(19) Deutsches Patent- und Markenamt

(10) **DE 10 2015 108 270 B4** 2023.07.06

(12) **Patentschrift**

(21) Aktenzeichen: **10 2015 108 270.5**
(22) Anmeldetag: **26.05.2015**
(43) Offenlegungstag: **03.12.2015**
(45) Veröffentlichungstag der Patenterteilung: **06.07.2023**

(51) Int Cl.: ***B60W 30/14*** (2006.01)
B60W 10/06 (2006.01)
B60W 10/08 (2006.01)
B60W 10/26 (2006.01)
B60W 30/18 (2012.01)
B60W 40/04 (2006.01)
B60W 40/06 (2012.01)
B60W 40/105 (2012.01)
B60W 20/12 (2016.01)
G06N 3/02 (2006.01)
G01C 21/34 (2006.01)

Innerhalb von neun Monaten nach Veröffentlichung der Patenterteilung kann nach § 59 Patentgesetz gegen das Patent Einspruch erhoben werden. Der Einspruch ist schriftlich zu erklären und zu begründen. Innerhalb der Einspruchsfrist ist eine Einspruchsgebühr in Höhe von 200 Euro zu entrichten (§ 6 Patentkostengesetz in Verbindung mit der Anlage zu § 2 Abs. 1 Patentkostengesetz).

(30) Unionspriorität:
14/291,858 **30.05.2014** **US**

(73) Patentinhaber:
Ford Global Technologies, LLC, Dearborn, Mich., US

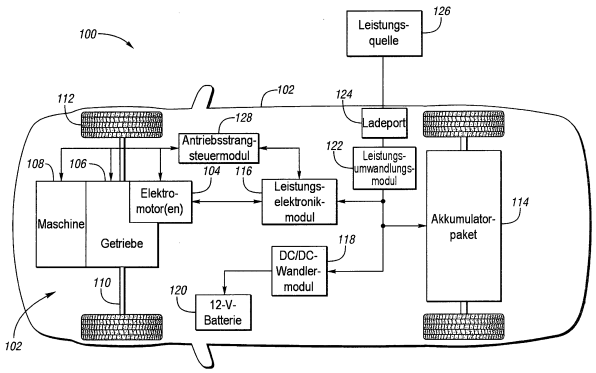
(74) Vertreter:
PATERIS Theobald Elbel & Partner, Patentanwälte, PartmbB, 14059 Berlin, DE

(72) Erfinder:
Park, JungMe, Novi, Mich., US; Fang, Chen, Westland, Mich., US; Kristinsson, Johannes Geir, Ann Arbor, Mich., US; McGee, Ryan Abraham, Shanghai, CN; Phillips, Anthony Mark, Northville, Mich., US; Kuang, Ming Lang, Canton, Mich., US; Wang, Wenduo, Ann Arbor, Mich., US; Murphey, Yi, Ann Arbor, Mich., US

(56) Ermittelter Stand der Technik:
siehe Folgeseiten

(54) Bezeichnung: **VORHERSAGE DES FAHRZEUGGESCHWINDIGKEITSPROFILS UNTER VERWENDUNG NEURONALER NETZWERKE**

(57) Hauptanspruch: Fahrzeug (100), das Folgendes umfasst:
einen Antriebsstrang (102), der eine Elektromaschine (104) und eine Maschine (108) aufweist; und
eine Steuervorrichtung, die programmiert ist, um für jedes einer Mehrzahl von Segmenten, die eine Route definieren, (i) den Antriebsstrang (102) in Übereinstimmung mit einem vorhergesagten Fahrzeuggeschwindigkeitsprofil für das Segment, das mit einem einer Gruppe von Fahrzonentypen assoziiert ist, die jeweils ein unterschiedliches charakteristisches Geschwindigkeitsprofil und einen Fahrzeugort definieren, zu betreiben und, (ii) als Reaktion auf die Abweichung zwischen dem vorhergesagten Geschwindigkeitsprofil und einem gemessenen Geschwindigkeitsprofil, das vorhergesagte Geschwindigkeitsprofil, das mit dem Fahrzonentyp assoziiert ist, zu aktualisieren, dadurch gekennzeichnet, dass
die Steuervorrichtung ferner mindestens einen neuronalen Netzwerkprozessor umfasst, der programmiert ist, um die vorhergesagten Fahrzeuggeschwindigkeitsprofile basierend auf Daten zu erzeugen, die historischen Fahrmustern entsprechen, wobei der mindestens eine neuronale Netzwerkprozessor ferner eine Mehrzahl neuronaler Netzwerkprozessoren umfasst, die jeweils programmiert sind, um eines der vorhergesagten Geschwindigkeitsprofile zu erzeugen.



(56) Ermittelter Stand der Technik:

DE	**10 2012 216 115**	**A1**
DE	**10 2012 218 100**	**A1**

Beschreibung

TECHNISCHES GEBIET

[0001] Die vorliegende Offenbarung betrifft vorhersagende Fahrzeugroutenplanung und Energiemanagement.

HINTERGRUND

[0002] Hybridelektrofahrzeuge (HEVs) können elektrische Energie durch Verwenden der Brennkraftmaschine zum Drehen eines Generators auffüllen. Die von dem Generator erzeugte Elektrizität kann in einem Akkumulator gespeichert werden. HEV-Systeme können auch kinetische Energie zurückgewinnen, indem sie das Moment des Fahrzeugs zum Drehen des Generators verwenden. Die erzeugte Elektrizität kann in dem Akkumulator für den darauf folgenden Gebrauch gespeichert werden. Plugin-Hybridelektrofahrzeuge (PHEVs) sind eine Erweiterung existierender HEVs mit zusätzlicher Energieflexibilität. Ein PHEV kann ein Akkumulatorpaket mit größerer Kapazität verwenden als ein Standard-HEV, und das PHEV hat zwei ursprüngliche Energiequellen, Kraftstoff sowie Elektrizität von dem Stromnetz.

