



(10) **DE 10 2022 211 349 A1** 2023.10.19

(12) **Offenlegungsschrift**

(21) Aktenzeichen: **10 2022 211 349.7**

(22) Anmeldetag: **26.10.2022**

(43) Offenlegungstag: **19.10.2023**

(51) Int Cl.: **B60W 40/068** (2012.01)

(30) Unionspriorität:
10-2022-0045851 13.04.2022 KR

(71) Anmelder:
HYUNDAI MOTOR COMPANY, Seoul, KR; Inha University Research and Business Foundation, Incheon, KR; Kia Corporation, Seoul, KR

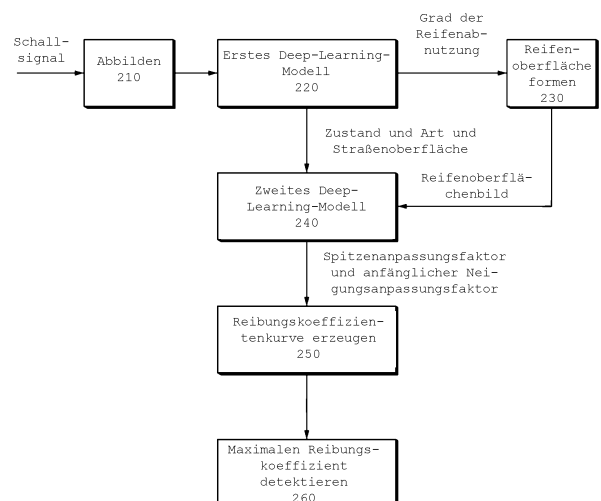
(74) Vertreter:
HOFFMANN - EITLE Patent- und Rechtsanwälte PartmbB, 81925 München, DE

(72) Erfinder:
Yoon, Young Sam, Hwaseong-si, Gyeonggi-do, KR; Lee, Jae Hun, Yongin-si, Gyeonggi-do, KR; Yum, Ki Ho, Seoul, KR; Jang, Dong Jin, Siheung-si, Gyeonggi-do, KR; Hwang, Sung Wook, Seoul, KR; Lee, Sang Kwon, Seoul, KR

Die folgenden Angaben sind den vom Anmelder eingereichten Unterlagen entnommen.

(54) Bezeichnung: **Vorrichtung zum Vorhersagen eines Reibungskoeffizienten einer Strassenoberfläche und Verfahren dafür**

(57) Zusammenfassung: Offenbart werden eine Vorrichtung und ein Verfahren zum Vorhersagen eines Reibungskoeffizienten einer Straßenoberfläche. Die Vorrichtung umfasst ein Mikrofon, das ein Schallsignal um einen an einem Fahrzeug montierten Reifen erhält, und eine Steuerung, die einen Zustand und eine Art der Straßenoberfläche und einen Grad der Reifenabnutzung entsprechend dem Schallsignal um den Reifen auf Grundlage eines ersten Deep-Learning-Modells schätzt, einen Spitzenanpassungsfaktor und einen anfänglichen Neigungsanpassungsfaktor einer Reibungskoeffizientenkurve entsprechend dem Zustand und der Art der Straßenoberfläche und dem Grad der Reifenabnutzung auf Grundlage eines zweiten Deep-Learning-Modells schätzt, und den Reibungskoeffizienten auf Grundlage des Spitzenanpassungsfaktors und des anfänglichen Neigungsanpassungsfaktors der Reibungskoeffizientenkurve vorhersagt.



Beschreibung

TECHNISCHES GEBIET

[0001] Die vorliegende Offenbarung bezieht sich auf eine Technologie zum Vorhersagen eines Reibungskoeffizienten (z.B. μ -peak) einer Straßenoberfläche auf Grundlage eines Schallsignals um einen Reifen.

HINTERGRUND

[0002] Im Allgemeinen kann Deep Learning (oder ein tiefes neuronales Netz), das eine Art des maschinellen Lernens ist, ein mehrschichtiges künstliches neuronales Netzwerk (ANN) zwischen einem Eingang und einem Ausgang umfassen. Ein solches künstliches neuronales Netzwerk kann ein faltungsneuronales Netzwerk (CNN) oder ein rekurrentes neuronales Netzwerk (RNN) und dergleichen umfassen, je nach Struktur, zu lösendem Problem und Zweck.

[0003] Die Daten, die in das faltungsneuronale Netzwerk eingegeben werden, werden in einen Trainingsatz und einen Testsatz unterteilt. Das faltungsneuronale Netzwerk lernt die Gewichte bzw. Gewichtungen des neuronalen Netzwerks anhand des Trainingsatzes und überprüft das gelernte Ergebnis anhand des Testsatzes.

[0004] Das heißt, wenn Daten in das faltungsneuronale Netzwerk eingegeben werden, wird die Operation Schritt für Schritt von der Eingabeschicht bis zur versteckten Schicht durchgeführt und das Ergebnis wird ausgegeben. Bei diesem Prozess durchlaufen die Eingabedaten alle Knoten nur einmal. In diesem Fall bedeutet die Tatsache, dass die Eingabedaten alle Knoten nur einmal durchlaufen, eine Struktur, die die Reihenfolge der Daten, d.h. den zeitlichen Aspekt, nicht berücksichtigt.

[0005] Schließlich führt das faltungsneuronale Netzwerk Lernen unabhängig von der zeitlichen Reihenfolge der Eingabedaten durch. Da das rekurrente neuronale Netzwerk eine Struktur hat, bei der das Ergebnis der verborgenen Schicht wieder in die verborgene Schicht eingegeben wird, bedeutet eine solche Struktur, dass die zeitliche Reihenfolge der Eingabedaten berücksichtigt wird.

[0006] Als herkömmliche Technik zum Vorhersagen des Zustands einer Straßenoberfläche wurde eine Technologie zur Messung eines Schallsignals in der Nähe eines Reifens und zur Erkennung des Zustands der Straßenoberfläche auf Grundlage der Leistungsspektrumdichte des Schallsignals in einem bestimmten Frequenzbereich vorgeschlagen. Eine solche herkömmliche Technik hat jedoch eine geringe Vorhersagegenauigkeit.

[0007] Die in diesem Abschnitt über den Hintergrund beschriebenen Sachverhalte sollen das Verständnis für den Hintergrund der Offenbarung fördern und können Sachverhalte umfassen, die dem Fachmann noch nicht bekannt sind.

DARSTELLUNG DER ERFINDUNG

[0008] Die vorliegende Offenbarung erfolgte, um die oben genannten Probleme zu lösen, die im verwandten Stand der Technik auftreten, während die Vorteile, die durch den verwandten Stand der Technik erreicht wurden, erhalten bleiben.

[0009] Ein Aspekt der vorliegenden Offenbarung stellt eine Vorrichtung und ein Verfahren zum Vorhersagen eines Reibungskoeffizienten einer Straßenoberfläche bereit, die in der Lage sind, eine Vorhersagegenauigkeit zu verbessern durch Schätzen des Zustands und der Art der Straßenoberfläche und des Grads der Reifenabnutzung entsprechend einem Schallsignal um einen Reifen herum auf Grundlage eines ersten Deep-Learning-Modells, Schätzen eines Spitzenanpassungsfaktors und eines anfänglichen Neigungsanpassungsfaktors einer Reibungskoeffizientenkurve, die dem Zustand und der Art der Straßenoberfläche und dem Grad der Reifenabnutzung entspricht, auf Grundlage eines zweiten Deep-Learning-Modells, und Vorhersagen des Reibungskoeffizienten auf Grundlage des Spitzenanpassungsfaktors und des anfänglichen Neigungsanpassungsfaktors der Reibungskoeffizientenkurve.

[0010] Die technischen Aufgaben der vorliegenden Offenbarung sind nicht auf die oben genannten beschränkt, und die anderen nicht erwähnten technischen Aufgaben und Vorteile werden aus der folgenden Beschreibung ersichtlich. Es kann auch leicht verstanden werden, dass die Aufgaben und Vorteile der vorliegenden Offenbarung durch die in den Ansprüchen genannten Einheiten und Kombinationen davon realisiert werden können.

[0011] Gemäß einem Aspekt der vorliegenden Offenbarung kann eine Vorrichtung zum Vorhersagen eines Reibungskoeffizienten einer Straßenoberfläche ein Mikrofon, das ein Schallsignal um einen an einem Fahrzeug montierten Reifen erhält, und eine Steuerung aufweisen, der einen Zustand und eine Art der Straßenoberfläche und einen Grad der Reifenabnutzung entsprechend dem Schallsignal um den Reifen auf Grundlage eines ersten Deep-Learning-Modells schätzt, einen Spitzenanpassungsfaktor und einen anfänglichen Neigungsanpassungsfaktor einer Reibungskoeffizientenkurve, die dem Zustand und der Art der Straßenoberfläche und dem Grad der Reifenabnutzung entspricht, auf Grundlage eines zweiten Deep-Learning-Modells schätzt und den Reibungskoeffizienten auf Grundlage des Spitzenanpassungsfaktors und des anfänglichen Neigungsanpassungsfaktors der Reibungskoeffizientenkurve.

glichen Neigungsanpassungsfaktors der Reibungskoeffizientenkurve vorhersagt.

[0012] Gemäß einer Ausführungsform kann die Steuerung das Schallsignal um den Reifen herum in ein Bild umwandeln und das Bild in das erste Deep-Learning-Modell eingeben, um den Zustand und die Art der Straßenoberfläche und den Grad der Reifenabnutzung zu schätzen.

[0013] Gemäß einer Ausführungsform kann die Steuerung das über das Mikrofon erhaltene Schallsignal um den Reifen herum durch eine Einheit einer voreingestellten Zeit teilen, das geteilte Schallsignal in ein erstes Bild umwandeln und einen Bereich von Interesse in dem ersten Bild auf ein zweites Bild einer voreingestellten Größe normalisieren.

[0014] Gemäß einer Ausführungsform kann die Steuerung das geteilte Schallsignal auf Grundlage eines Algorithmus einer kontinuierlichen Wavelet-Transformation in das erste Bild umwandeln.

[0015] Gemäß einer Ausführungsform kann die Steuerung ein Oberflächenbild des Reifens erzeugen, das dem Grad der Reifenabnutzung entspricht.

[0016] Gemäß einer Ausführungsform kann die Steuerung den Spitzenanpassungsfaktor und den anfänglichen Neigungsanpassungsfaktor der Reibungskoeffizientenkurve entsprechend dem Zustand und der Art der Straßenoberfläche und dem Oberflächenbild des Reifens auf Grundlage des zweiten Deep-Learning-Modells schätzen.

[0017] Gemäß einer Ausführungsform kann die Steuerung die Reibungskoeffizientenkurve auf Grundlage des Spitzenanpassungsfaktors und des anfänglichen Neigungsanpassungsfaktors der Reibungskoeffizientenkurve erstellen und einen maximalen Reibungskoeffizienten auf der Reibungskoeffizientenkurve vorhersagen.

[0018] Gemäß einer Ausführungsform kann der Zustand der Straßenoberfläche einen trockenen Zustand und/oder einen nassen Zustand und/oder einen Schneezustand und/oder einen Eiszustand umfassen.

[0019] Gemäß einer Ausführungsform kann die Art des Straßenbelags einen neuen Asphalt und/oder einen alten Asphalt und/oder einen ersten Beton und/oder einen zweiten Beton und/oder eine Querrille und/oder eine Längsrille umfassen.

[0020] Gemäß einer Ausführungsform kann das Mikrofon vor einem Radkasten montiert sein, der an einem Hinterrad des Fahrzeugs angeordnet ist.

[0021] Gemäß einem Aspekt der vorliegenden Offenbarung kann ein Verfahren zum Vorhersagen eines Reibungskoeffizienten einer Straßenoberfläche die folgenden Schritte umfassen: Erfassen eines Schallsignals um einen an einem Fahrzeug montierten Reifen mittels eines Mikrofons, Schätzen eines Zustands und einer Art der Straßenoberfläche und eines Grads der Reifenabnutzung entsprechend dem Schallsignal um den Reifen auf Grundlage eines ersten Deep-Learning-Modells durch eine Steuerung, Schätzen eines Spitzenanpassungsfaktors und eines Anfangsneigungsanpassungsfaktors einer Reibungskoeffizientenkurve entsprechend dem Zustand und der Art der Straßenoberfläche und dem Grad der Reifenabnutzung auf Grundlage eines zweiten Deep-Learning-Modells durch die Steuerung, und Vorhersagen des Reibungskoeffizienten auf Grundlage des Spitzenanpassungsfaktors und des anfänglichen Neigungsanpassungsfaktors der Reibungskoeffizientenkurve durch die Steuerung.

[0022] Gemäß einer Ausführungsform kann das Schätzen des Zustands und der Art der Straßenoberfläche und des Grads der Reifenabnutzung das Umwandeln, durch die Steuerung, des Schallsignals um den Reifen herum in ein Bild und das Eingeben des Bilds durch die Steuerung in das erste Deep-Learning-Modell umfassen, um den Zustand und die Art der Straßenoberfläche und den Grad der Reifenabnutzung zu schätzen.

[0023] Gemäß einer Ausführungsform kann das Umwandeln des Schallsignals um den Reifen in das Bild das Teilen, durch die Steuerung, des Schallsignals um den Reifen, das durch das Mikrofon erhalten wird, durch eine voreingestellte Zeiteinheit, das Umwandeln, durch die Steuerung, des geteilten Schallsignals in ein erstes Bild, und das Normalisieren eines Bereichs von Interesse in dem ersten Bild auf ein zweites Bild mit einer voreingestellten Größe umfassen.

[0024] Gemäß einer Ausführungsform kann das Umwandeln des geteilten Schallsignals in das Bild das Umwandeln des geteilten Schallsignals in das erste Bild auf Grundlage eines Algorithmus einer kontinuierlichen Wavelet-Transformation durch die Steuerung umfassen.

[0025] Gemäß einer Ausführungsform kann das Schätzen des Spitzenanpassungsfaktors und des anfänglichen Neigungsanpassungsfaktors das Erzeugen eines Oberflächenbildes des Reifens durch die Steuerung umfassen, das dem Grad der Reifenabnutzung entspricht.

[0026] Gemäß einer Ausführungsform kann das Vorhersagen des Reibungskoeffizienten das Schätzen, durch die Steuerung, des Spitzenanpassungs-

faktors und des anfänglichen Neigungsanpassungsfaktors der Reibungskoeffizientenkurve entsprechend dem Zustand und der Art der Straßenoberfläche und dem Oberflächenbild des Reifens auf Grundlage des zweiten Deep-Learning-Modells umfassen.

[0027] Gemäß einer Ausführungsform kann das Vorhersagen des Reibungskoeffizienten das Erzeugen der Reibungskoeffizientenkurve durch die Steuerung auf Grundlage des Spitzenanpassungsfaktors und des Anfangsneigungsanpassungsfaktors der Reibungskoeffizientenkurve und das Vorhersagen eines maximalen Reibungskoeffizienten auf der Reibungskoeffizientenkurve durch die Steuerung umfassen.