[0003] Eine Aufgabe eines HEV-Steuersystems kann es sein, Energiebetriebskosten und Emissionen ohne Infragestellung des Fahrkomforts des Fahrzeugs und der Systemauflagen zu minimieren. Die Energieverwaltungs-Steuerstrategien können das HEV im elektrischen Fahrmodus betreiben, bei dem das Fahrzeug nur mit dem Elektromotor betrieben wird, der Antrieb bereitstellt, um die Akkumulatorleistungsausgabe zu maximieren. Bei einem Hybridantriebsmodus wird das Fahrzeug sowohl von der Maschine als auch von dem Elektromotor angetrieben. Fortschrittliche Antriebsstrangplanungstechniken können dazu dienen, die Energieplanung durch Maximieren des Gebrauchs des elektrischen Fahrmodus zu verbessern.

[0004] Ähnlich beruhen herkömmliche Fahrzeuge, die eine Brennkraftmaschine als das einzige Antriebsmittel haben, auf Bereichsvorhersage, um Fahrern eine präzise Schätzung der Entfernung, die basierend auf dem in einem gegebenen Augenblick verfügbaren Kraftstoff verfügbar ist, bereitzustellen. Fortschrittliche Planungstechniken können den Kraftstoffverbrauch verbessern und eine präzisere Berechnung der Entfernung bis zum leeren Zustand ermöglichen. In der Druckschrift DE 10 2012 216 115 A1 wird ein Fahrzeug beschrieben, das einen Antriebsstrang mit einer Elektromaschine und einer Brennkraftmaschine umfasst, sowie weiterhin eine Steuerungseinrichtung umfasst, die programmiert ist, um für jedes einer Mehrzahl von Segmenten, die eine Route definieren, den Antriebsstrang in Übereinstimmung mit einem vorhergesagten Fahrzeuggeschwindigkeitsprofil für das Segment, das mit einem einer Gruppe von Fahrzonentypen assoziiert ist, die jeweils ein unterschiedliches charakteristisches Geschwindigkeitsprofil und einen Fahrzeugort definieren, zu betreiben und, als Reaktion auf die Abweichung zwischen dem vorhergesagten Geschwindigkeitsprofil und einem gemessenen Geschwindigkeitsprofil, das vorhergesagte Geschwindigkeitsprofil, das mit dem Fahrzonentyp assoziiert ist, zu aktualisiere. In der Druckschrift DE 10 2012 218 100 A1 wird ein Verfahren zur Geschwindigkeitsregelung in einem Fahrzeug auf Grundlage von auf einem Server bestimmten Fahrgeschwindigkeitsprofilen offenbart. Bei dem Verfahren werden die Fahrgeschwindigkeitsprofile von dem Server bezogen, wobei auf dem Server Fahrzeuggeschwindigkeitsdaten einer Mehrzahl von Fahrzeugen zur Bestimmung der Fahrgeschwindigkeitsprofile ausgewertet werden.

KURZDARSTELLUNG

[0005] Ein Fahrzeug weist einen Antriebsstrang auf, der eine Elektromaschine und eine Maschine sowie eine Steuervorrichtung, die programmiert ist, um für jedes einer Mehrzahl von Segmenten, die eine Route definieren, aufweist. Die Steuervorrichtung ist ferner programmiert, um den Antriebsstrang gemäß einem vorhergesagten Fahrzeuggeschwindigkeitsprofil für das Segment, das mit einem einer Gruppe von Fahrzonentypen assoziiert ist, zu betreiben. Jeder Fahrzonentyp definiert ein unterschiedliches charakteristisches Geschwindigkeitsprofil und Fahrzeugort. Die Steuervorrichtung ist ferner programmiert, um das vorhergesagte Geschwindigkeitsprofil, das mit dem Fahrzonentyp assoziiert ist, als Reaktion auf Abweichung zwischen dem vorhergesagten Geschwindigkeitsprofil und einem gemessenen Geschwindigkeitsprofil zu aktualisieren.

[0006] Das Fahrzeug kann mit einem Verfahren betrieben werden, das das Einstufen basierend auf historischen Fahrdaten jedes einer Reihe von Segmenten einer vorbestimmten Route in einen einer Gruppe von Fahrzonentypen aufweist. Das Verfahren weist auch das Erzeugen eines vorhergesagten Geschwindigkeitsprofils für jedes Segment auf, indem ein Prozessor verwendet wird, der einem bestimmten der Fahrzonentypen entspricht, und das Aktualisieren des vorhergesagten Geschwindigkeitsprofils für jedes Segment, das eine Abweichung zwischen einem gemessenen Geschwindigkeitsprofil und dem vorhergesagten Geschwindigkeitsprofil hat.

[0007] Das Fahrzeug weist einen Antriebsstrang und eine Steuervorrichtung auf, die ein neuronales Netzwerk, das einem Fahrzonentyp zugewiesen ist, haben. Die Steuervorrichtung ist programmiert, um

den Antriebsstrang entlang eines Routensegments zu betreiben, das von dem Fahrzonentyp gemäß einem vorhergesagten Geschwindigkeitsprofil, das mit dem Fahrzonentyp assoziiert ist, definiert ist, und das vorhergesagte Geschwindigkeitsprofil für den Gebrauch bei aufeinanderfolgenden Fahrten entlang des Routensegments basierend auf einer gemessenen Abweichung von dem vorhergesagten Geschwindigkeitsprofil zu aktualisieren.

Figurenliste

Fig. 1 ist eine schematische Ansicht eines Hybridelektrofahrzeugs.

Fig. 2 ist ein Flussdiagramm eines Verfahrens zum Vorhersagen eines Geschwindigkeitsprofils entlang einer Route.

Fig. 3 ist eine Plotterdarstellung eines beispielhaften Geschwindigkeitsprofils eines frei fließenden Verkehrsbereichs.

Fig. 4 ist eine Plotterdarstellung eines beispielhaften Geschwindigkeitsprofils eines Stoppschildverkehrsbereichs.

Fig. 5 ist eine Plotterdarstellung eines beispielhaften Geschwindigkeitsprofils eines Ampelverkehrsbereichs.

Fig. 6 ist eine Plotterdarstellung eines Beispiels einer kompilierten Reihe eingestufter Routensegmente einer vorbestimmten Route.

Fig. 7 ist eine Plotterdarstellung eines zweiten Beispiels einer kompilierten Reihe eingestufter Routensegmente einer vorbestimmten Route.

Fig. 8A ist ein Systemdiagramm eines neuronalen Netzwerkprozessors, das einem frei fließenden Fahrzonentyp entspricht.

Fig. 8B ist ein Systemdiagramm eines neuronalen Netzwerkprozessors, das einem Kurvenfahrzonentyp entspricht.