KURZBESCHREIBUNG DER ZEICHNUNGEN

[0028] Die obigen und andere Aufgaben, Merkmale und Vorteile der vorliegenden Offenbarung werden aus der folgenden ausführlichen Beschreibung in Verbindung mit den beigegeführten Zeichnungen deutlicher:

Fig. 1 ist ein Blockdiagramm einer Vorrichtung zum Vorhersagen eines Reibungskoeffizienten einer Straßenoberfläche gemäß einer Ausführungsform der vorliegenden Offenbarung;

Fig. 2 ist ein Blockdiagramm, das einen Prozess veranschaulicht, bei dem eine Steuerung, die in einer Vorrichtung zum Vorhersagen eines Reibungskoeffizienten einer Straßenoberfläche gemäß einer Ausführungsform der vorliegenden Offenbarung vorgesehen ist, den maximalen Reibungskoeffizienten der Straßenoberfläche detektiert;

Fig. 3 ist eine Ansicht, die einen Prozess veranschaulicht, bei dem eine Steuerung, die in einer Vorrichtung zum Vorhersagen eines Reibungskoeffizienten einer Straßenoberfläche gemäß einer Ausführungsform der vorliegenden Offenbarung vorgesehen ist, ein Schallsignal abbildet;

Fig. 4 ist eine Ansicht, die den Zustand und die Art einer Straßenoberfläche veranschaulicht, die auf Grundlage des ersten Deep-Learning-Modells durch eine Steuerung geschätzt wird, der in einer Vorrichtung zum Vorhersagen eines Reibungskoeffizienten der Straßenoberfläche gemäß einer Ausführungsform der vorliegenden Offenbarung vorgesehen ist;

Fig. 5A bis Fig. 5D sind Ansichten eines Reifenoberflächenbildes, das dem Grad der Reifenabnutzung entspricht und von einer Steuerung erzeugt wird, die in einer Vorrichtung zum Vorhersagen des Reibungskoeffizienten einer Straßenoberfläche gemäß einer Ausführungsform der vorliegenden Offenbarung vorgesehen ist;

Fig. 6A ist eine Ansicht, die die Beziehung zwischen einem Spitzenanpassungsfaktor (ax1) und einer Reibungskoeffizientenkurve veranschaulicht, die von einer Steuerung verwendet wird, die in einer Vorrichtung zum Vorhersagen eines Reibungskoeffizienten einer Straßenoberfläche gemäß einer Ausführungsform der vorliegenden Offenbarung vorgesehen ist;

Fig. 6B ist eine Ansicht, welche die Beziehung zwischen dem anfänglichen Neigungsanpassungsfaktor (ax4) und der Reibungskoeffizientenkurve veranschaulicht, die von einer Steuerung verwendet wird, die in einer Vorrichtung zum Vorhersagen eines Reibungskoeffizienten einer Straßenoberfläche gemäß einer Ausführungsform der vorliegenden Offenbarung vorgesehen ist;

Fig. 7 ist eine Ansicht, die eine Reibungskoeffizientenkurve veranschaulicht, die durch eine Steuerung erzeugt wird, die in einer Vorrichtung zum Vorhersagen eines Reibungskoeffizienten einer Straßenoberfläche gemäß einer Ausführungsform der vorliegenden Offenbarung vorgesehen ist;

Fig. 8A ist eine erste beispielhafte Ansicht, die die Leistung eines ersten Deep-Learning-Modells zeigt, das in einer Vorrichtung zum Vorhersagen eines Reibungskoeffizienten einer Straßenoberfläche gemäß einer Ausführungsform der vorliegenden Offenbarung vorgesehen ist;

Fig. 8B ist eine zweite beispielhafte Ansicht, die die Leistung eines ersten Deep-Learning-Modells zeigt, das in einer Vorrichtung zum Vorhersagen eines Reibungskoeffizienten einer Straßenoberfläche gemäß einer Ausführungsform der vorliegenden Offenbarung vorgesehen ist;

Fig. 9A ist eine erste beispielhafte Ansicht, die die Auswirkung von Reifenluftdruck auf die Schätzleistung eines ersten Deep-Learning-Modells zeigt, das in einer Vorrichtung zum Vorhersagen eines Reibungskoeffizienten einer Straßenoberfläche gemäß einer Ausführungsform der vorliegenden Offenbarung vorgesehen ist;

Fig. 9B ist eine zweite beispielhafte Ansicht, die die Auswirkung der Temperatur auf die Schätzleistung eines ersten Deep-Learning-Modells zeigt, das in einer Vorrichtung zum Vorhersagen eines Reibungskoeffizienten einer Straßenoberfläche gemäß einer Ausführungsform der vorliegenden Offenbarung vorgesehen ist;

Fig. 9C ist eine dritte beispielhafte Ansicht, die die Auswirkung der Temperatur auf die Schätzleistung eines ersten Deep-Learning-Modells zeigt, das in einer Vorrichtung zum Vorhersagen

eines Reibungskoeffizienten einer Straßenoberfläche gemäß einer Ausführungsform der vorliegenden Offenbarung vorgesehen ist;

Fig. 9D bis Fig. 9G sind vierte beispielhafte Ansichten, die den Einfluss der Temperatur auf die Schätzleistung eines ersten Deep-Learning-Modells veranschaulichen, das in einer Vorrichtung zum Vorhersagen eines Reibungskoeffizienten einer Straßenoberfläche gemäß einer Ausführungsform der vorliegenden Offenbarung vorgesehen ist;

Fig. 10 ist eine beispielhafte Ansicht, die die Leistung eines zweiten Deep-Learning-Modells zeigt, das in einer Vorrichtung zum Vorhersagen eines Reibungskoeffizienten einer Straßenoberfläche gemäß einer Ausführungsform der vorliegenden Offenbarung vorgesehen ist;

Fig. 11 ist ein Ablaufdiagramm, das ein Verfahren zum Vorhersagen eines Reibungskoeffizienten einer Straßenoberfläche gemäß einer Ausführungsform der vorliegenden Offenbarung veranschaulicht; und

Fig. 12 ist ein Blockdiagramm, das ein Rechensystem zur Ausführung eines Verfahrens zum Vorhersagen eines Reibungskoeffizienten einer Straßenoberfläche gemäß einer Ausführungsform der vorliegenden Offenbarung zeigt.

AUSFÜHRLICHE BESCHREIBUNG

[0029] Nachfolgend werden einige Ausführungsformen der vorliegenden Offenbarung unter Bezugnahme auf die Beispielzeichnungen ausführlich beschrieben. Bei der Hinzufügung der Bezugszeichen zu den Bauteilen jeder Zeichnung wird angemerkt, dass identische oder gleichwertige Bauteile mit identischen Nummern bezeichnet werden, auch wenn es in anderen Zeichnungen dargestellt ist. Ferner wird bei der Beschreibung der Ausführungsform der vorliegenden Offenbarung auf eine ausführliche Beschreibung der zugehörigen bekannten Konfiguration oder Funktion verzichtet, wenn festgestellt wird, dass sie das Verständnis der Ausführungsform der vorliegenden Offenbarung beeinträchtigt.

[0030] Bei der Beschreibung der Komponenten der Ausführungsform gemäß der vorliegenden Offenbarung können Begriffe wie „erste“, „zweite“, „A“, „B“, „a“, „b“ und dergleichen verwendet werden. Diese Begriffe dienen lediglich dazu, die Bestandteile von anderen Bestandteilen zu unterscheiden, und die Begriffe schränken die Art, Reihenfolge oder Abfolge der Bestandteile nicht ein. Sofern nicht anders definiert, haben alle hier verwendeten Begriffe, einschließlich technischer und wissenschaftlicher Begriffe, die gleiche Bedeutung, wie sie von einem Fachmann auf dem Gebiet, zu dem diese Offenbarung gehört, allgemein verstanden wird. Es versteht

sich ferner, dass Begriffe, wie sie in allgemein gebräuchlichen Wörterbüchern definiert sind, so ausgelegt werden sollten, dass sie eine Bedeutung haben, die mit ihrer Bedeutung im Kontext des betreffenden Fachgebiets übereinstimmt, und dass sie nicht in einem idealisierten oder übermäßig formalen Sinne ausgelegt werden, es sei denn, sie sind hier ausdrücklich so definiert.

[0031] **Fig. 1** ist ein Blockdiagramm einer Vorrichtung zum Vorhersagen eines Reibungskoeffizienten einer Straßenoberfläche gemäß einer Ausführungsform der vorliegenden Offenbarung.

[0032] Wie in **Fig. 1** dargestellt, kann eine Vorrichtung zum Vorhersagen eines Reibungskoeffizienten einer Straßenoberfläche gemäß einer Ausführungsform der vorliegenden Offenbarung einen Speicher 10, ein Mikrofon 20, eine Ausgabevorrichtung 30 und eine Steuerung 40 aufweisen. In diesem Fall können je nach einem Schema der Implementierung einer Vorrichtung zum Vorhersagen eines Reibungskoeffizienten einer Straßenoberfläche gemäß einer Ausführungsform der vorliegenden Offenbarung Komponenten miteinander kombiniert werden, um als eine Einheit implementiert zu werden, oder einige Komponenten können weggelassen werden.

[0033] In Bezug auf jede Komponente kann der Speicher 10 verschiedene Logik, Algorithmen und Programme speichern, die in den Prozessen zum Schätzen des Zustands und der Art der Straßenoberfläche und des Abnutzungsgrads eines Reifens (Abnutzungsgrad eines Reifens) entsprechend einem Schallsignal um einen Reifen herum auf Grundlage eines ersten Deep-Learning-Modells, Schätzen eines Spitzenanpassungsfaktors und eines anfänglichen Neigungsanpassungsfaktors einer Reibungskoeffizientenkurve, die dem Zustand und der Art der Straßenoberfläche und dem Grad des Reifenverschleißes entspricht, basierend auf einem zweiten Deep-Learning-Modell, und Vorhersagen des Reibungskoeffizienten basierend auf dem Spitzenanpassungsfaktor und dem anfänglichen Neigungsanpassungsfaktor der Reibungskoeffizientenkurve erforderlich sind.

[0034] Der Speicher 10 kann das erste Deep-Learning-Modell auf Grundlage eines faltungsneutralen Netzwerks (CNN) speichern, in dem das Lernen abgeschlossen ist, und kann einen Algorithmus einer kontinuierlichen Wavelet-Transformation (CWT) speichern, der beim Training des CNN-basierten ersten Deep-Learning-Modells oder bei der Verwendung des CNN-basierten ersten Deep-Learning-Modells, in dem das Lernen abgeschlossen ist, erforderlich ist. Der CWT-Algorithmus kann verwendet werden, um ein Schallsignal um einen Reifen herum in ein Bild umzuwandeln.

[0035] Die Fourier-Transformation, welche ein mathematisches Verfahren zur Zerlegung einer Funktion oder eines Signals der Zeit in Frequenzkomponenten ist, kann jede Art von Signal durch die Summe von Sinuskurven mit verschiedenen Frequenzen und Amplituden darstellen. Obwohl es möglich ist, die in einem Signal vorhandenen Frequenzen mit Hilfe der Fourier-Transformation zu analysieren, besteht eine Einschränkung darin, dass es unmöglich ist zu wissen, wann jede Frequenz in der Zeit existiert, da die Information über die Zeit verschwindet. Daher ist es schwierig, ein Signal, dessen Frequenz mit der Zeit schwankt, richtig zu analysieren. Da es so ist, als ob die Noten nach ihrer Tonhöhe (Frequenz) und nicht nach ihrem zeitlichen Verlauf angeordnet sind, kann man zwar wissen, welche Noten in einem Lied enthalten sind, aber nicht, welche Art von Musik diese Noten tatsächlich ausmachen. Im Gegenteil, die CWT erhöht die zeitliche Auflösung und senkt die Frequenzauflösung für ein Signal mit hoher Frequenzkomponente, während sie die Frequenzauflösung erhöht und die zeitliche Auflösung für ein Signal mit niedriger Frequenzkomponente senkt. Im Gegensatz zur Fourier-Transformation, die eine zeitlich unendliche Sinuskurve als Basisfunktion verwendet, verwendet die CWT eine zeitlich begrenzte Wavelet-Funktion als Basisfunktion. Der Kern der CWT besteht in der Analyse eines Signals durch Skalierung (zeitliche Erweiterung oder Verringerung) und Verschiebung (Verschiebung auf der Zeitachse) von Wavelets.

[0036] Der Speicher 10 kann das zweite Deep-Learning-Modell speichern, das auf einem trainierten faltungsneuronalen Netzwerk (CNN) basiert, und kann auch einen Algorithmus speichern, der verwendet wird, um eine Reifenoberflächenform (Bild) zu erzeugen, die einem durch das CNN-basierte erste Deep-Learning-Modell geschätzten Grad von Reifenverschleiß entspricht. In diesem Fall kann das zweite Deep-Learning-Modell einen Spitzenanpassungsfaktor und einen anfänglichen Neigungsanpassungsfaktor einer Reibungskoeffizientenkurve auf Grundlage des Zustands und der Art einer Straßenoberfläche und einer durch das erste Deep-Learning-Modell geschätzten Reifenoberflächenform schätzen. Die horizontale Achse der Reibungskoeffizientenkurve kann eine Schlupfrate (%) darstellen und die vertikale Achse kann ein Diagramm darstellen, das den Reibungskoeffizienten darstellt, der basierend auf einer allgemein bekannten magischen Formel erzeugt wird. Die magische Formel kann wie folgt durch folgende Gleichung 1 ausgedrückt werden.

$$y = D \times \sin \left\{ C \times \arctan \left[Bx - E \times (Bx - \arctan(Bx)) \right] \right\}$$

[Gleichung 1]

[0037] Dabei steht „B“ für einen Steifigkeitsanpassungsfaktor, der die Neigung am Ursprung bestimmt,

„C“ für einen Formanpassungsfaktor, der die Gesamtform einer Sinusfunktion bestimmt, „D“ für einen Spitzenanpassungsfaktor, der den höchsten Punkt einer Reibungskoeffizientenkurve bestimmt, und das Produkt (BCD) aus B, C und D für einen Anfangsneigungsanpassungsfaktor der Reibungskoeffizientenkurve.

[0038] Im Speicher 10 kann ein Algorithmus zum Vorhersagen des maximalen Reibungskoeffizienten (μ -peak) auf Grundlage des Spitzenanpassungsfaktors und des Anfangsneigungsanpassungsfaktors der Reibungskoeffizientenkurve gespeichert sein. Wenn die Bremskraft ausreichend größer ist als die Reibungskraft des Reifens und das Schlupfverhältnis 1 überschreitet, bewegt sich das Fahrzeug, aber die Räder stehen still. In einem solchen Zustand, der als Blockieren der Räder bezeichnet wird und der gefährlichste Zustand beim Bremsen ist, ist es unmöglich, das Fahrzeug zu lenken, und es ist unmöglich vorherzusagen, wohin das Fahrzeug fahren wird. Der maximale Reibungskoeffizient, ein wichtiger Kennwert, der den Bremsweg eines an einem Fahrzeug montierten Reifens bestimmt, stellt einen Reibungskoeffizienten unmittelbar vor dem Blockieren des Rades dar.

[0039] Der Speicher 10 kann mindestens eine Art eines Speichermediums von Speichern eines Flash-Speichertyps, eines Festplattentyps, eines Mikrotyps, eines Kartentyps (z.B. eine Secure Digital (SD)-Karte oder eine Extreme Digital (XD)-Karte) und dergleichen sowie einen Direktzugriffsspeicher (RAM), einen statischen RAM, einen Festwertspeicher (ROM), einen programmierbaren ROM (PROM), einen elektrisch löschbaren PROM (EEPROM), einen Magnetspeicher (MRAM), eine Magnetplatte und einen Speicher von der Art einer optischen Platte umfassen.

[0040] Das Mikrofon 20 kann z.B. als robustes Druckmikrofon ausgeführt sein und vor einem Radkasten an einem Hinterrad eines Fahrzeugs angebracht sein, um ein von einem Reifen erzeugtes Schallsignal zu messen. Das Mikrofon 20 kann ein Schallsignal mit einer Abtastfrequenz von z.B. 12.800 Hz aufnehmen.

[0041] Die Ausgabevorrichtung 30 kann die von der Steuerung 40 erzeugte Reibungskoeffizientenkurve anzeigen. In diesem Fall kann der maximale Reibungskoeffizient auf der Reibungskoeffizientenkurve angezeigt werden. Die Ausgabevorrichtung 30, die ein Kommunikationsmodul zur Übermittlung des maximalen Reibungskoeffizienten an einen externen Server ist, kann mindestens eines der folgenden Module aufweisen: ein mobiles Kommunikationsmodul, ein drahtloses Internetmodul und ein Kurzstrecken-Kommunikationsmodul.

[0042] Das mobile Kommunikationsmodul kann mit dem externen Server oder einem anderen Fahrzeug über ein mobiles Kommunikationsnetzwerk kommunizieren, das nach einem technischen Standard oder einem Kommunikationsschema für mobile Kommunikation aufgebaut ist (z.B., Global System for Mobile Communication (GSM), Code Division Multi Access (CDMA), Code Division Multi Access 2000 (CDMA2000), Enhanced Voice-Data Optimized oder Enhanced Voice-Data Only (EV-DO), Wideband CDMA (WCDMA), High Speed Downlink Packet Access (HSDPA), High Speed Uplink Packet Access (HSUPA), Long Term Evolution (LTE), Long Term Evolution-Advanced (LTE-A), 4th Generation Mobile Telecommunication (4G), 5th Generation Mobile Telecommunication (5G) und dergleichen).