Fig. 8C ist ein Systemdiagramm eines neuronalen Netzwerkprozessors, das einem Stoppschildfahrzonentyp entspricht.

Fig. 8D ist ein Systemdiagramm eines neuronalen Netzwerkprozessors, das einem Ampelfahrzonentyp entspricht.

Fig. 9 ist eine überlagerte Plotterdarstellung statischer Eingaben eines vorhergesagten Geschwindigkeitsprofils und eines gemessenen Geschwindigkeitsprofils.

Fig. 10A ist eine Abbildung eines Autobahneinfahrtrampen-Fahrzonentyps.

Fig. 10B ist eine Abbildung eines Autobahnausfahrtrampen-Fahrzonentyps.

Fig. 10C ist eine Abbildung eines Schnellstraßenverbindungsrampen-Fahrzonentyps.

AUSFÜHRLICHE BESCHREIBUNG

[0008] Wie erforderlich, werden hier ausführliche Ausführungsformen der vorliegenden Erfindung offenbart, wobei jedoch zu verstehen ist, dass die offenbarten Ausführungsformen für die Erfindung, die in unterschiedlichen und alternativen Formen verkörpert werden kann, nur beispielhaft sind. Die Figuren sind nicht zwingend maßstabgerecht, einige Features können übertrieben oder minimiert sein, um Details besonderer Bauteile zu zeigen. Spezifische strukturmäßige und funktionale Details, die hier offenbart sind, dürfen daher nicht als einschränkend ausgelegt werden, sondern nur als eine darstellende Grundlage für das Belehren eines Fachmanns, um die vorliegende Erfindung auf unterschiedliche Art zu verwenden.

[0009] **Fig. 1** bildet ein Beispiel eines Plugin-Hybridelektrofahrzeugs 100 ab. Ein Hybridelektrofahrzeug-Antriebsstrang 102 kann eine oder mehrere Elektromaschinen oder Elektromotoren 104 umfassen, die mechanisch mit einem Hybridgetriebe 106 verbunden sind. Zusätzlich ist das Hybridgetriebe 106 mechanisch mit einer Maschine 108 verbunden. Das Hybridgetriebe 106 kann auch mechanisch mit einer Antriebswelle 110, die Räder 112 antreibt, verbunden sein. Der/die Elektromotor(en) 104 können Fahrzeugantrieb bereitstellen, wenn die Maschine 108 eingeschaltet ist sowie wenn die Maschine ausgeschaltet ist. Der/die Elektromotor(en) 104 können zusätzlich Fahrzeugverlangsamung bereitstellen, indem sie der Antriebswelle ein Widerstandsmoment auferlegen. Der/die Elektromotor(en) 104 können als elektrische Generatoren ausgelegt sein und können Kraftstoffeinsparungsvorteile bereitstellen, indem sie Energie zurückgewinnen, die normalerweise als Hitze in dem Reibungsbremssystem verloren ginge. Der/die Elektromotor(en) 104 können auch Schadstoffemissionen verringern, da das Hybridelektrofahrzeug 102 unter bestimmten Bedingungen im elektrischen Maschinenantriebsstrangmodus betrieben werden kann.

[0010] Der Traktionsakkumulator oder das Akkumulatorpaket 114 speichert Energie, die zum Antreiben des/der Elektromotors/Elektromotoren 104 verwendet werden kann. Ein Fahrzeugakkumulatorpaket 114 kann eine hohe Gleichspannungsausgabe bereitstellen. Das Akkumulatorpaket 114 ist elektrisch an ein Leistungselektronikmodul 116 angeschlossen. Das Leistungselektronikmodul 116 ist auch elektrisch mit dem/den Elektromotor(en) 104 verbunden und stellt die Fähigkeit bereit, Energie in zwei Richtungen zwischen dem Akkumulatorpaket 114 und dem/den Elektromotor(en) 104 zu übertragen. Ein Akkumulatorpaket 114 kann zum Beispiel

eine Gleichspannung liefern, während der/die Elektromotor(en) 104 für ihren Betrieb einen Drehstrom benötigen können. In diesem Fall wandelt das Leistungselektronikmodul 116 die Gleichspannung in einen Drehstrom um, der von dem/den Elektromotor (en) 104 empfangen wird. In einem regenerativen Modus wandelt das Leistungselektronikmodul 116 den Drehstrom von dem/den Elektromotor(en) 104, die als Generatoren wirken, in die Gleichspannung um, die das Akkumulatorpaket 114 benötigt. Die hier beschriebenen Verfahren gelten ebenso für reine Elektrofahrzeuge oder irgendein anderes Gerät oder Fahrzeug, das ein Akkumulatorpaket verwendet.

[0011] Zusätzlich zur Bereitstellung von Energie für den Antrieb kann das Akkumulatorpaket 114 Energie für andere elektrische Fahrzeugsysteme bereitstellen. Ein DC/DC-Wandlermodul 118 ist fähig, die hohe Gleichspannungsausgabe des Akkumulatorpakets 114 in eine niedrige Gleichspannungsversorgung umzuwandeln, die mit Fahrzeuglasten mit Niederspannung kompatibel ist. Andere Hochspannungslasten, wie zum Beispiel Verdichter und elektrische Heizgeräte, können direkt an den Hochspannungsbus von dem Akkumulatorpaket 114 angeschlossen werden. Die Niederspannungssysteme können elektrisch auch mit einer 12-V-Batterie 120 verbunden sein. Ein vollelektrisches Fahrzeug kann eine ähnliche Architektur aber ohne die Maschine 108 haben.

[0012] Das Akkumulatorpaket 114 kann durch eine externe Leistungsquelle 126 aufgeladen werden. Die externe Leistungsquelle 126 kann Wechselstrom oder Gleichstrom zu dem Fahrzeug 102 durch elektrische Verbindung über einen Ladeport 124 liefern. Der Ladeport 124 kann irgendein Porttyp sein, der ausgelegt ist, um Leistung von der externen Leistungsquelle 126 zu dem Fahrzeug 102 zu liefern. Der Ladeport 124 kann elektrisch mit einem Leistungsumwandlungsmodul 122 verbunden sein. Das Leistungsumwandlungsmodul kann die Leistung von der externen Leistungsquelle 126 konditionieren, um das richtige Spannungs- und Stromniveau zu dem Akkumulatorpaket 114 zu liefern. Bei einigen Anwendungen kann die externe Leistungsquelle 126 ausgelegt sein, um das richtige Spannungs- und Stromniveau zu dem Akkumulatorpaket 114 zu liefern, so dass das Leistungsumwandlungsmodul 122 eventuell nicht erforderlich ist. Die Funktionen des Leistungsumwandlungsmoduls 122 können zum Beispiel in der externen Stromquelle 126 enthalten sein. Der Fahrzeugantriebsstrang, der die Maschine, das Getriebe, die Elektromotoren, die elektrischen Generatoren und Leistungselektronik aufweist, kann durch ein Antriebsstrangsteuermodul (PCM) 128 gesteuert werden.