[0043] Das drahtlose Internetmodul, das ein Modul für den drahtlosen Internetzugang ist, kann mit dem externen Server oder einem anderen Fahrzeug über drahtloses LAN (WLAN), Wireless-Fidelity (Wi-Fi), Wi-Fi Direct, Digital Living Network Alliance (DLNA), drahtloses Breitband (WiBro), World Interoperability for Microwave Access (WiMAX), High Speed Downlink Packet Access (HSDPA), High Speed Uplink Packet Access (HSUPA), Long Term Evolution (LTE), Long Term Evolution-Advanced (LTE-A) und dergleichen kommunizieren.

[0044] Das Kurzstreckenkommunikationsmodul kann die Kurzstreckenkommunikation unterstützen, indem es mindestens eine der folgenden Technologien verwendet: Bluetooth™, Radio Frequency Identification (RFID), Infrared Data Association (IrDA), Ultra Wideband (UWB), ZigBee, Near Field Communication (NFC) und Wireless Universal Serial Bus (USB).

[0045] Die Steuerung 40 kann die Gesamtsteuerung übernehmen, so dass jede Komponente ihre Funktion erfüllt. Die Steuerung 40 kann in Form von Hardware oder Software oder in einer Kombination aus Hardware und Software implementiert sein. Vorzugsweise kann die Steuerung 40 als Mikroprozessor implementiert sein, ohne jedoch hierauf beschränkt zu sein.

[0046] Insbesondere kann die Steuerung 40 verschiedene Steuerungen durchführen, die in den Prozessen zum Schätzen des Zustands und der Art einer Straßenoberfläche, die einem Schallsignal um einen Reifen herum entspricht, und des Grads der Reifenabnutzung auf Grundlage eines ersten Deep-Learning-Modells, zum Schätzen eines Spitzenanpassungsfaktors und eines anfänglichen Neigungsanpassungsfaktors einer Reibungskoeffizientenkurve, die dem Zustand und der Art der Straßenoberfläche und dem Grad der Reifenabnutzung entspricht, auf Grundlage eines zweiten Deep-Learning-Modells und zum Vorhersagen des Rei-

bungskoeffizienten auf Grundlage des Spitzenanpassungsfaktors und des anfänglichen Neigungsanpassungsfaktors der Reibungskoeffizientenkurve erforderlich sind.

[0047] Die Steuerung 40 kann eine Reibungskoeffizientenkurve auf Grundlage des Spitzenanpassungsfaktors und des anfänglichen Neigungsanpassungsfaktors der Reibungskoeffizientenkurve erzeugen und den maximalen Reibungskoeffizienten auf der Reibungskoeffizientenkurve detektieren.

[0048] Bei dem Prozess des Lernens des ersten Deep-Learning-Modells oder dem Verwenden des ersten trainierten Deep-Learning-Modells kann die Steuerung 40 das Schallsignal um den Reifen herum in ein Bild umwandeln, das auf einem Algorithmus einer kontinuierlichen Wavelet-Transformation basiert, und das Bild normalisieren (neu skalieren).

[0049] Die Steuerung 40 kann eine Oberflächenform (Bild) des Reifens erzeugen, die dem durch das erste Deep-Learning-Modell geschätzten Grad der Reifenabnutzung entspricht.

[0050] Die Steuerung 40 kann den Zustand und die Art der Straßenoberfläche, die durch das erste Deep-Learning-Modell geschätzt werden, und die Oberflächenform des Reifens in das zweite Deep-Learning-Modell eingeben, um den Spitzenanpassungsfaktor und den anfänglichen Neigungsanpassungsfaktor der Reibungskoeffizientenkurve zu schätzen, und kann eine Reibungskoeffizientenkurve erzeugen, die dem Spitzenanpassungsfaktor und dem anfänglichen Neigungsanpassungsfaktor der Reibungskoeffizientenkurve auf Grundlage der magischen Formel entspricht. In diesem Fall ist die Reibungskoeffizientenkurve eine vorhergesagte Kurve.

[0051] Die Steuerung 40 kann den maximalen Reibungskoeffizienten auf der Reibungskoeffizientenkurve detektieren.

[0052] Die Steuerung 40 kann das Mikrofon 20 steuern, um das vom Reifen erzeugte Schallsignal zu messen.

[0053] Die Steuerung 40 kann die Ausgabevorrichtung 30 derart steuern, dass die Reibungskoeffizientenkurve angezeigt oder an einen externen Server übertragen wird.

[0054] Die Steuerung 40 kann die Ausgabevorrichtung 30 derart steuern, dass sie den maximalen Reibungskoeffizienten auf der Reibungskoeffizientenkurve anzeigt oder den maximalen Reibungskoeffizienten auf der Reibungskoeffizientenkurve an einen externen Server übermittelt.

[0055] Nachfolgend wird die Funktionsweise der Steuerung 40 unter Bezugnahme auf die **Fig. 2** bis **Fig. 7** ausführlich beschrieben.

[0056] **Fig. 2** ist ein Blockdiagramm, das einen Prozess veranschaulicht, bei dem eine Steuerung, die in einer Vorrichtung zum Vorhersagen eines Reibungskoeffizienten einer Straßenoberfläche gemäß einer Ausführungsform der vorliegenden Offenbarung vorgesehen ist, den maximalen Reibungskoeffizienten der Straßenoberfläche detektiert. **Fig. 3** ist eine Ansicht, die ein Verfahren veranschaulicht, bei dem eine Steuerung, die in einer Vorrichtung zum Vorhersagen eines Reibungskoeffizienten einer Straßenoberfläche gemäß einer Ausführungsform der vorliegenden Offenbarung vorgesehen ist, ein Schallsignal abbildet. **Fig. 4** ist eine Ansicht, die den Zustand und die Art einer Straßenoberfläche veranschaulicht, die auf Grundlage des ersten Deep-Learning-Modells von einer Steuerung geschätzt werden, die in einer Vorrichtung zum Vorhersagen eines Reibungskoeffizienten der Straßenoberfläche gemäß einer Ausführungsform der vorliegenden Offenbarung vorgesehen ist. Die **Fig. 5A** bis **Fig. 5D** sind Ansichten eines Reifenoberflächenbildes, das einem Reifenverschleißgrad entspricht und von einer Steuerung in einer Vorrichtung zum Vorhersagen eines Reibungskoeffizienten einer Straßenoberfläche gemäß einer Ausführungsform der vorliegenden Offenbarung erzeugt wird.

[0057] Wie in **Fig. 2** dargestellt, kann die Steuerung 40 zunächst ein durch das Mikrofon 20 erhaltenes Schallsignal in 210 abbilden. In diesem Fall kann die Steuerung 40 einen Vorverarbeitungsvorgang durchführen, wie in **Fig. 3** gezeigt. Das heißt, die Steuerung 40 kann ein durch das Mikrofon 20 erhaltenes Schallsignal 310 in Einheiten (oder durch eine Einheit) einer voreingestellten Zeit (z.B. 0,15 Sekunden) unterteilen. Dann kann die Steuerung 40 das geteilte Schallsignal 320 auf Grundlage des CWT-Algorithmus abbilden. Das heißt, die Steuerung 40 kann ein dreidimensionales Bild 330 erzeugen, das dem geteilten Schallsignal 320 entspricht. Anschließend kann die Steuerung 40 das Bild 330 normalisieren (neu skalieren). Das heißt, die Steuerung 40 kann einen Bereich, der einem voreingestellten Frequenzabschnitt (z.B. 0 Hz bis 200 Hz) entspricht, aus dem Bild 330 ausschneiden und den verbleibenden Bereich (Bereich von Interesse) auf ein Bild mit einer voreingestellten Größe (z.B. $224 \times 224 \times 3$) normalisieren.

[0058] Danach kann die Steuerung 40 in 220 den Zustand und die Art der Straßenoberfläche und den Grad der Reifenabnutzung entsprechend dem normalisierten Bild auf Grundlage des ersten Deep-Learning-Modells schätzen. In diesem Fall, wie in **Fig. 4** gezeigt, kann der Zustand der Straßenoberfläche 410 einen trockenen Zustand, einen nassen

Zustand, einen Schneezustand und einen gefrorenen Zustand (Eis) umfassen. Ein Straßenoberflächentyp 420 kann neuen Asphalt (Asphalt 1), alten Asphalt (Asphalt 2), einen ersten Beton (Beton 1), einen zweiten Beton (Beton 2), eine Querrille, eine Längsrille (z.B. eine Regenrinne) und dergleichen umfassen.

[0059] Danach kann die Steuerung 40 die Oberfläche des Reifens auf Grundlage des Grades der Reifenabnutzung in 230 formen. Das heißt, die Steuerung 40 kann ein Bild der Reifenoberfläche erzeugen, das dem Grad der Reifenabnutzung entspricht. Zum Beispiel, wie in **Fig. 5A** gezeigt, bezeichnet das Bezugszeichen „510“ ein erstes Reifenoberflächenbild, das einem ersten Grad (z.B. 0 mm) der Reifenabnutzung entspricht, wie in **Fig. 5B** gezeigt, bezeichnet das Bezugszeichen „520“ ein zweites Reifenoberflächenbild, das einem zweiten Grad (z.B., 2 mm) des Reifenverschleißes entspricht, wie in **Fig. 5C** gezeigt, bezeichnet das Bezugszeichen „530“ ein drittes Reifenoberflächenbild, das einem dritten Grad (z.B. 4 mm) des Reifenverschleißes entspricht, und wie in **Fig. 5D** gezeigt, bezeichnet das Bezugszeichen „540“ ein viertes Reifenoberflächenbild, das einem vierten Grad (z.B. 6 mm) des Reifenverschleißes entspricht.

[0060] Danach, in 240, kann die Steuerung 40 den Spitzenanpassungsfaktor und den anfänglichen Neigungsanpassungsfaktor der Reibungskoeffizientenkurve entsprechend dem Zustand und der Art der Straßenoberfläche und dem Reifenoberflächenbild auf Grundlage des zweiten Deep-Learning-Modells schätzen. In diesem Fall kann das zweite Deep-Learning-Modell den Spitzenanpassungsfaktor mit einem hohen Wert für eine trockene Straßenoberfläche ausgeben und den Spitzenanpassungsfaktor mit einem niedrigen Wert für eine nasse Straßenoberfläche ausgeben. Darüber hinaus kann das zweite Deep-Learning-Modell den anfänglichen Neigungsanpassungsfaktor mit einem hohen Wert ausgeben, wenn die Blocksteifigkeit mit zunehmendem Reifenverschleiß abnimmt. In diesem Fall ist die Auswirkung des Spitzenanpassungsfaktors auf die Reibungskoeffizientenkurve wie in **Fig. 6A** dargestellt, und die Auswirkung des anfänglichen Neigungsanpassungsfaktors auf die Reibungskoeffizientenkurve ist in **Fig. 6B** dargestellt.

[0061] **Fig. 6A** ist eine Ansicht, die die Beziehung zwischen einem Spitzenanpassungsfaktor (ax1) und einer Reibungskoeffizientenkurve veranschaulicht, die von einer Steuerung verwendet wird, die in einer Vorrichtung zum Vorhersagen eines Reibungskoeffizienten einer Straßenoberfläche gemäß einer Ausführungsform der vorliegenden Offenbarung vorgesehen ist.

[0062] Wie in **Fig. 6A** dargestellt, ist es verständlich, dass der Spitzenwert (maximaler Reibungskoeffizient) der Reibungskoeffizientenkurve umso niedriger ist, je höher das Verhältnis (%) des Spitzenanpassungsfaktors ($ax1$) ist. Daher wird der maximale Reibungskoeffizient in der Reihenfolge der Reibungskoeffizientenkurve mit dem Verhältnis des Spitzenanpassungsfaktors ($ax1$) von 60 %, der Reibungskoeffizientenkurve mit dem Verhältnis des Spitzenanpassungsfaktors ($ax1$) von 100 %, der Reibungskoeffizientenkurve mit dem Verhältnis des Spitzenanpassungsfaktors ($ax1$) von 140 % und der Reibungskoeffizientenkurve mit dem Verhältnis des Spitzenanpassungsfaktors ($ax1$) von 200 % höher.

[0063] **Fig. 6B** ist eine Ansicht, die die Beziehung zwischen dem anfänglichen Neigungsanpassungsfaktor ($ax4$) und der Reibungskoeffizientenkurve veranschaulicht, die von einer Steuerung verwendet wird, die in einer Vorrichtung zum Vorhersagen eines Reibungskoeffizienten einer Straßenoberfläche gemäß einer Ausführungsform der vorliegenden Offenbarung vorgesehen ist.

[0064] Wie in **Fig. 6B** gezeigt, ist es verständlich, dass die anfängliche Neigung der Reibungskoeffizientenkurve umso größer ist, je höher das Verhältnis (%) des anfänglichen Neigungsanpassungsfaktors ($ax4$) ist. Daher wird die anfängliche Neigung in der Reihenfolge der Reibungskoeffizientenkurve mit dem anfänglichen Neigungsanpassungsfaktor von 200 %, der Reibungskoeffizientenkurve mit dem anfänglichen Neigungsanpassungsfaktor von 140 %, der Reibungskoeffizientenkurve mit dem anfänglichen Neigungsanpassungsfaktor von 100 % und der Reibungskoeffizientenkurve mit dem anfänglichen Neigungsanpassungsfaktor von 60 % größer.

[0065] Danach kann die Steuerung 40 in 250 die Reibungskoeffizientenkurve auf Grundlage des Spitzenanpassungsfaktors und des anfänglichen Neigungsanpassungsfaktors der Reibungskoeffizientenkurve erstellen. Die so erzeugte Reibungskoeffizientenkurve ist in **Fig. 7** als Beispiel dargestellt.

[0066] **Fig. 7** ist eine Ansicht, die eine Reibungskoeffizientenkurve veranschaulicht, die von einer Steuerung erzeugt wird, die in einer Vorrichtung zum Vorhersagen eines Reibungskoeffizienten einer Straßenoberfläche gemäß einer Ausführungsform der vorliegenden Offenbarung vorgesehen ist.

[0067] Wie in **Fig. 7** dargestellt, stellt die horizontale Achse das Schlupfverhältnis (%) und die vertikale Achse den Reibungskoeffizienten dar. Darüber hinaus bezeichnet das Bezugszeichen „710“ die Reibungskoeffizientenkurve im trockenen Zustand, das Bezugszeichen „720“ die Reibungskoeffizientenkurve im nassen Zustand, das Bezugszeichen „730“

die Reibungskoeffizientenkurve in einem trockenen Beton, das Bezugszeichen „740“ die Reibungskoeffizientenkurve auf einer nassen Schotterstraße, das Bezugszeichen „750“ die Reibungskoeffizientenkurve auf einer trockenen Schotterstraße, das Bezugszeichen „760“ die Reibungskoeffizientenkurve auf einer verschneiten Straße und das Bezugszeichen „770“ die Reibungskoeffizientenkurve auf einer vereisten Straße.

[0068] Danach, in 260, kann die Steuerung 40 den maximalen Reibungskoeffizienten aus jeder der Reibungskoeffizientenkurven 710 bis 770 ermitteln. Da in diesem Fall jede Reibungskoeffizientenkurve auf Grundlage des Spitzenanpassungsfaktors und des anfänglichen Neigungsanpassungsfaktors der Reibungskoeffizientenkurve vorhergesagt wird, bedeutet die Detektion des maximalen Reibungskoeffizienten in jeder Reibungskoeffizientenkurve die Vorhersage des maximalen Reibungskoeffizienten in jeder Reibungskoeffizientenkurve.

[0069] Nachfolgend wird das Ergebnis der Leistungsüberprüfung des ersten Deep-Learning-Modells unter Bezugnahme auf die **Fig. 8A** und **Fig. 8B** beschrieben.

[0070] Zunächst wurden als Straßenoberflächenbedingungen zur Überprüfung der Leistung des ersten Deep-Learning-Modells Schnee ①, trockener Asphalt GD, nasser neuer Asphalt (3), trockener neuer Beton (4), trockener alter Beton ⑤, nasser neuer Beton ⑥ und trockene Beton-Seitenrinne ⑦ festgelegt. Die Ergebnisse der Schätzung des ersten Deep-Learning-Modells unter den Bedingungen der Straßenoberfläche sind in den **Fig. 8A** und **Fig. 8B** dargestellt.

[0071] **Fig. 8A** ist eine erste beispielhafte Ansicht, die die Leistung eines ersten Deep-Learning-Modells veranschaulicht, das in einer Vorrichtung zum Vorhersagen eines Reibungskoeffizienten einer Straßenoberfläche gemäß einer Ausführungsform der vorliegenden Offenbarung vorgesehen ist, und veranschaulicht ein Schätzungsergebnis in einem Fahrzeug, das mit Ganzjahresreifen ausgestattet ist.

[0072] Zunächst kann nachvollzogen werden, dass die Anzahl der Zeiten, die das erste Deep-Learning-Modell richtig als trockener Asphalt ② geschätzt hat, 773-mal ist, und das erste Deep-Learning-Modell als trockener Beton Seitenrinne ⑦ in einem der verbleibenden 27 mal, die nicht so geschätzt werden. Darüber hinaus kann nachvollzogen werden, dass das erste Deep-Learning-Modell einmal als trockener neuer Beton (4) und 25-mal als trockener alter Beton ⑤ geschätzt wurde. Daher liegt die Schätzgenauigkeit für den trockenen Asphalt ② bei 96,6 % und die Fehlerquote bei 3,4 %.

[0073] Als nächstes kann nachvollzogen werden, dass das erste Deep-Learning-Modell 797-mal die Trockenbeton-Querrille ⑦ richtig schätzte und in den verbleibenden 3 Fällen, die nicht so geschätzt wurden, als Trockenasphalt (2). Daher beträgt die Schätzgenauigkeit für die Trockenbetonquerrille ⑦ 99,6 % und die Fehlerquote 0,4 %.

[0074] Als Nächstes kann nachvollzogen werden, dass das erste Deep-Learning-Modell den neuen Trockenbeton (4) 800-mal richtig geschätzt hat, und es gibt keinen Fall, in dem er nicht geschätzt wurde. Daher beträgt die Schätzgenauigkeit für den trockenen neuen Beton ④ 100 %.

[0075] Ferner kann nachvollzogen werden, dass die Anzahl der Zeiten, dass das erste Deep-Learning-Modell richtig als der trockene alte Beton ⑤ geschätzt wird, 747-mal ist, und das erste Deep-Learning-Modell als den trockenen Asphalt ② wie in 47-mal unter den verbleibenden 53 mal, die nicht so geschätzt wird. Darüber hinaus kann nachvollzogen werden, dass das erste Deep-Learning-Modell als trockener neuer Beton ④ 6-mal geschätzt. Deshalb liegt die Schätzgenauigkeit für den trockenen alten Beton ⑤ bei 93,4 % und die Fehlerquote bei 6,6 %.

[0076] Als Nächstes kann nachvollzogen werden, dass das erste Deep-Learning-Modell den Schnee ① 800-mal richtig geschätzt hat, und es gibt keinen Fall, in dem er nicht geschätzt wurde. Daher beträgt die Schätzgenauigkeit für den Schnee ① 100 %.

[0077] Als Nächstes kann nachvollzogen werden, dass das erste Deep-Learning-Modell 772-mal den nassen neuen Asphalt ③ richtig schätzte, und das erste Deep-Learning-Modell den nassen neuen Beton ⑥ in den verbleibenden 28 Fällen schätzte, die nicht so geschätzt wurden. Daher liegt die Schätzgenauigkeit für den nassen neuen Asphalt ③ bei 96,5 % und die Fehlerquote bei 3,5 %.

[0078] Als nächstes kann nachvollzogen werden, dass die Anzahl der Zeiten, die das erste Deep-Learning-Modell richtig als den nassen neuen Beton ⑥ geschätzt hat, 783-mal ist, und das erste Deep-Learning-Modell als den trockenen neuen Beton ④ in einem der verbleibenden 17 Mal, die nicht so geschätzt werden. Darüber hinaus kann man davon ausgehen, dass das erste Deep-Learning-Modell 16-mal den nassen neuen Asphalt ③ schätzte. Daher liegt die Schätzgenauigkeit für den nassen neuen Beton ⑥ bei 97,9 % und die Fehlerquote bei 2,1 %.

[0079] Schließlich beträgt die Gesamtschätzgenauigkeit des ersten Deep-Learning-Modells bei einem Fahrzeug mit Ganzjahresreifen 97,7003 %.

[0080] Fig. 8B ist eine zweite beispielhafte Ansicht, die die Leistung eines ersten Deep-Learning-Modells

veranschaulicht, das in einer Vorrichtung zum Vorhersagen eines Reibungskoeffizienten einer Straßenoberfläche gemäß einer Ausführungsform der vorliegenden Offenbarung vorgesehen ist, und veranschaulicht ein Schätzungsergebnis bei einem Fahrzeug, das mit Sommerreifen ausgestattet ist.

[0081] Erstens kann nachvollzogen werden, dass die Anzahl der Zeiten, die das erste Deep-Learning-Modell richtig wie der trockene Asphalt ② geschätzt wurde, 787-mal ist, und als der trockene alte Beton ⑤ 13-mal, die nicht so geschätzt werden. Daher liegt die Schätzgenauigkeit für den trockenen Asphalt ② bei 98,4 % und die Fehlerquote bei 1,6 %.

[0082] Als Nächstes kann nachvollzogen werden, dass das erste Deep-Learning-Modell 795-mal den trockenen neuen Beton ④ richtig schätzte, und das erste Deep-Learning-Modell den trockenen Asphalt ② in zwei der verbleibenden 5 Fälle schätzte, die nicht so geschätzt wurden. Darüber hinaus kann nachvollzogen werden, dass das erste Deep-Learning-Modell zweimal den trockenen alten Beton ⑤ und einmal den nassen neuen Beton ⑥ geschätzt hat. Daher liegt die Schätzgenauigkeit für den trockenen neuen Beton (4) bei 99,4 % und die Fehlerquote bei 0,6 %.

[0083] Als Nächstes kann nachvollzogen werden, dass das erste Deep-Learning-Modell 788-mal den trockenen alten Beton ⑤ richtig schätzte, und das erste Deep-Learning-Modell den trockenen Asphalt ② in den verbleibenden 12 Fällen schätzte, die nicht so geschätzt wurden. Die Schätzgenauigkeit für den trockenen alten Beton (5) beträgt daher 98,5 % und die Fehlerquote 1,5 %.

[0084] Als Nächstes kann nachvollzogen werden, dass das erste Deep-Learning-Modell 788-mal den nassen neuen Asphalt ③ richtig schätzte, und das erste Deep-Learning-Modell den nassen neuen Beton ⑥ in den verbleibenden 12 Fällen schätzte, die nicht so geschätzt wurden. Daher liegt die Schätzgenauigkeit für den nassen neuen Asphalt ③ bei 98,5 % und die Fehlerquote bei 1,5 %.

[0085] Weiter kann nachvollzogen werden, dass die Anzahl der Zeiten, die das erste Deep-Learning-Modell richtig als den nassen neuen Beton ⑥ geschätzt wurde, 785-mal ist, und das erste Deep-Learning-Modell als den trockenen neuen Beton ④ 5-mal unter den restlichen 15 mal schätzte, die nicht so geschätzt wird. Darüber hinaus kann nachvollzogen werden, dass das erste Deep-Learning-Modell den nassen neuen Asphalt ③ 10-mal schätzte. Daher liegt die Schätzgenauigkeit für den nassen neuen Beton ⑥ bei 98,1 % und die Fehlerquote bei 1,9 %.

[0086] Schließlich beträgt die Gesamtschätzgenauigkeit des ersten Deep-Learning-Modells bei einem mit Sommerreifen ausgestatteten Fahrzeug 98,575 %.

[0087] In der Zwischenzeit wurde auch überprüft, ob es andere Faktoren gibt, die die Schätzgenauigkeit des ersten Deep-Learning-Modells wesentlich beeinflussen.

[0088] Fig. 9A ist eine erste beispielhafte Ansicht, die die Auswirkung des Reifenluftdrucks auf die Schätzleistung eines ersten Deep-Learning-Modells veranschaulicht, das in einer Vorrichtung zum Vorhersagen eines Reibungskoeffizienten einer Straßenoberfläche gemäß einer Ausführungsform der vorliegenden Offenbarung vorgesehen ist.

[0089] Zunächst ist einem Zustand, in dem ein mit Ganzjahresreifen ausgestattetes Fahrzeug auf trockenem Asphalt ② mit einer Geschwindigkeit von 60 km/h fährt, die Intensität des Schallsignals für jede Frequenz, die bei der Steuerung des Luftdrucks erhalten wird, wie in Fig. 9A dargestellt.

[0090] Wie in Fig. 9A gezeigt, ändert sich die Intensität des Schallsignals für jede Frequenz, die die Quelldaten des ersten Deep-Learning-Modells sind, nicht wesentlich, selbst wenn der Reifenluftdruck verändert wird. Daher zeigt die Schätzgenauigkeit des ersten Deep-Learning-Modells auch einen leichten Unterschied für jeden Luftdruck, und der Reifenluftdruck beeinflusst die Schätzgenauigkeit des ersten Deep-Learning-Modells nicht wesentlich.

[0091] Fig. 9B ist eine zweite beispielhafte Ansicht, die die Auswirkung der Temperatur auf die Schätzleistung eines ersten Deep-Learning-Modells zeigt, das in einer Vorrichtung zum Vorhersagen eines Reibungskoeffizienten einer Straßenoberfläche gemäß einer Ausführungsform der vorliegenden Offenbarung vorgesehen ist.

[0092] Zunächst ist in einem Zustand, in dem ein Fahrzeug mit Ganzjahresreifen auf dem trockenen Asphalt ② mit einer Geschwindigkeit von 60 km/h fährt, wenn die Temperatur der Straßenoberfläche 46,5 °C und die Lufttemperatur 22 °C beträgt, und wenn die Temperatur der Straßenoberfläche 55 °C und die Lufttemperatur 29° C beträgt, die Intensität des Schallsignals für jede Frequenz, die in jedem Fall erhalten wird, wie in Fig. 9B gezeigt.

[0093] Wie in Fig. 9B gezeigt, ändert sich die Intensität des Schallsignals für jede Frequenz, die die Quelldaten des ersten Deep-Learning-Modells sind, nicht wesentlich, selbst wenn die Temperatur geändert wird. Daher zeigt die Schätzgenauigkeit des ersten Deep-Learning-Modells auch einen leichten Unterschied für jede Temperatur, und die Temperatur

hat keinen wesentlichen Einfluss auf die Schätzgenauigkeit des ersten Deep-Learning-Modells.

[0094] Fig. 9C ist eine dritte beispielhafte Ansicht, die die Auswirkung der Temperatur auf die Schätzleistung eines ersten Deep-Learning-Modells zeigt, das in einer Vorrichtung zum Vorhersagen eines Reibungskoeffizienten einer Straßenoberfläche gemäß einer Ausführungsform der vorliegenden Offenbarung vorgesehen ist.

[0095] Zunächst sind die Intensität des Schallsignals für jede Frequenz, die erhalten wird, während ein mit Ganzjahresreifen ausgestattetes Fahrzeug mit einer Geschwindigkeit von 60 km/h fährt, und die Intensität des Schallsignals für jede Frequenz, die erhalten wird, während ein mit Sommerreifen ausgestattetes Fahrzeug mit einer Geschwindigkeit von 60 km/h fährt, sind in Fig. 9C dargestellt.

[0096] Wie in Fig. 9C gezeigt, ändert sich die Intensität des Schallsignals für jede Frequenz, die die Quelldaten des ersten Deep-Learning-Modells sind, nicht wesentlich in Abhängigkeit von der Art des Reifens. Daher zeigt die Schätzgenauigkeit des ersten Deep-Learning-Modells auch einen leichten Unterschied für jeden Reifentyp, und der Reifentyp hat keinen signifikanten Einfluss auf die Schätzgenauigkeit des ersten Deep-Learning-Modells.

[0097] Die Fig. 9D bis Fig. 9G sind vierte beispielhafte Ansichten, die den Einfluss der Temperatur auf die Schätzleistung eines ersten Deep-Learning-Modells veranschaulichen, das in einer Vorrichtung zum Vorhersagen eines Reibungskoeffizienten einer Straßenoberfläche gemäß einer Ausführungsform der vorliegenden Offenbarung vorgesehen ist.

[0098] Wie in Fig. 9D gezeigt, beträgt die Schätzgenauigkeit des ersten Deep-Learning-Modells 96,70 % in einem Zustand, in dem der Sommerreifen um 2 mm abgefahren ist. Wie in Fig. 9E dargestellt, beträgt die Schätzgenauigkeit des ersten Deep-Learning-Modells 95,07 % in einem Zustand, in dem der Sommerreifen um 4 mm abgenutzt ist. Wie in Fig. 9F dargestellt, beträgt die Schätzgenauigkeit des ersten Deep-Learning-Modells 90,10 % in einem Zustand, in dem der Ganzjahresreifen um 2 mm abgenutzt ist. Wie in Fig. 9G gezeigt, beträgt die Schätzgenauigkeit des ersten Deep-Learning-Modells 89,65 % in einem Zustand, in dem der Ganzjahresreifen um 4 mm abgenutzt ist.

[0099] Daher kann man davon ausgehen, dass es keinen signifikanten Unterschied in der Schätzgenauigkeit des ersten Deep-Learning-Modells je nach Grad des Reifenverschleißes gibt und der Grad des Reifenverschleißes somit keinen signifikanten Einfluss auf die Schätzgenauigkeit des ersten Deep-Learning-Modells hat.

[0100] Fig. 10 ist eine beispielhafte Ansicht, die die Leistung eines zweiten Deep-Learning-Modells veranschaulicht, das in einer Vorrichtung zum Vorhersagen eines Reibungskoeffizienten einer Straßenoberfläche gemäß einer Ausführungsform der vorliegenden Offenbarung vorgesehen ist.

[0101] Wie in Fig. 10 gezeigt, ist das Vorhersageergebnis eines zweiten Deep-Learning-Modells, das in einer Vorrichtung zum Vorhersagen eines Reibungskoeffizienten einer Straßenoberfläche gemäß einer Ausführungsform der vorliegenden Offenbarung vorgesehen ist, dem tatsächlichen Messergebnis ähnlich. Das heißt, das Vorhersageergebnis des zweiten Deep-Learning-Modells auf einer trockenen Straßenoberfläche ist ähnlich wie das tatsächliche Messergebnis, und das Vorhersageergebnis des zweiten Deep-Learning-Modells auf einer nassen Straßenoberfläche ist ähnlich wie das tatsächliche Messergebnis.

[0102] Bei einem Fahrzeug mit neuen Reifen beispielsweise ähnelt die vorhergesagte Reibungskoeffizientenkurve, die dem Spitzenanpassungsfaktor und dem anfänglichen Neigungsanpassungsfaktor entspricht, die vom zweiten Deep-Learning-Modell geschätzt werden, einer tatsächlich auf einer trockenen Straßenoberfläche gemessenen Reibungskoeffizientenkurve 1001. Bei einem Fahrzeug mit einem um 2 mm abgefahrenen Reifen ähnelt die vorhergesagte Reibungskoeffizientenkurve, die dem Spitzenanpassungsfaktor und dem anfänglichen Neigungsanpassungsfaktor entspricht, der durch das zweite Deep-Learning-Modell geschätzt wurde, einer tatsächlich auf einer trockenen Straßenoberfläche gemessenen Reibungskoeffizientenkurve 1002. Bei einem Fahrzeug mit einem um 4 mm abgenutzten Reifen ähnelt die vorhergesagte Reibungskoeffizientenkurve, die dem Spitzenanpassungsfaktor und dem anfänglichen Neigungsanpassungsfaktor entspricht, der vom zweiten Deep-Learning-Modell geschätzt wird, einer tatsächlich auf einer trockenen Straßenoberfläche gemessenen Reibungskoeffizientenkurve 1003.