[0013] Zusätzlich zur Veranschaulichung eines Plugin-Hybridfahrzeugs kann **Fig. 1** ein akkumulatorelektrisches Fahrzeug (BEV) veranschaulichen, falls die Maschine 108 entfernt wird. Als eine zweite beispielhafte Fahrzeugkonfiguration, die Aspekte, die hier offenbart sind, nutzen kann, kann **Fig. 1** ein herkömmliches Hybridelektrofahrzeug (HEV) oder ein leistungsverzweigtes Hybridelektrofahrzeug darstellen, falls die Bauteile 122, 124 und 126 in Zusammenhang mit dem Plugin beim Laden entfernt werden.

[0014] Eine dritte beispielhafte Fahrzeugkonfiguration, die Aspekte, die hier offenbart sind, nutzen kann, ist ein herkömmliches Fahrzeug, das nur die Brennkraftmaschine 108 als Antriebsquelle hat. Ein solches herkömmliches Fahrzeug kann keine(n) Elektromotor(en) 104 oder Akkumulatorpaket 114, die zusätzliche Fahrzeugtraktion bereitstellen können, aufweisen. Fortschrittliche Routenplanungstechniken können dazu dienen, genauere Entfernung bis zur Leeranzeige abzuleiten, um sie einem Fahrzeugführer bereitzustellen. Zusätzlich kann präzise Routenplanung dazu dienen, es einer Antriebsstrangsteuervorrichtung zu erlauben, den Maschinenbetrieb angesichts bevorstehender Lastbedingungen einzustellen, um die optimale verfügbare Betriebseffizienz bereitzustellen.

[0015] Die Vorhersage der Fahrzeuggeschwindigkeit entlang einer vorbestimmten Route kann teilweise auf Daten basieren, die auf existierendes Fahrverhalten hinweisen. Dieses existierende Verhalten kann ein historisches Fahrerprofil, historische Verkehrsmusterdaten sowie statistische Informationen über die Route (geometrische Wege, Geschwindigkeitsbegrenzungen usw.) aufweisen. Die Verwendung historischer Daten als einzige Grundlage ist in Zusammenhang mit Qualität, Präzision und Aktualität der Daten beschränkt. Datenbankeninformationen in Zusammenhang mit Geschwindigkeitsbeschränkungen können zu wünschen übrig lassen, insbesondere bei Straßen mit niedriger Priorität. Zusätzlich weichen aktuelle Fahrmuster oft signifikant von angezeigten Beschränkungen ab. Laufende Geschwindigkeitsmustererkennung, wie sie hier offenbart ist, kann dazu dienen, die Präzision der Geschwindigkeitsvorhersage zur Unterstützung der Fahrzeugenergieplanung während einer vorbestimmten Route zu verbessern.

[0016] Künstliche neuronale Netzwerkprozessoren, die in einer Fahrzeugsteuervorrichtung umgesetzt sind, erlauben es einem betreffenden Fahrzeug, während es wiederholt über unterschiedliche Routen gefahren wird, zu „lernen“. Herkömmliche Computer verwenden einen algorithmischen Ansatz, das heißt, dass der Computer einem Satz von Anweisungen folgt, um ein Problem zu lösen. Außer wenn spezifische Schritte, die der Computer befolgen muss, vor-

programmiert sind, ist der Computer im Hinblick auf die Probleme, zu deren Lösung er fähig ist, beschränkt. Dazu kann die Problemlösungsfähigkeit herkömmlicher Computer auf Probleme beschränkt sein, die zuvor mit bekannten Lösungen verstanden wurden. Neuronale Netzwerkverarbeitung erlaubt ein gemeinsames Verhalten eines Netzwerkes miteinander verbundener Neuronen. Jedes Neuron entwickelt seine Berechnungen, indem es laufend seine Ausgabe beurteilt, indem es sich die Eingaben ansieht, die gewichtete Summe berechnet und sie mit einem Schwellenwert vergleicht, um zu entscheiden, ob jedes Neuron zünden sollte. Die Abhängigkeit der Ausgabewerte von Eingabewerten ist komplex und weist alle synaptischen Gewichte und Schwellenwerte auf. Diese Abhängigkeit hat oft keinen bedeutungsvollen analytischen Ausdruck. Das ist jedoch nicht nötig, weil es Lernalgorithmen gibt, die angesichts der Eingaben Gewichtungsfaktoren einstellen, um die erforderliche Ausgabe zu erzeugen. Es gibt eine Trainingsphase, in der bekannte Muster dem Netzwerk präsentiert werden und das Gewichten wird eingestellt, um die erforderlichen Ausgaben zu erzeugen. Danach gibt es eine Erkennungsphase, in der gewichtete Faktoren fixiert werden, die Muster dem Netzwerk erneut präsentiert werden und es die Ausgaben abruft. Eine oder mehrere verborgene Schichten können eine komplexere Analyse der Eingabedaten erlauben. Das Lernen erfolgt im Allgemeinen durch Ausgabefehlerbewertung im Vergleich zu tatsächlich gemessenen Werten. Für aufeinanderfolgende Vorhersagen können Einstellungen an Gewichtungsfaktoren bei einem oder mehreren Berechnungsschritten angewandt werden, um die Gesamtpräzision der Vorhersage zu verbessern.