[0103] Ein weiteres Beispiel: Bei einem Fahrzeug mit neuen Reifen ähnelt die vorhergesagte Reibungskoeffizientenkurve, die dem Spitzenanpassungsfaktor und dem anfänglichen Neigungsanpassungsfaktor entspricht, die vom zweiten Deep-Learning-Modell geschätzt werden, einer tatsächlich auf einer nassen Straßenoberfläche gemessenen Reibungskoeffizientenkurve 1004. Bei einem Fahrzeug mit einem um 2 mm abgenutzten Reifen ähnelt die vorhergesagte Reibungskoeffizientenkurve, die dem Spitzenanpassungsfaktor und dem anfänglichen Neigungsanpassungsfaktor entspricht, die vom zweiten Deep-Learning-Modell geschätzt wurden, einer tatsächlich auf einer nassen Straßenoberfläche gemessenen Reibungskoeffizientenkurve

1005. Bei einem Fahrzeug mit abgefahrenen Reifen ähnelt die vorhergesagte Reibungskoeffizientenkurve, die dem Spitzenanpassungsfaktor und dem anfänglichen Neigungsanpassungsfaktor entspricht, die vom zweiten Deep-Learning-Modell geschätzt werden, einer tatsächlich auf einer nassen Straßenoberfläche gemessenen Reibungskoeffizientenkurve 1006.

[0104] Fig. 11 ist ein Ablaufdiagramm, das ein Verfahren zum Vorhersagen eines Reibungskoeffizienten einer Straßenoberfläche gemäß einer Ausführungsform der vorliegenden Offenbarung zeigt.

[0105] Zunächst nimmt das Mikrofon 20 in 1101 ein Schallsignal rund um den am Fahrzeug montierten Reifen auf.

[0106] Danach, in 1102, schätzt die Steuerung 40 den Zustand und die Art einer Straßenoberfläche und einen Grad der Reifenabnutzung entsprechend dem Schallsignal um den Reifen herum, basierend auf dem ersten Deep-Learning-Modell.

[0107] Danach, in 1103, schätzt die Steuerung 40 den Spitzenanpassungsfaktor und den anfänglichen Neigungsanpassungsfaktor der Reibungskoeffizientenkurve und den Grad der Reifenabnutzung entsprechend dem Zustand und der Art der Straßenoberfläche auf Grundlage des zweiten Deep-Learning-Modells.

[0108] Danach, in 1104, sagt die Steuerung 40 den Reibungskoeffizienten auf Grundlage des Spitzenanpassungsfaktors und des anfänglichen Neigungsanpassungsfaktors der Reibungskoeffizientenkurve voraus.

[0109] Fig. 12 ist ein Blockdiagramm, das ein Rechensystem zur Ausführung eines Verfahrens zum Vorhersagen eines Reibungskoeffizienten einer Straßenoberfläche gemäß einer Ausführungsform der vorliegenden Offenbarung zeigt.

[0110] Unter Bezugnahme auf Fig. 12 kann ein Verfahren zum Vorhersagen eines Reibungskoeffizienten einer Straßenoberfläche gemäß einer oben beschriebenen Ausführungsform der vorliegenden Offenbarung durch ein Computersystem implementiert werden. Ein Computersystem 1000 kann mindestens einen Prozessor 1100, einen Speicher 1300, ein Benutzerschnittstellen-Eingabevorrichtung 1400, ein Benutzerschnittstellen-Ausgabevorrichtung 1500, einen Speicher 1600 und eine Netzwerkschnittstelle 1700 aufweisen, die über einen Systembus 1200 verbunden sind.

[0111] Der Prozessor 1100 kann eine Zentraleinheit (CPU) oder eine Halbleitereinheit sein, die im Speicher 1300 und/oder im Speicher 1600 gespeicherte

Anweisungen verarbeitet. Der Speicher 1300 und der Speicher 1600 können verschiedene Arten von flüchtigen oder nichtflüchtigen Speichermedien aufweisen. Zum Beispiel kann der Speicher 1300 ein ROM (Read Only Memory) 1310 und ein RAM (Random Access Memory) 1320 aufweisen.

[0112] Dementsprechend können die Prozesse des Verfahrens oder des Algorithmus, die in Bezug auf die Ausführungsformen der vorliegenden Offenbarung beschrieben werden, direkt durch Hardware, die vom Prozessor 1100 ausgeführt wird, ein Softwaremodul oder eine Kombination davon implementiert werden. Das Softwaremodul kann sich in einem Speichermedium (d.h. dem Speicher 1300 und/oder dem Speicher 1600) befinden, wie z.B. einem RAM, einem Flash-Speicher, einem ROM, einem EPROM, einem EEPROM, einem Register, einer Festplatte, einem Solid-State-Laufwerk (SSD), einer abnehmbaren Platte oder einer CD-ROM. Das beispielhafte Speichermedium ist mit dem Prozessor 1100 verbunden, und der Prozessor 1100 kann Informationen aus dem Speichermedium lesen und Informationen in das Speichermedium schreiben. In einem anderen Verfahren kann das Speichermedium in den Prozessor 1100 integriert sein. Der Prozessor und das Speichermedium können in einer anwendungsspezifischen integrierten Schaltung (ASIC) untergebracht sein. Der ASIC kann in einem Benutzerendgerät untergebracht sein. In einem anderen Verfahren können der Prozessor und das Speichermedium als einzelne Komponenten im Benutzerendgerät untergebracht sein.

[0113] Die Vorrichtung und das Verfahren zum Vorhersagen eines Reibungskoeffizienten einer Straßenoberfläche gemäß den Ausführungsformen der vorliegenden Offenbarung kann den Zustand und die Art der Straßenoberfläche und den Grad der Reifenabnutzung entsprechend dem Schallsignal um den Reifen herum auf Grundlage des ersten Deep-Learning-Modells schätzen, den Spitzenanpassungsfaktor und den anfänglichen Neigungsanpassungsfaktor der Reibungskoeffizientenkurve entsprechend dem Zustand und der Art der Straßenoberfläche und dem Grad der Reifenabnutzung auf Grundlage des zweiten Deep-Learning-Modells schätzen und den Reibungskoeffizienten auf Grundlage des Spitzenanpassungsfaktors und des anfänglichen Neigungsanpassungsfaktors der Reibungskoeffizientenkurve vorhersagen, so dass es möglich ist, die Vorhersagegenauigkeit zu verbessern.

[0114] Darüber hinaus können die Vorrichtung und das Verfahren zum Vorhersagen eines Reibungskoeffizienten einer Straßenoberfläche gemäß den Ausführungsformen der vorliegenden Offenbarung den Zustand und die Art der Straßenoberfläche und den Grad der Reifenabnutzung entsprechend dem

Schallsignal um den Reifen herum auf Grundlage des ersten Deep-Learning-Modells schätzen, so dass es möglich ist, abnormalen Reifenverschleiß, Laufflächenbruch und die Haltbarkeit zu überwachen.

[0115] Darüber hinaus kann die Vorrichtung und das Verfahren zum Vorhersagen eines Reibungskoeffizienten einer Straßenoberfläche gemäß den Ausführungsformen der vorliegenden Offenbarung den Zustand und die Art der Straßenoberfläche und den Grad der Reifenabnutzung entsprechend dem Schallsignal um den Reifen herum auf Grundlage des ersten Deep-Learning-Modells schätzen, so dass es möglich ist, umliegende Fahrzeuge vor dem Zustand (Glatteis, Aquaplaning, Schnee und dergleichen) der Straßenoberfläche zu warnen und die aktive Aufhängung (Stoßdämpfer oder variabler Dämpfer) entsprechend dem Zustand der Straßenoberfläche zu steuern.

[0116] Darüber hinaus kann die Vorrichtung und das Verfahren zum Vorhersagen eines Reibungskoeffizienten einer Straßenoberfläche gemäß den Ausführungsformen der vorliegenden Offenbarung den Spitzenanpassungsfaktor und den anfänglichen Neigungsanpassungsfaktor der Reibungskoeffizientenkurve entsprechend dem Zustand und der Art der Straßenoberfläche und dem Grad der Reifenabnutzung auf Grundlage des zweiten Deep-Learning-Modells schätzen, und den Reibungskoeffizienten auf Grundlage des Spitzenanpassungsfaktors und des anfänglichen Neigungsanpassungsfaktors der Reibungskoeffizientenkurve vorhersagen, so dass es möglich ist, mit einem intelligenten Geschwindigkeitsregelungssystem (SCC), einem fortschrittlichen Fahrerassistenzsystem (ADAS) und dergleichen zusammenzuarbeiten.

[0117] Darüber hinaus kann die Vorrichtung und das Verfahren zum Vorhersagen eines Reibungskoeffizienten einer Straßenoberfläche gemäß den Ausführungsformen der vorliegenden Offenbarung den Zustand und die Art der Straßenoberfläche und den Grad der Reifenabnutzung entsprechend dem Schallsignal um den Reifen herum auf Grundlage des ersten Deep-Learning-Modells schätzen, den Spitzenanpassungsfaktor und den anfänglichen Neigungsanpassungsfaktor der Reibungskoeffizientenkurve entsprechend dem Zustand und der Art der Straßenoberfläche und dem Grad der Reifenabnutzung auf Grundlage des zweiten Deep-Learning-Modells schätzen und den Reibungskoeffizienten auf Grundlage des Spitzenanpassungsfaktors und des anfänglichen Neigungsanpassungsfaktors der Reibungskoeffizientenkurve vorhersagen, so dass es möglich ist, mit einem autonomen Fahrsystem zusammenzuarbeiten.

[0118] Obwohl beispielhafte Ausführungsformen der vorliegenden Offenbarung zu Veranschaulichungszwecken beschrieben wurden, wird der Fachmann erkennen, dass verschiedene Änderungen, Ergänzungen und Ersetzungen möglich sind, ohne vom Umfang und Geist der Offenbarung abzuweichen.

[0119] Daher werden die beispielhaften Ausführungsformen, die in der vorliegenden Offenbarung offenbart werden, zum Zwecke der Beschreibung zur Verfügung gestellt, ohne die technischen Konzepte der vorliegenden Offenbarung zu begrenzen, und es versteht sich, dass solche beispielhaften Ausführungsformen nicht beabsichtigen, den Umfang der technischen Konzepte der vorliegenden Offenbarung zu begrenzen. Der Schutzbereich der vorliegenden Offenbarung ist durch die nachstehenden Ansprüche zu verstehen, und alle technischen Konzepte innerhalb der entsprechenden Schutzbereiche sind so auszulegen, dass sie in den Geltungsbereich des Rechts der vorliegenden Offenbarung fallen.

REPRÄSENTATIVE FIGUR: FIG.2

Fig. 1

10	SPEICHER
20	MIKROFON
30	AUSGABEVORRICHTUNG
40	STEUERUNG

Fig. 2

210	ABBILDEN
220	ERSTES DEEP-LEARNING-MODELL
230	FORM VON REIFENOVERFLÄCHE
240	ZWEITES DEEP-LEARNING-MODELL
250	REIBUNGSKOEFFIZIENTENKURVE ERZEUGEN
260	MAXIMALEN REIBUNGSKOEFFIZIENTEN DETEKTIEREN

Fig. 4

410	STRASSENÖBERFLÄCHENZUSTAND
420	STRASSENÖBERFLÄCHENART

Fig. 12

1100	PROZESSOR
1300	SPEICHER

1400	NUTZERSCHNITTSTELLEN-EINGABEVORRICHTUNG
1500	NUTZERSCHNITTSTELLEN-AUSGABEVORRICHTUNG
1600	SPEICHER
1700	NETZWERKSCHNITTSTELLE

Patentansprüche

1. Vorrichtung zum Vorhersagen eines Reibungskoeffizienten einer Straßenoberfläche, wobei die Vorrichtung aufweist:

ein Mikrofon, um ein Schallsignal um einen an einem Fahrzeug montierten Reifen zu erhalten; und eine Steuerung, die konfiguriert ist, um: einen Zustand und eine Art der Straßenoberfläche und einen Grad der Reifenabnutzung entsprechend dem Schallsignal um den Reifen auf Grundlage eines ersten Deep-Learning-Modells zu schätzen, einen Spitzenanpassungsfaktor und einen anfänglichen Neigungsanpassungsfaktor einer Reibungskoeffizientenkurve entsprechend dem Zustand und der Art der Straßenoberfläche und dem Grad der Reifenabnutzung auf Grundlage eines zweiten Deep-Learning-Modells zu schätzen, und den Reibungskoeffizienten auf Grundlage des Spitzenanpassungsfaktors und des anfänglichen Neigungsanpassungsfaktors und der Reibungskoeffizientenkurve vorherzusagen.

2. Vorrichtung gemäß Anspruch 1, wobei die Steuerung ferner konfiguriert ist, um:

das Schallsignal um den Reifen herum in ein Bild umzuwandeln, und das Bild in das erste Deep-Learning-Modell einzugeben, um den Zustand und die Art der Straßenoberfläche sowie den Grad der Reifenabnutzung zu schätzen.

3. Vorrichtung gemäß Anspruch 2, wobei die Steuerung ferner konfiguriert ist, um:

das durch das Mikrofon erhaltene Schallsignal um den Reifen herum durch eine Einheit einer voreingestellten Zeit zu teilen, das geteilte Schallsignal in ein erstes Bild umzuwandeln, und einen Bereich von Interesse in dem ersten Bild auf ein zweites Bild mit einer vorgegebenen Größe zu normalisieren.

4. Vorrichtung gemäß Anspruch 3, wobei die Steuerung konfiguriert ist, um das geteilte Schallsignal auf Grundlage eines Algorithmus zur kontinuierlichen Wavelet-Transformation (CWT) in das erste Bild umzuwandeln.

5. Vorrichtung gemäß Anspruch 1, wobei die Steuerung ferner konfiguriert ist, ein Oberflächenbild

des Reifens zu erzeugen, das dem Grad der Reifenabnutzung entspricht.

6. Vorrichtung gemäß Anspruch 5, wobei die Steuerung konfiguriert ist, den Spitzenanpassungsfaktor und den anfänglichen Neigungsanpassungsfaktor der Reibungskoeffizientenkurve entsprechend dem Zustand und der Art der Straßenoberfläche und dem Oberflächenbild des Reifens auf Grundlage des zweiten Deep-Learning-Modells zu schätzen.

7. Vorrichtung gemäß Anspruch 1, wobei die Steuerung ferner konfiguriert ist, um: die Reibungskoeffizientenkurve auf Grundlage des Spitzenanpassungsfaktors und des anfänglichen Neigungsanpassungsfaktors der Reibungskoeffizientenkurve zu erzeugen, und einen maximalen Reibungskoeffizienten auf der Reibungskoeffizientenkurve vorherzusagen.

8. Vorrichtung gemäß Anspruch 1, wobei der Zustand der Straßenoberfläche einen trockenen Zustand und/oder einen nassen Zustand und/oder einen Schneeszustand und/oder einen Eiszustand umfasst.

9. Vorrichtung gemäß Anspruch 1, wobei die Art der Straßenoberfläche einen ersten Asphalt und/oder einen zweiten Asphalt und/oder einen ersten Beton und/oder einen zweiten Beton und/oder eine Querrille und/oder eine Längsrille umfasst.

10. Vorrichtung gemäß Anspruch 1, wobei das Mikrofon vor einem Radkasten montiert ist, der an einem Hinterrad des Fahrzeugs angeordnet ist.

11. Verfahren zum Vorhersagen eines Reibungskoeffizienten einer Straßenoberfläche, wobei das Verfahren umfasst:

Erfassen, durch ein Mikrofon, eines Schallsignals um einen an einem Fahrzeug montierten Reifen; Schätzen eines Zustands und einer Art der Straßenoberfläche und eines Abnutzungsgrads des Reifens entsprechend dem Schallsignal um den Reifen herum auf Grundlage eines ersten Deep-Learning-Modells durch eine Steuerung;

Schätzen eines Spitzenanpassungsfaktors und eines anfänglichen Neigungsanpassungsfaktors einer Reibungskoeffizientenkurve, die dem Zustand und der Art der Straßenoberfläche und dem Grad der Reifenabnutzung entspricht, durch die Steuerung auf Grundlage eines zweiten Deep-Learning-Modells; und

Vorhersagen, durch die Steuerung, des Reibungskoeffizienten auf Grundlage des Spitzenanpassungsfaktors und des anfänglichen Neigungsanpassungsfaktors der Reibungskoeffizientenkurve.

12. Verfahren gemäß Anspruch 11, wobei das Schätzen des Zustands und der Art der Straßen-

oberfläche und des Grads der Reifenabnutzung umfasst:

Umwandeln des Schallsignals um den Reifen herum in ein Bild durch die Steuerung; und

Eingeben des Bildes durch die Steuerung in das erste Deep-Learning-Modell, um den Zustand und die Art der Straßenoberfläche und den Grad der Reifenabnutzung zu schätzen.

13. Verfahren gemäß Anspruch 12, wobei das Umwandeln des Schallsignals um den Reifen herum in das Bild umfasst:

Teilen, durch die Steuerung, des durch das Mikrofon erhaltenen Schallsignals um den Reifen herum durch eine Einheit einer voreingestellten Zeit;

Umwandeln des geteilten Schallsignals in ein erstes Bild durch die Steuerung; und

Normalisieren eines Bereichs von Interesse in den ersten Bild durch die Steuerung auf ein zweites Bild mit einer vorgegebenen Größe.

14. Verfahren gemäß Anspruch 13, wobei das Umwandeln des geteilten Schallsignals in das erste Bild umfasst:

Umwandlung des geteilten Schallsignals in das erste Bild durch die Steuerung auf Grundlage eines Algorithmus einer kontinuierlichen Wavelet-Transformation.

15. Verfahren gemäß Anspruch 11, wobei das Schätzen des Spitzenanpassungsfaktors und des anfänglichen Neigungsanpassungsfaktors umfasst: Erzeugen eines Oberflächenbildes des Reifens, das dem Grad der Reifenabnutzung entspricht, durch die Steuerung.

16. Verfahren gemäß Anspruch 15, wobei das Vorhersagen des Reibungskoeffizienten umfasst:

Schätzen des Spitzenanpassungsfaktors und des anfänglichen Neigungsanpassungsfaktors der Reibungskoeffizientenkurve entsprechend dem Zustand und der Art der Straßenoberfläche und dem Oberflächenbild des Reifens durch die Steuerung auf Grundlage des zweiten Deep-Learning-Modells.

17. Verfahren gemäß Anspruch 11, wobei das Vorhersagen des Reibungskoeffizienten umfasst:

Erzeugen der Reibungskoeffizientenkurve durch die Steuerung auf Grundlage des Spitzenanpassungsfaktors und des anfänglichen Neigungsanpassungsfaktors der Reibungskoeffizientenkurve; und Vorhersagen, durch die Steuerung, eines maximalen Reibungskoeffizienten auf der Reibungskoeffizientenkurve.

18. Verfahren gemäß Anspruch 11, wobei der Zustand der Straßenoberfläche einen trockenen Zustand und/oder einen nassen Zustand und/oder

einen Schneezustand und/oder einen Eiszustand umfasst.

19. Verfahren gemäß Anspruch 11, wobei die Art der Straßenoberfläche einen ersten Asphalt und/oder einen zweiten Asphalt und/oder einen ersten Beton und/oder einen zweiten Beton und/oder eine Querrille und/oder eine Längsrille umfasst.

20. Verfahren gemäß Anspruch 11, wobei das Mikrofon vor einem Radkasten montiert ist, der an einem Hinterrad des Fahrzeugs angeordnet ist.