[0017] Fig. 2 bildet ein Flussdiagramm eines Verfahrens zum Vorhersagen eines Geschwindigkeitsprofils entlang einer Route ab. Das Verfahren wird im Allgemeinen durch das Bezugszeichen 200 angegeben. Sowohl statische als auch Live-Informationsquellen dienen als Eingabe zu dem Vorhersagemodell. Die gewünschte Route wird bei Schritt 202 von einem Benutzer eingegeben und weist den Ursprungs- und den Zielort auf. Die bestimmte Kartengeometrie der Route wird bei Schritt 204 von Kartendaten eingegeben und weist Straßenbiegungsinformationen auf. Aktuelle Verkehrsmuster können bei Schritt 206 ebenfalls von einer externen Quelle eingegeben werden, die Echtzeit-Verkehrsinformationen bereitstellt, die Strom, Geschwindigkeit und Dichte des Verkehrs entlang der Route wiedergeben. Vorschriftsmäßige Geschwindigkeitsbeschränkungen sind im Allgemeinen statisch und werden ebenfalls bei Schritt 208 zu dem Geschwindigkeitsvorhersagemodell eingegeben. Historische Fahrdaten werden auch bei Schritt 210 eingegeben und geben das Fahrverhalten des bestimmten Fahrers wieder.

[0018] Jede der Eingaben wird einem neuronalen Segmentations-Netzwerkprozessor bei Schritt 212 bereitgestellt, um die Route in eine Abfolge von Segmenten zu trennen. Bei Schritt 214 stuft der neuronale Netzwerkprozessor jedes Segment basierend auf dem Fahrverhalten entlang des entsprechenden Segments ein. Die Einstufungen werden aus einer diskreten Gruppe von Fahrzonentypen ausgewählt und mit den relevanten Segmenten bei Schritt 216 assoziiert. Jeder eines Satzes von Fahrtypen besitzt eine unterschiedliche charakteristische Geschwindigkeitsprofilform. Die vorbestimmte Route wird daher gemäß der Gruppe von Fahrzonentypen segmentiert. Da die Fahrverhalten und relevanten Faktoren für jeden Fahrzonentyp unterschiedlich sind, sagen getrennte neuronale Lern-Netzwerkprozessoren Fahrzeuggeschwindigkeit für jeden Fahrzonentyp entlang des entsprechenden Segments der Route vorher. Ein vorhergesagtes Fahrzeuggeschwindigkeitsprofil wird bei Schritt 218 für Bereiche mit freiem Strom der Route unter Verwendung eines trainierten neuronalen Netzwerks, das Lernparameter hat, die mit Fahrzonenbereichen mit freiem Strom assoziiert sind, erzeugt. Bei Schritt 220 wird für Kurvenbereiche der Route unter Verwendung eines neuronalen Netzwerks, das Lernparameter hat, die mit Kurvenbereichen assoziiert sind, ein Geschwindigkeitsprofil erzeugt. Ein vorhergesagtes Fahrzeuggeschwindigkeitsprofil wird bei Schritt 222 für Stoppschildbereiche der Route unter Verwendung eines neuronalen Netzwerks, das Lernparameter hat, die mit Stoppschildfahrzonenbereichen assoziiert sind, erzeugt. Ein vorhergesagtes Fahrzeuggeschwindigkeitsprofil wird bei Schritt 224 für Ampelbereiche der Route unter Verwendung eines neuronalen Netzwerks, das Lernparameter hat, die mit Ampelfahrzonenbereichen assoziiert sind, erzeugt. Jedes neuronale Netzwerk wird unten ausführlicher besprochen. Die vorhergesagte Fahrzeuggeschwindigkeit, die jedem der Reihe von Orten entlang der Route entspricht, wird bei Schritt 226 ausgegeben. Schließlich wird bei Schritt 228 ein Gesamtrouten-Geschwindigkeitsprofil bestimmt. Es wird in Betracht gezogen, dass, obwohl hier vier Fahrzonentypen besprochen sind, andere Fahrzonentypen für die Routenvorhersage geeignet sein können.

[0019] Fig. 3 ist eine Plotterdarstellung eines Geschwindigkeitsprofils einer Fahrzone, wie es zu dem neuronalen Einstufungsnetzwerk wie oben besprochen eingegeben werden kann. Der Ort ist entlang der horizontalen Achse als Länge 302 eingegeben. Obwohl Länge abgebildet ist, können auf ähnliche Art andere Indikatoren des Orts und/oder der Entfernung verwendet werden. Beschleunigung und Geschwindigkeit sind auf der vertikalen Achse 304 dargestellt. Mehrere Datenproben von Geschwindigkeitsprofilen 306 und Beschleunigungsprofilen 308 sind in der Plotterdarstellung gezeigt. Die Profile werden basierend auf dem Ortsbereich,

der mit einer Verbindung 310 bezeichnet ist, gemeinsam gruppiert. Die Verbindungsentfernungen können von Profil zu Profil in Abhängigkeit von der Form des Geschwindigkeitsprofils variieren. Innerhalb jeder Verbindung werden Punkte entlang jedes Profils verglichen, um die Gleichheit des Krümmungstyps zwischen den Geschwindigkeitsprofilen sicherzustellen. Der repräsentativste Formpunkt (MRSP) 312 ist ein Bereich innerhalb der Verbindung 310, der die Mindestgeschwindigkeit der meisten Fahrten innerhalb der Verbindung enthält. Jede Verbindung hat eine MRSP-Bestimmung innerhalb der Verbindung. Obwohl ein MRSP-Beispiel gezeigt ist, wird entlang einer gegebenen Route eine Anzahl charakteristischer Segmente identifiziert. Die Geschwindigkeitsprofile 306 und Beschleunigungsprofile 308, die in **Fig. 3** abgebildet sind, entsprechen einem Verkehrsbereich mit freiem Strom. Dies sind Bereiche, die durch die Profilform von Änderungen der Fahrzeuggeschwindigkeit charakterisiert sind. Für diesen Fahrzonentyp zeigen die Geschwindigkeitsprofile 306 etwas Veränderlichkeit, sind jedoch innerhalb jedes Profils relativ konstant. Die Beschleunigung ist generell für jedes Profil entlang des MRSP 312 der Route auch null.