Es folgen 17 Seiten Zeichnungen

Anhängende Zeichnungen

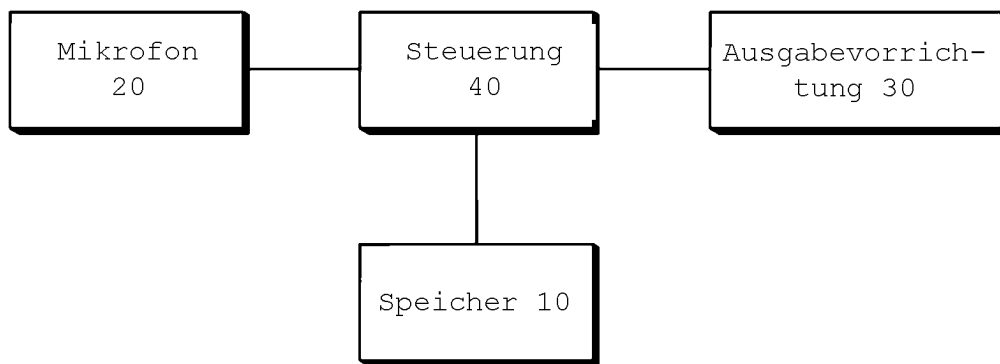


Fig.1

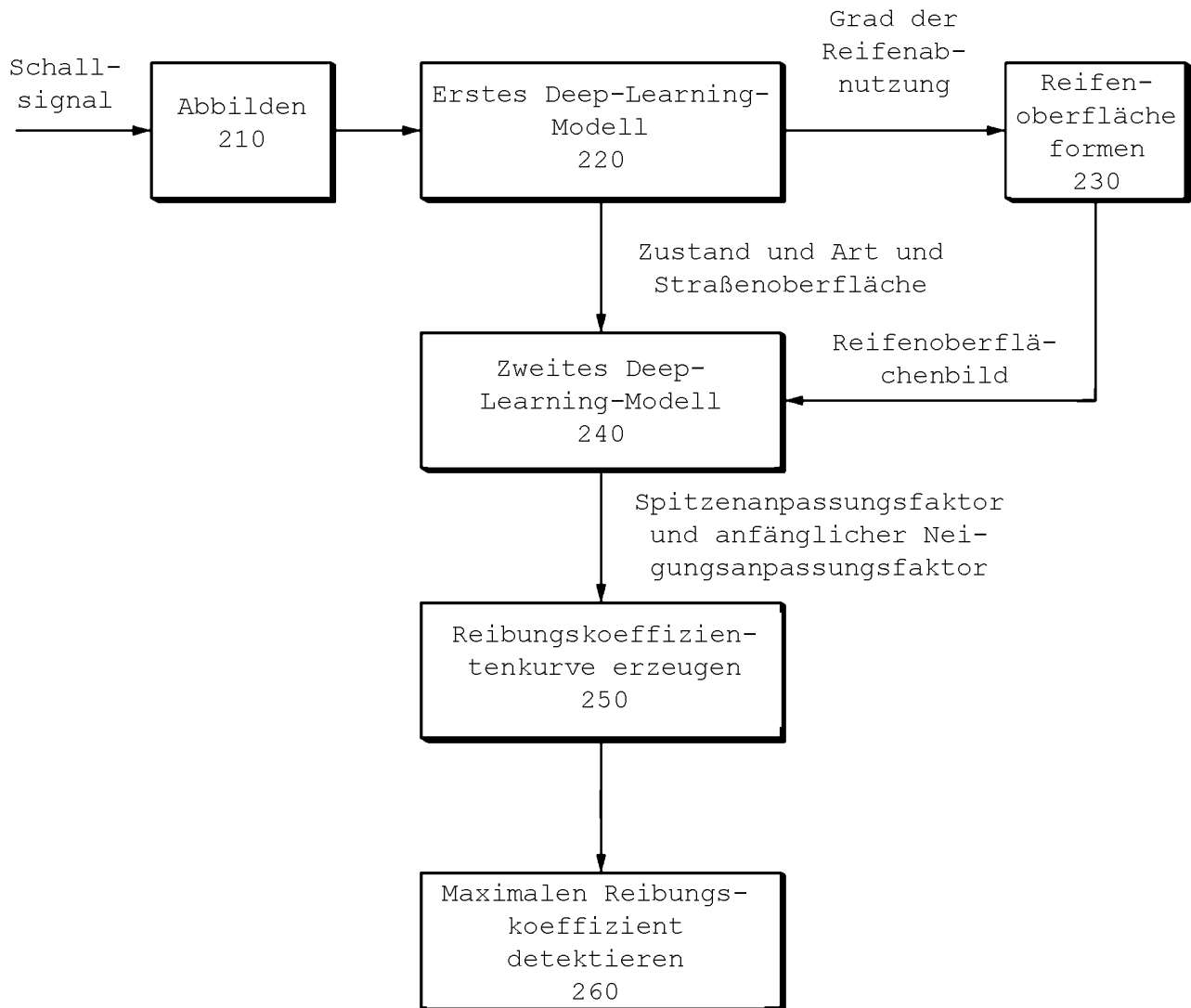


Fig.2

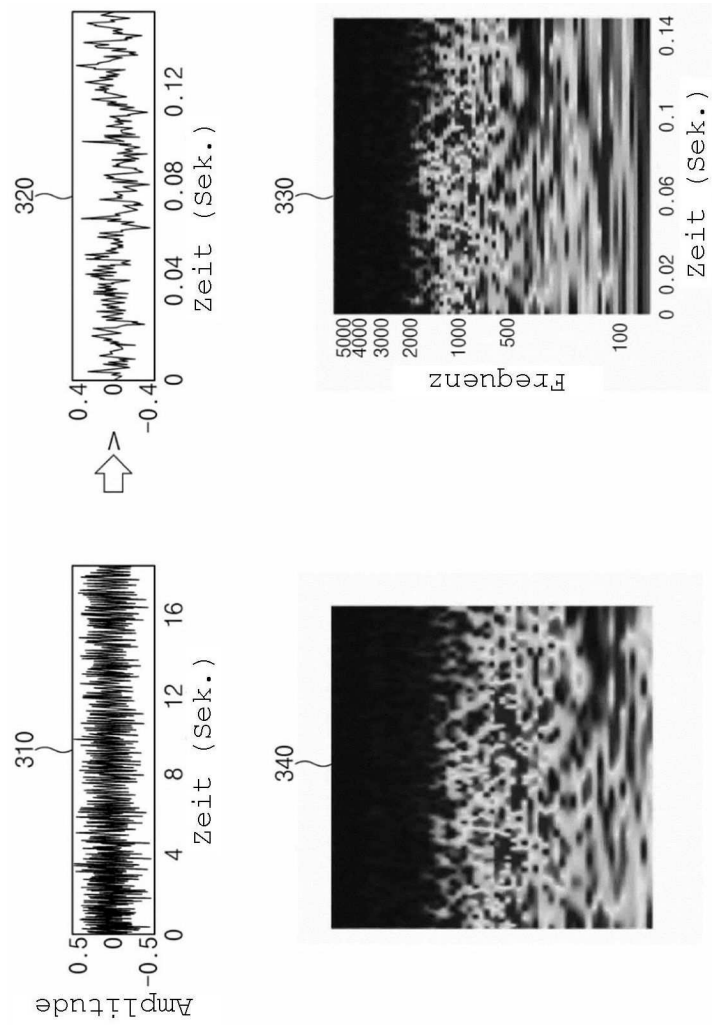


Fig. 3

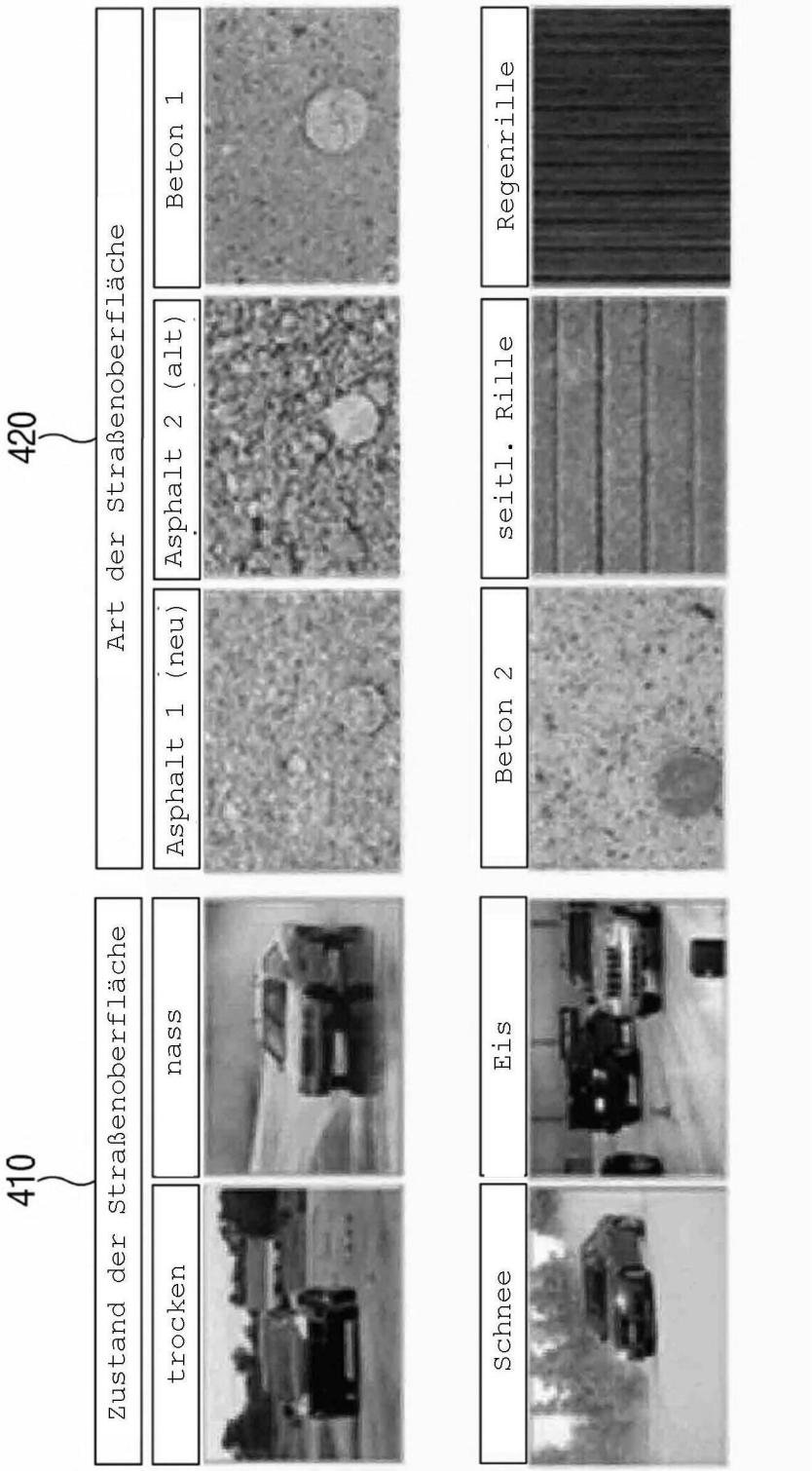


Fig.4



Fig. 5A



Fig. 5B



Fig. 5C

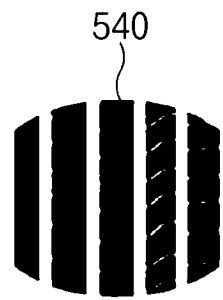


Fig. 5D

Magische Formel Reifenmodell

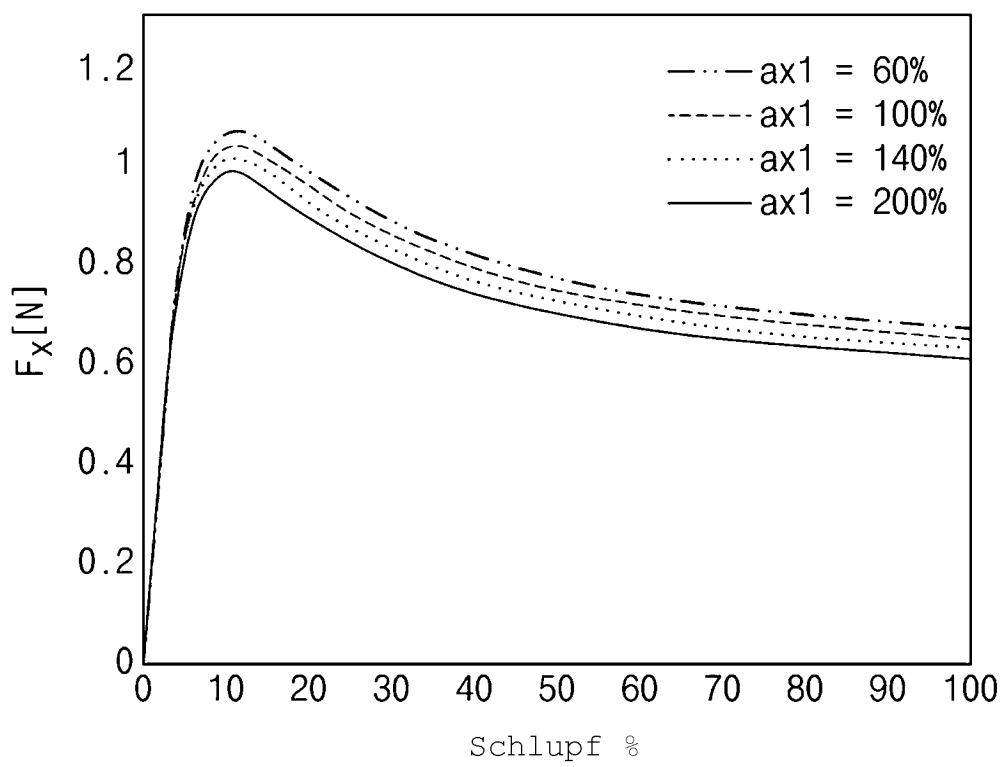


Fig.6A

Magische Formel Reifenmodell

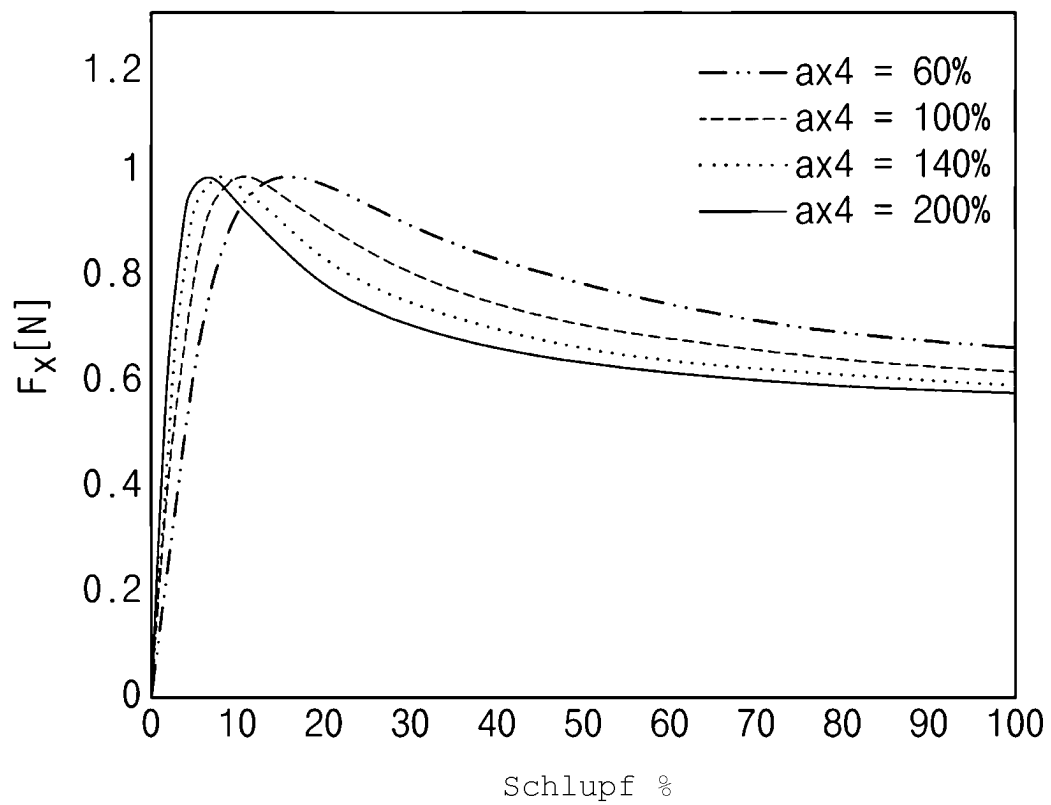


Fig.6B

Magische Formel trocken Nass Schnee Reifenmodell

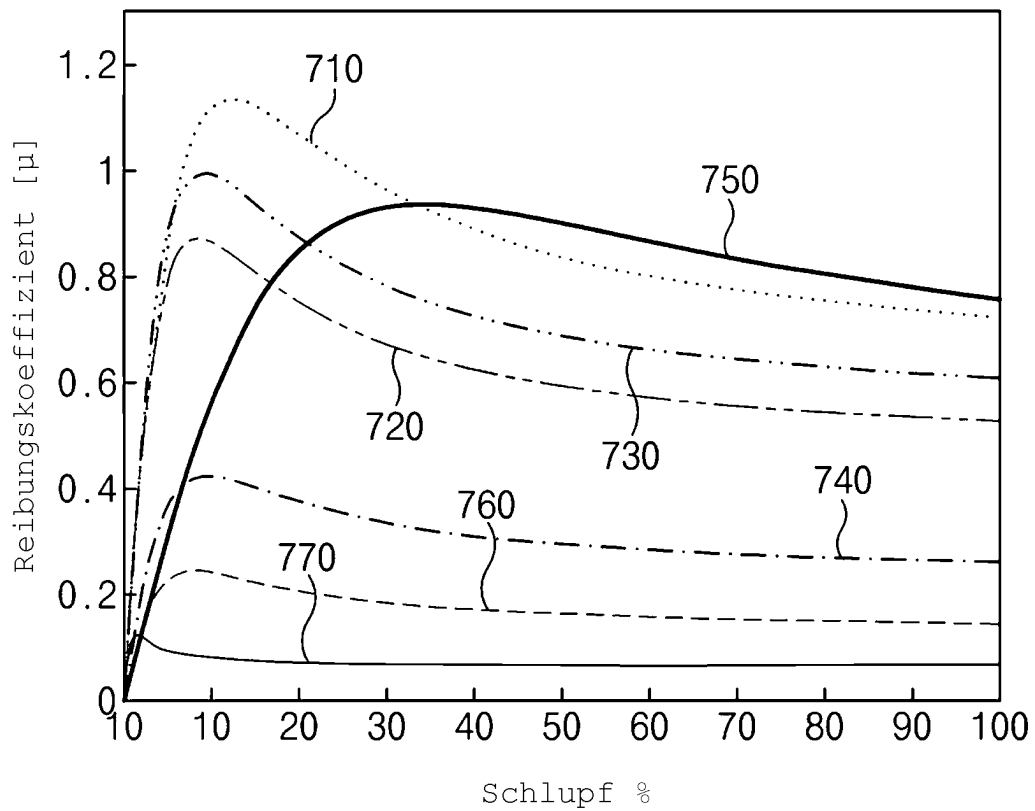
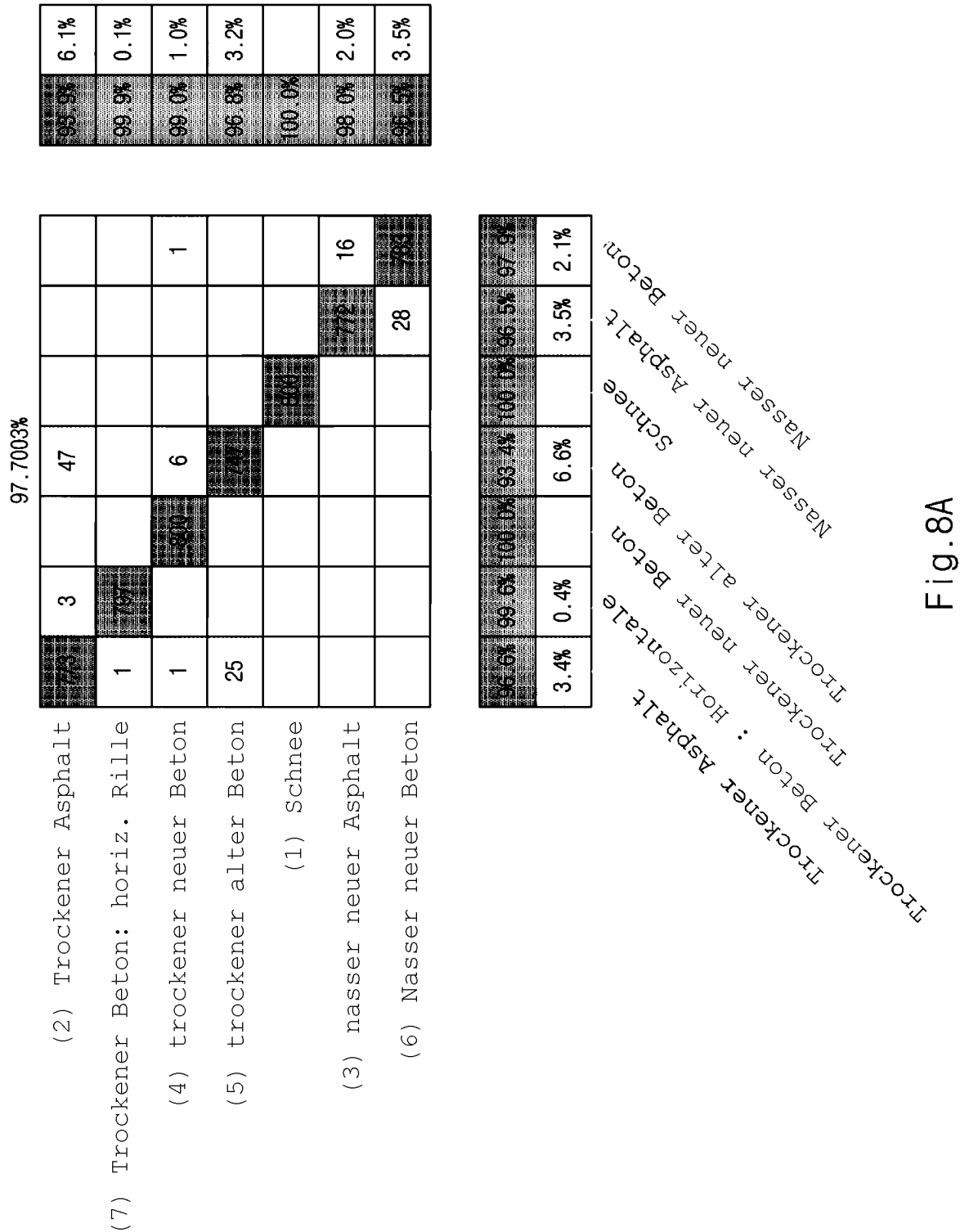


Fig.7



	98.575%						
(2) Trockener Asphalt	787	2	12			98.3%	1.7%
(4) trockener neuer Beton		785			5	99.4%	0.6%
(5) trockener alter Beton	13	2	788			98.1%	1.9%
(3) nasser neuer Asphalt				788	10	98.7%	1.3%
(6) Nasser neuer Beton		1		12	785	98.4%	1.6%

98.4%	99.4%	98.5%	98.5%	98.1%
1.6%	0.6%	1.5%	1.5%	1.9%

Trockener Asphalt	Trockener neuer Beton	Trockener alter Beton	Nasser neuer Asphalt	Nasser neuer Beton
-------------------	-----------------------	-----------------------	----------------------	--------------------

Fig.8B

Ganzjahresreifen/ Geschwindigkeit 60kmh/Trockener Asphalt

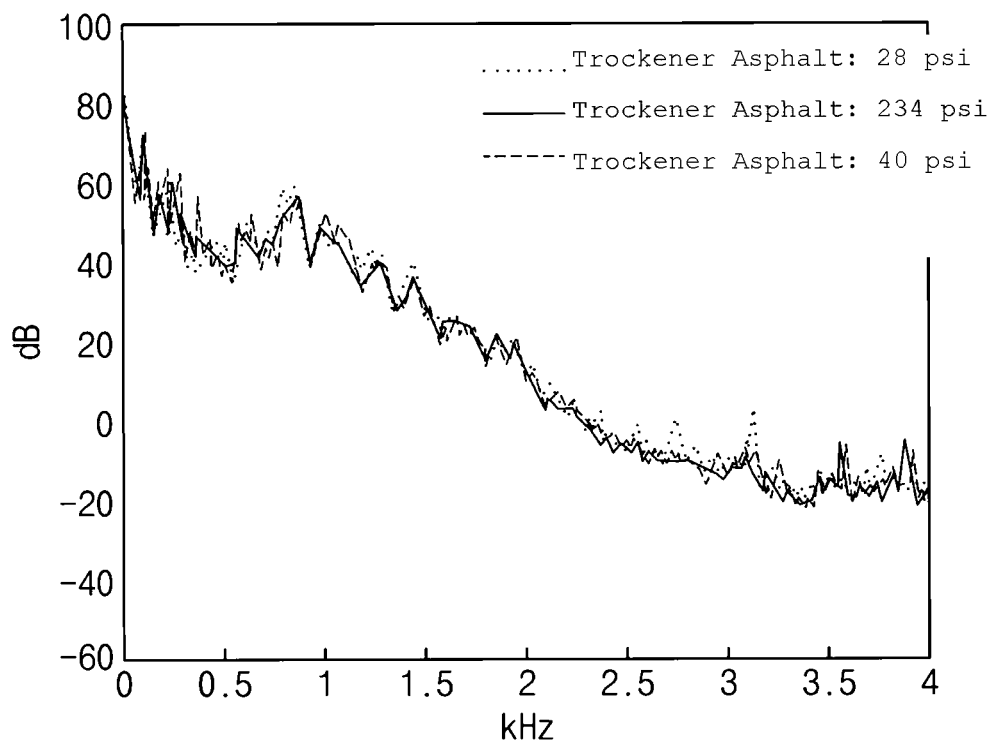
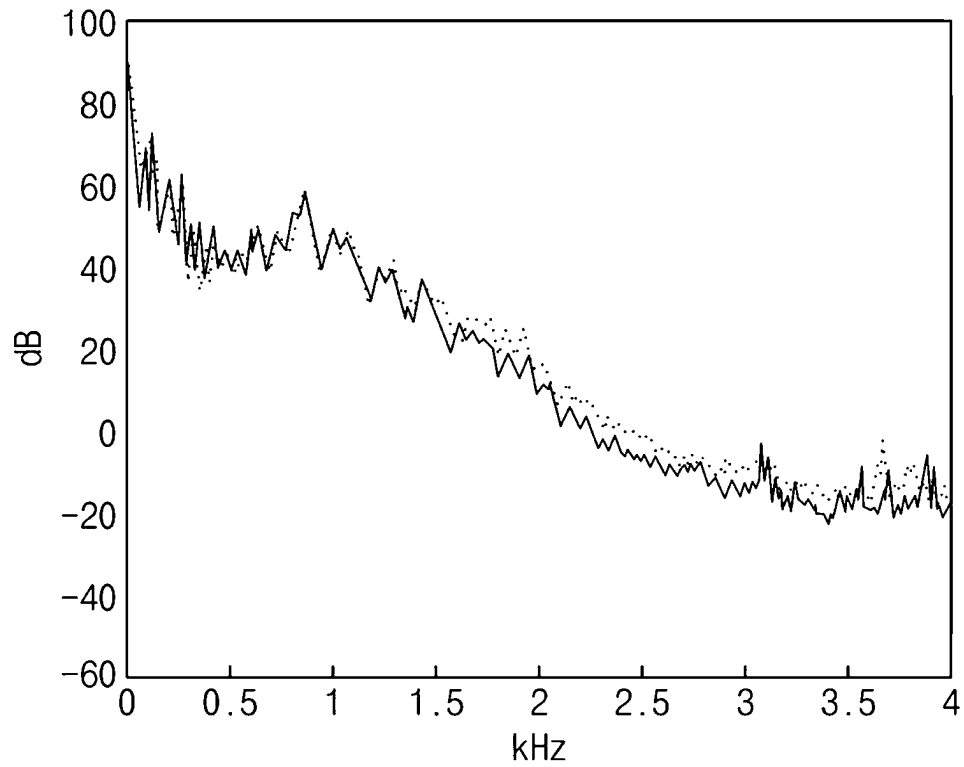