[0020] Fig. 4 bildet eine Plotterdarstellung eines Geschwindigkeitsprofils eines zweiten Fahrzonentyps, wie es zu dem neuronalen Einstufungsnetzwerk wie oben besprochen eingegeben werden kann, ab. Ähnlich wie oben ist der Ort entlang der horizontalen Achse als Länge 302 dargestellt und Beschleunigung und Geschwindigkeit sind auf der vertikalen Achse 304 dargestellt. Mehrere Geschwindigkeitsprofile 314 sind in der Plotterdarstellung bereitgestellt. Eine Gruppe entsprechender Beschleunigungsprofile 316 ist ebenfalls gezeigt. Die Geschwindigkeitsprofile sind ähnlich durch vergleichende Formen gruppiert. In diesem Fall befindet sich der Verbindungsbereich 318 an dem charakteristischen Bereich der Geschwindigkeitsprofile 314 und Beschleunigungsprofile 316. Der MRSP 320 dieses Fahrzonentyps ist ähnlich der Charakterisierungsabschnitt des Geschwindigkeitsprofils verschoben. Die Geschwindigkeitsprofile 314 und Beschleunigungsprofile 316 entsprechen einem Stoppschildverkehrsbereich. Die Geschwindigkeitsprofile 314 haben leicht unterschiedliche Verlangsamungsraten, aber fast alle sinken an einem gemeinsamen Ort auf null. Bestimmte abseits liegende Kurven können als uncharakteristisch ausgeschieden werden, zum Beispiel von einem einzelnen Nichtstoppen an einem Stoppschild. Außerdem ergeben die Beschleunigungsprofile 316 negative Beschleunigung vor dem Stopport wieder, und positive Beschleunigung im Anschluss an den Stopport, der null Geschwindigkeit hat.

[0021] Fig. 5 bildet eine Plotterdarstellung eines dritten Fahrzonentyps, wie er zu dem neuronalen Einstufungsnetzwerk eingegeben werden kann, ab. Ähnlich wie oben ist der Ort entlang der horizontalen Achse als Länge 302 dargestellt, und Beschleunigung und Geschwindigkeit sind auf der vertikalen Achse 304 dargestellt. Mehrere Geschwindigkeitsprofile 322 sind in der Plotterdarstellung bereitgestellt. Entsprechende Beschleunigungsprofile 324 sind ebenfalls gezeigt. Ein MRSP 326 dieses Fahrtyps liegt ähnlich der Charakterisierungsabschnitt der Geschwindigkeitsprofile 322. Bei dem Beispiel der **Fig. 5** entsprechen die Geschwindigkeitsprofile 322 und Beschleunigungsprofile 324 einem Ampelverkehrsbereich. Die Population der Geschwindigkeitsprofile 322 erscheint bimodal, indem eine Gruppe von Profilen eine relativ konstante Geschwindigkeit durch den Ort zeigt und eine andere Gruppe von Profilen ein Stoppen ähnlich wie ein Stoppschild zeigt. Da zwei unterschiedliche Fahrzeugverhalten an demselben Ort vorliegen, weist die Population auf eine Ampel hin, an der Perioden bestehen, während welcher Fahrzeuge stoppen, und abwechselnde Perioden, während welcher Fahrzeuge konstante Geschwindigkeit durch die Ampel beibehalten.

[0022] Das neuronale Netzwerk ist trainiert, um bestimmte Muster zu erkennen und mit bestimmten Fahrzonentypen und entsprechenden Orten zu assoziieren. Derart, wenn das Fahrzeug dieselben Abschnitte der Route durchquert, kann eine Fahrzeugenergie-Verwaltungssteuervorrichtung Energienutzung basierend auf der erwarteten bevorstehenden Geschwindigkeit planen.

[0023] Fig. 6 bildet ein Beispiel einer Kompilation einer Reihe mehrerer Routensegmente, die gemäß den oben beschriebenen Verfahren eingestuft sind, ab. Jedes Segment des Geschwindigkeitsprofils ist durch die repräsentative Form der Fahrzone charakterisiert. Die Nebeneinanderstellung der Reihe von Segmenten definiert ein Gesamtgeschwindigkeitsprofil für die gesamte Route.

[0024] Fig. 7 ist eine Plotterdarstellung 400, die ein Beispiel einer räumlichen Charakterisierung der Routensegmentierung unter Verwendung von sowohl der Länge als auch der Breite des Fahrzeugorts, während es eine Route durchquert, zeigt. Die horizontale Achse entspricht der Länge 402 und die vertikale Achse entspricht der Breite 404. Fahrzonentypen können präziser mit geographischen Informationen assoziiert werden, indem beide Richtungen von Ortskoordinaten verwendet werden. Der Bereich 406 bildet zum Beispiel eine Richtungsänderung zwischen zwei unterschiedlichen Bereichen mit freiem Strom ab, was einen Kurvenbereich angibt. Die Längen- und Breitenkoordinaten mehrerer Ampeln 408 sind ebenfalls entlang der Route gezeigt. Die Orte jeder der Fahrzonen werden basierend auf vorhergehender Fahrmustererkennung vorhergesagt.

[0025] Unter Bezugnahme auf die **Fig. 8A** bis **Fig. 8D** kann ein neuronaler Netzwerkprozessor, der jedem Fahrzonentyp entspricht, verwendet werden, um das Fahrzeuggeschwindigkeitsprofil entlang dieses Abschnitts der Route vorherzusagen, sobald jedes Segment der Route eingestuft wurde. Bei mindestens einer Ausführungsform wird mindestens ein neuronaler Netzwerkprozessor einem bestimmten Fahrzonentyp zugewiesen. Jeder Fahrzonentyp kann auch einen unterschiedlichen entsprechenden Satz von Eingabewerten haben, um das Geschwindigkeitsprofil des relevanten Segments vorherzusagen. Durch Verwenden eines einzigen Satzes von Eingabeparametern kann eine angepasste Analyse für jeden Fahrzonentyp erlernt werden.

[0026] Unter Bezugnahme auf **Fig. 8A** ist ein Systemdiagramm des neuronalen Netzwerks 500, das einem Bereich mit freiem Strom entspricht, abgebildet. In dem Fall des Bereichs mit freiem Strom können die Anzahl von Fahrspuren 502, das Verkehrsmuster 504, die Geschwindigkeitsbegrenzung 506 und die Straßenkrümmung 508 jeweils für Punkte entlang der Route als Eingaben zu dem neuronalen Vorhersagenetzwerkprozessor dienen. Zusätzlich können historische Fahrdaten 518 ferner als Eingabe zu dem Netzwerk dienen. Das historische Geschwindigkeitsmittel 510, die historische Geschwindigkeitsvarianz 512, das Geschwindigkeitsbeschränkungsmittel 514 und der Geschwindigkeitsbeschränkungsmodus 516 werden ebenfalls für Punkte entlang der Route geschätzt. Die Eingaben können gemeinsam Eingabeschicht 520 genannt werden. Die Eingaben werden von einer oder mehreren verborgenen Schichten 522 des neuronalen Netzwerks 500 verarbeitet. Eine Ausgabeschicht 524 weist auf ein vorhergesagtes Fahrzeuggeschwindigkeitsprofil 526 für alle Punkte in dem relevanten Segment mit freiem Strom der Route hin.