Fig.9A

Ganzjahresreifen/ Geschwindigkeit 60kmh/Trockener Asphalt



..... Trockener Asphalt: Straßenoberflächentemperatur
46,5°, Lufttemperatur 22°

— Trockener Asphalt: Straßenoberflächentemperatur
55°, Lufttemperatur 29°

Fig.9B

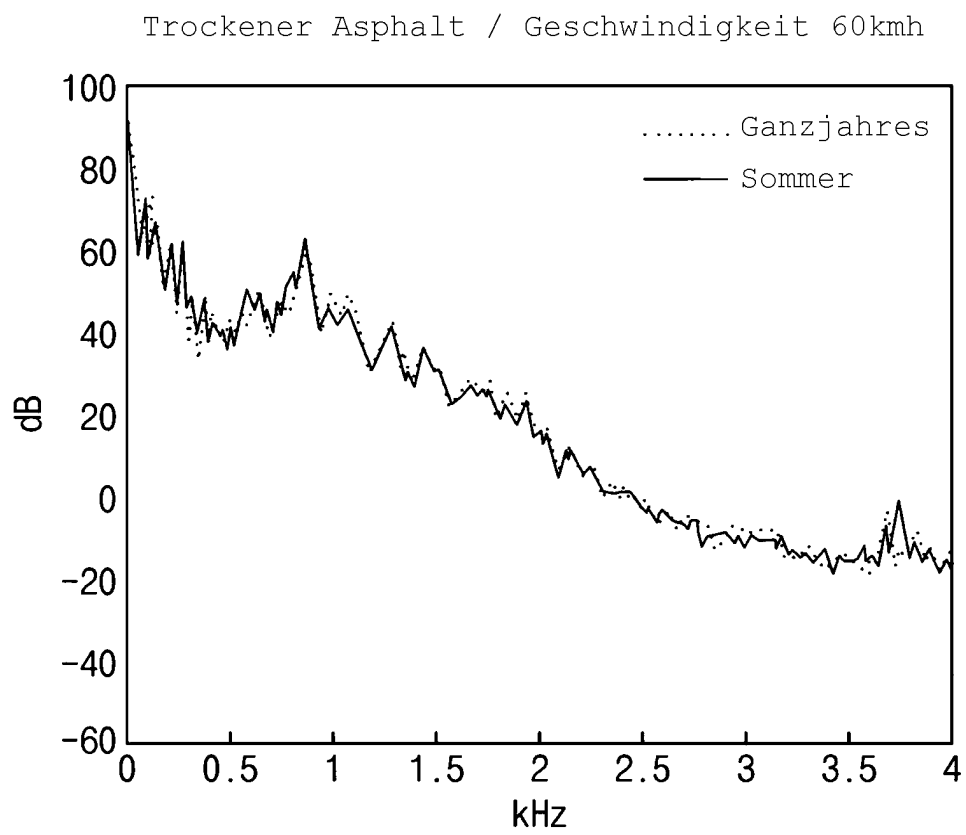


Fig.9C

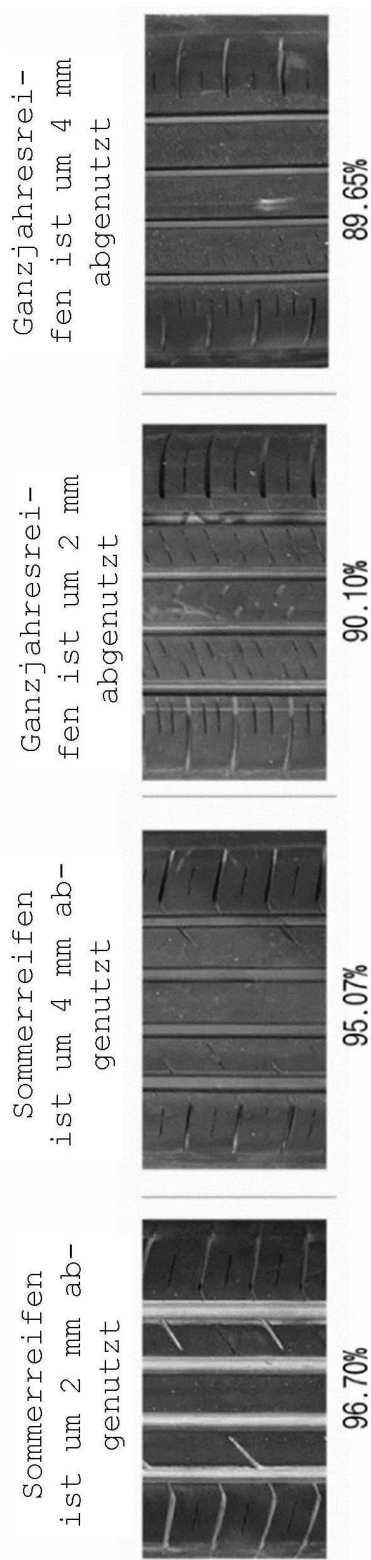


Fig. 9D

Fig. 9E

Fig. 9F

Fig. 9G

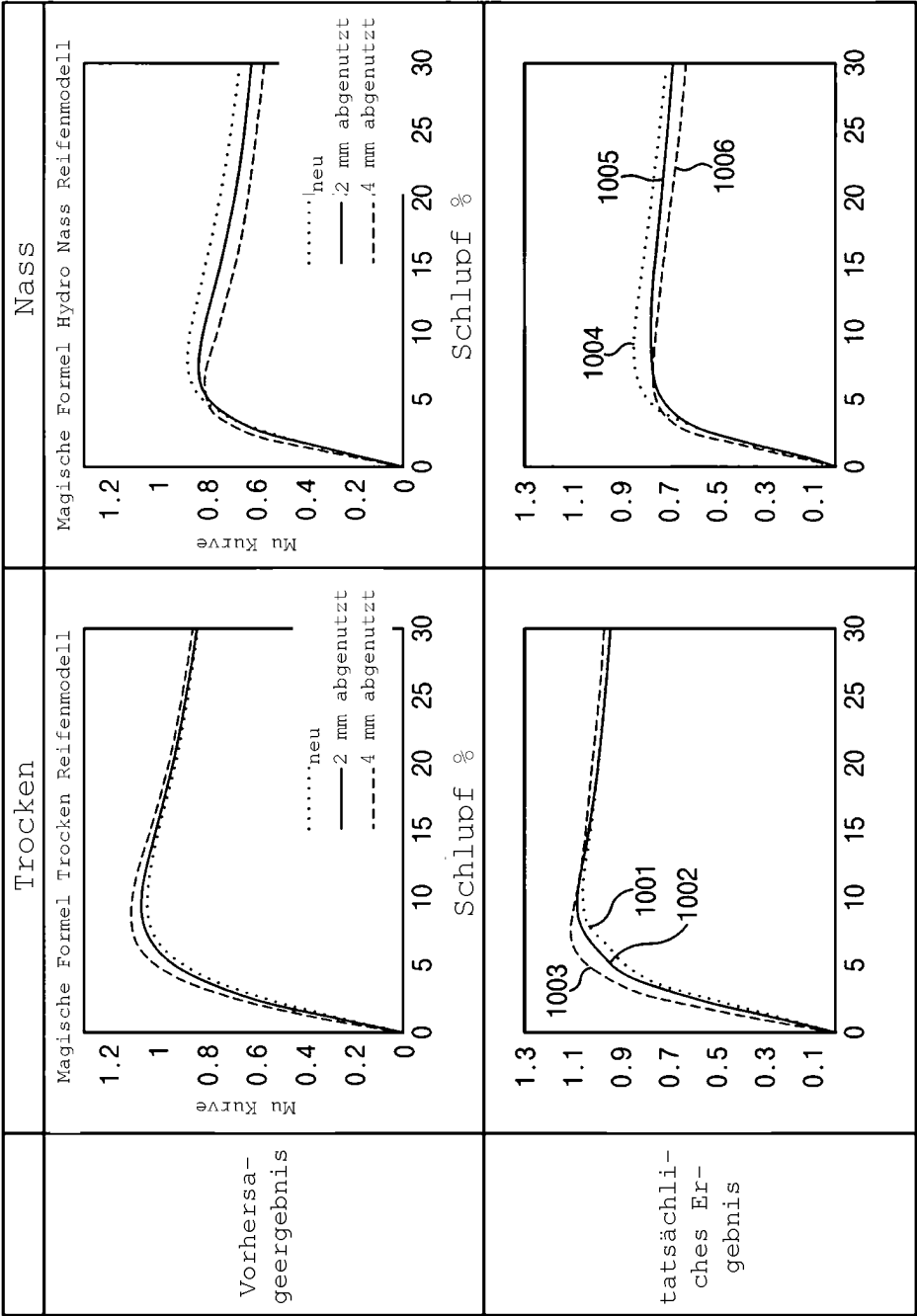


Fig.10

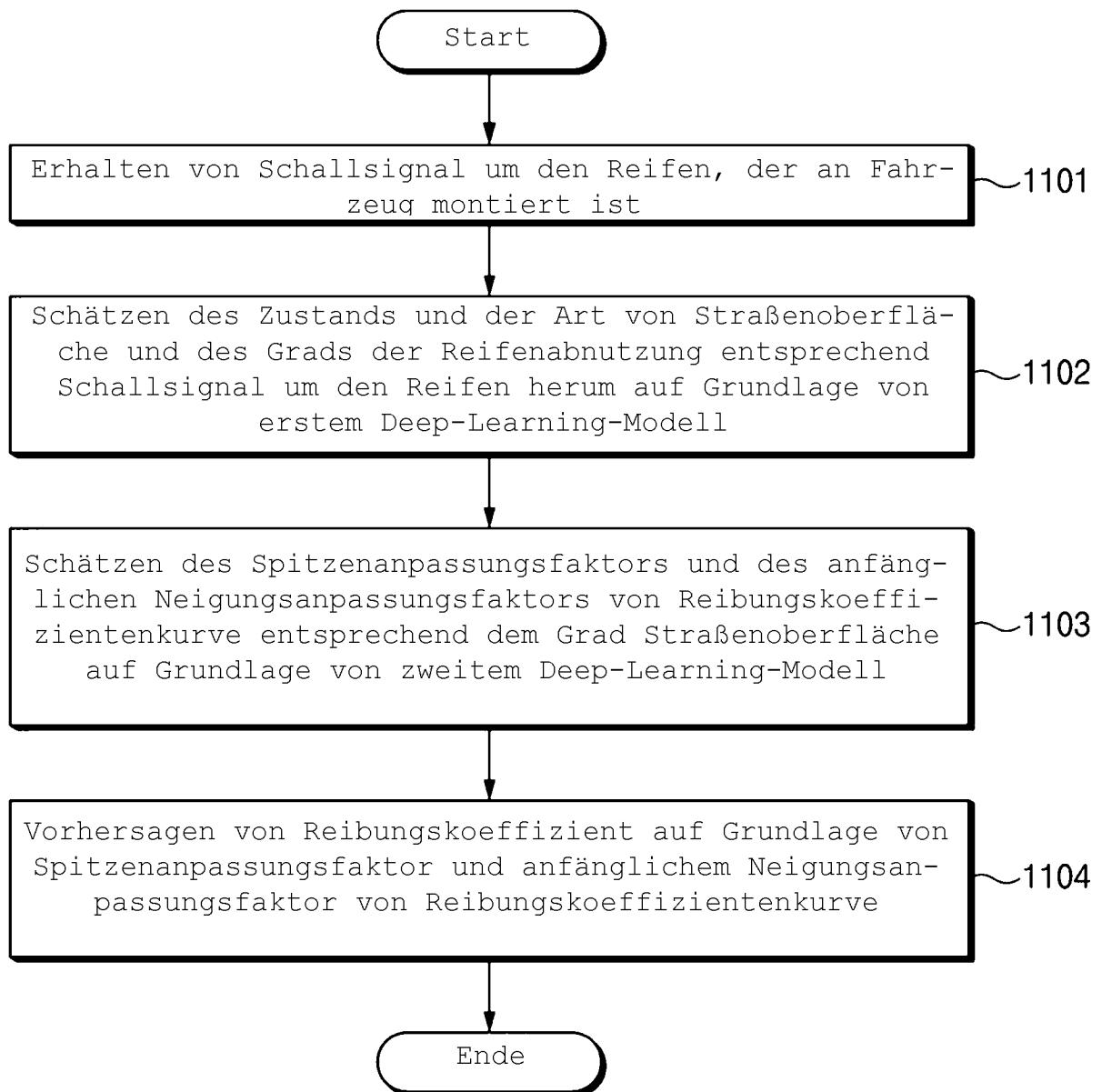


Fig.11

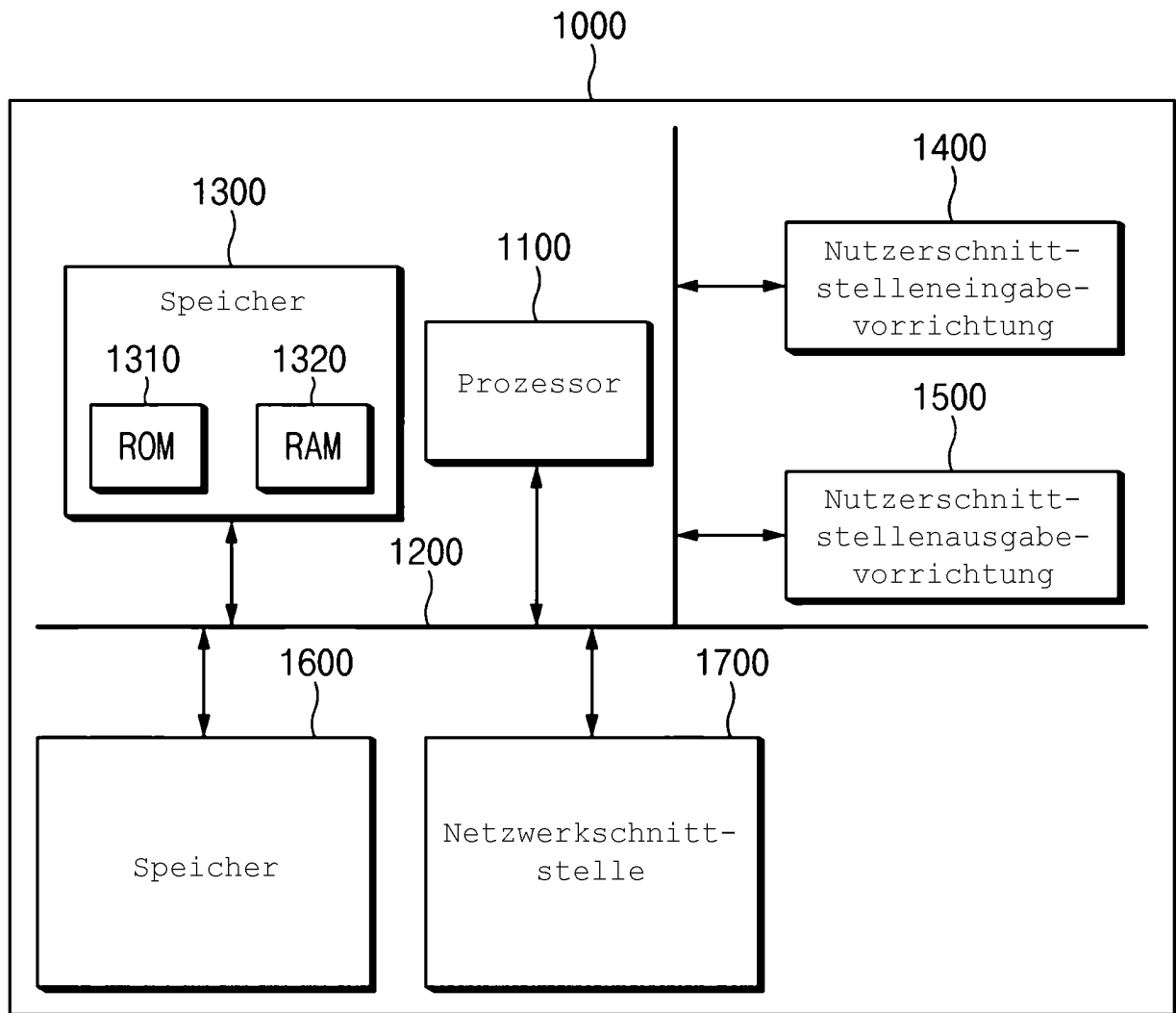


Fig.12