[0027] Unter Bezugnahme auf **Fig. 8B** ist ein Systemdiagramm für ein neuronales Netzwerk 528, das einem Bereich mit freiem Strom entspricht, abgebildet. In dem Fall eines Kurvenbereichs das Verkehrsmuster 504, die Geschwindigkeitsbegrenzung 506 und die Straßenkrümmung 508. Ähnlich beeinflussen historische Fahrdaten 518 das vorhergesagte Geschwindigkeitsprofil. Das historische Geschwindigkeitsmittel durch die Kurve 530 und der historische Geschwindigkeitsmodus durch die Kurve 532 arbeiten ebenfalls als Eingaben zu dem neuronalen Netzwerk 528. Die Eingaben insgesamt dienen als die Eingabeschicht 534. Das Netzwerk 528 verarbeitet die Eingaben unter Verwendung einer oder mehrerer verborgener Schichten 536 und eine Ausgabeschicht 538 gibt ein vorhergesagtes Fahrzeuggeschwindigkeitsprofil 540 für alle Punkte in dem relevanten Kurvenbereichssegment der Route an.

[0028] Unter Bezugnahme auf **Fig. 8C** ist ein Systemdiagramm für ein neuronales Netzwerk 542, das einem Stoppbereich entspricht, abgebildet. Ähnlich wie bei den oben beschriebenen Fahrzonen wird ein einziger Satz von Eingaben zum Erzeugen eines vorhergesagten Geschwindigkeitsprofils in Stoppbereichen bereitgestellt. Die Anzahl der Fahrspuren 502, der Verkehrsmuster 504 und Geschwindigkeitsbeschränkung 506 jeweils für Punkte entlang der Route können als Eingaben zu dem neuronalen Vorhersagenetzwerkprozessor dienen. Historische Fahrdaten 518, die das historische Geschwindigkeitsmittel 510 und die historische Geschwindigkeitsvarianz 512 entlang der Route enthalten, sowie das Geschwindigkeitsmittel in dem Stoppbereich 544 und der Geschwindigkeitsmodus 546 dienen als Eingaben zu dem neuronalen Netzwerk 542. Gemeinsam bilden alle Eingaben die Eingabeschicht 548. Die Eingaben werden von einer oder mehreren verborgenen Schichten 550 des neuronalen Netzwerks 542 verarbeitet. Eine Ausgabeschicht 552 weist auf ein vorhergesagtes Fahrzeuggeschwindigkeitsprofil 554 für alle Punkte in dem relevanten Segment mit freiem Strom der Route hin.

[0029] Unter Bezugnahme auf **Fig. 8D** ist ein Systemdiagramm für ein neuronales Netzwerk 556, das einem Ampelbereich entspricht, abgebildet. Ein einziger Satz von Eingaben wird für Punkte entlang der Route bereitgestellt, um ein vorhergesagtes Geschwindigkeitsprofil in Ampelbereichen zu erzeugen, darunter die Anzahl der Fahrspuren 502, Verkehrsmuster 504 und die Geschwindigkeitsbeschränkung 506. Historische Fahrdaten 518 entlang der Route, darunter das historische Geschwindigkeitsmittel 510, die Höchstgeschwindigkeit 558, die Mindestgeschwindigkeit 560, die historische Geschwindigkeitsvarianz, 512 dienen als Eingaben zu dem neuronalen Netzwerk 542. Andere historische Fahrdaten 518, die für den Ampelbereich relevant sind, können ebenfalls verwendet werden, wie zum Beispiel das Geschwindigkeitsmittel 562, die Höchstgeschwindigkeit 564, die Mindestgeschwindigkeit 566, die Geschwindigkeitsvarianz 568 und der Geschwindigkeitsmodus 570 in dem Ampelbereich können ebenfalls als Eingaben zu der Geschwindigkeitsvorhersage in Ampelbereichen dienen. In Übereinstimmung mit den anderen neuronalen Netzwerken dient das Sammeln von Eingaben als die Eingabeschicht 572, die unter Verwendung einer oder mehrerer verborgener Schichten 574 verarbeitet werden. Die Ausgabeschicht 576 ist für das Geschwindigkeitsprofil 578 für alle Punkte in dem relevanten Ampelbereich der Route repräsentativ.

[0030] **Fig. 9** bildet eine Plotterdarstellung 600 einer resultierenden Geschwindigkeitsprofilvorhersage der Gruppe neuronaler Netzwerkprozessoren ab. Die Plotterdarstellung bildet die Entfernung 602 auf der horizontalen Achse und die Geschwindigkeit 604

auf der vertikalen Achse ab. Die Plotterdarstellung überlagert ferner mehrere Datenkurven, die für die Geschwindigkeitsvorhersage relevant sind. Die Kurve 606 stellt das Geschwindigkeitsbeschränkungsprofil entlang der Route, wie es zum Beispiel von einer statischen Transportdatenbank empfangen wird, dar. Die Kurve 608 stellt das Verkehrsgeschwindigkeitsmuster, wie es zum Beispiel von einem Verkehrs- und Vorschriftsinformationscenter empfangen wird, dar. Die Kurve 610 stellt das vorhergesagte Geschwindigkeitsprofil dar, das gemäß den hier besprochenen Verfahren erzeugt wird. Die Kurve 612 stellt das entlang der Route gemessene Geschwindigkeitsprofil dar. Wie aus der Plotterdarstellung ersichtlich, stimmt die vorhergesagte Geschwindigkeitsprofilkurve 610 mit dem gemessenen Geschwindigkeitsprofil 612 auf einem Großteil der Route sehr gut überein. Zusätzlich werden Abweichungen zwischen den vorhergesagten und den gemessenen Werten in den neuronalen Netzwerkprozessoren über die oben besprochenen historischen Fahrdaten zurückgespeist. Als Reaktion auf die Abweichungen können Gewichtungseinstellungsfaktoren an einen oder mehrere Eingabewerte angewandt werden, um die Vorhersagefähigkeit zu verbessern. Derart, da das System weiterhin „lernt“ und das Geschwindigkeitsprofil der Route einstellt, werden die Vorhersagen bei aufeinanderfolgenden Fahrten auf denselben Routensegmenten präziser. Ferner sollte in der Plotterdarstellung 600 bemerkt werden, dass die aktuelle Fahrgeschwindigkeit häufig sowohl von der Geschwindigkeitsbeschränkungsprofilkurve 606 als auch von der Verkehrsgeschwindigkeitsmusterkurve 608 abweicht. Die Kurven können weniger Gewicht in der neuronalen Netzwerkverarbeitung haben und daher weniger Gesamteinfluss auf die Geschwindigkeitsvorhersage, insbesondere an Stoppschildern und in Ampelbereichen. Bei mindestens einer Ausführungsform aktualisiert die Steuervorrichtung das vorhergesagte Geschwindigkeitsprofil für die Segmente, die Abweichung zwischen dem vorhergesagten Geschwindigkeitsprofil und einem gemessenen Geschwindigkeitsprofil zeigen.

[0031] Bei einer alternativen Ausführungsform können zusätzliche Routenfahrzonentypen ebenfalls eingestuft und vorhergesagt werden. Andere Aspekte der Fahrmuster können verwendet werden, um die zusätzlichen Fahrzonentypen zu definieren. Unter Bezugnahme auf die **Fig. 10A** bis **Fig. 10C** können unterschiedliche Schnellstraßenrampen basierend auf Fahrverhalten im Vergleich zu relevanten Abschnitten der Route modelliert werden. Zusätzliche neuronale Netzwerke können zugewiesen werden, um vorhergesagte Geschwindigkeitsprofile in Bezug auf Schnellstraßenrampen zu erzeugen, sobald ein Segment als eine Rampe eingestuft ist.

[0032] Ähnlich wie die Einstufungstechniken, die oben besprochen sind, können dynamische Verkehrsinformationen, historische Fahrdaten und Straßengeometrie jeweils zum Einstufen jedes Schnellstraßenrampentyps verwendet werden. Zusätzlich, da Einfahrt- und Ausfahrtrampen schnelle Erhöhungen oder Verringerungen der Fahrzeuggeschwindigkeit involvieren können, kann der zeitliche Aspekt der Analyse für Schnellstraßenrampen besonders relevant sein. Bei mindestens einer Ausführungsform gibt es drei Kategorien berücksichtigter Rampen: Einfahrtrampen, Ausfahrtrampen und Schnellstraßenverbindungsrampen. Es wird in Betracht gezogen, dass andere besondere Varianten von Schnellstraßenrampen geeignet sein können.

[0033] Unter Bezugnahme auf **Fig. 1** OA wird das Fahrzeugverhalten auf einem Schnellstraßen-Einfahrtrampenbereich gezeigt. Eine Luftbildkartenansicht 702 bildet die Straßengeometrie der Einfahrtrampe und die Richtung der Fahrzeugfahrt 704 ab. Eine entsprechende Plotterdarstellung 706 mit Geschwindigkeit im Vergleich zum Ort veranschaulicht unterschiedliche Geschwindigkeitsprofile, die die Beschleunigung eines Fahrzeugs, das in die Schnellstraße einfährt, zeigen. Jedes der Geschwindigkeitsprofile legt eine charakteristische Geschwindigkeitserhöhung dar, die dem geometrischen Fahrzeugweg entspricht. Unterschiedliche Fahrer können jedoch unterschiedliche Bescheinigungsraten während des Einfahrens anwenden. Zusätzlich kann ein gegebener Fahrer unter unterschiedlichen Bedingungen unterschiedlich beschleunigen. Dynamische Bedingungen, wie zum Beispiel die Tageszeit, der Verkehr und das Wetter können jeweils den Ansatz eines bestimmten Fahrers zur Vorbereitung des Eingliederns in der Schnellstraße variieren. Ähnliche neuronale Netzwerkverarbeitungstechniken wie oben beschrieben können verwendet werden, um Fahrzeuggeschwindigkeit für Schnellstraßen-Einfahrtrampen basierend auf den repräsentativen Formen der historischen Fahrmuster einzustufen und vorherzusagen. Ein Einstufungsprozessor, wie oben beschrieben, kann ausreichend Kriterien zum Einstufen von Schnellstraßeneinfahrtrampen haben. Die dynamischen Bedingungen können Gewichtung zu bestimmten Abschnitten der Vorhersageberechnung zur Aufrechterhaltung ihrer Präzision verursachen. Derart kann das vorhergesagte Geschwindigkeitsprofil eines neuronalen Netzwerkprozessors weniger empfindlich für fehlerhafte und anormale Daten, die während des Segments erfasst werden, sein. Ähnlich wie bei den oben stehenden Ausführungsformen kann ein dedizierter Prozessor zugewiesen werden, um vorhergesagte Geschwindigkeitsprofile für Schnellstraßeneinfahrtrampen zu erzeugen. Vorkenntnis dieser schnellen Beschleunigungen kann es dem Fahrzeug erlauben, für die erforderliche Antriebsleistung von der Maschine und/oder den Motor vorauszuplanen.

[0034] Unter Bezugnahme auf **Fig. 10B** ist ein Schnellstraßenausfahrtrampenbereich veranschaulicht. Eine Luftbildkartenansicht 708 zeigt die Straßengeometrie der Ausfahrtrampe und die Richtung der Fahrzeugfahrt 710. Die entsprechende Plotterdarstellung der Geschwindigkeit im Vergleich zum Ort 712 zeigt unterschiedliche Geschwindigkeitsprofile eines Fahrzeugs, das aus einer Schnellstraße ausfährt. In diesem Fall zeigen die Geschwindigkeitsprofile ein gemeinsames Verlangsamungsmuster, das dem geometrischen Fahrzeugweg entspricht. Ähnlich wie die oben stehende Besprechung in Bezug auf Einfahrtrampen zeigen Fahrer Variation an ihren jeweiligen Verlangsamungsmustern. Die Variation wird ferner durch dynamische Bedingungen erhöht, die das Verhalten eines gegebenen Fahrers beeinflussen, wie zum Beispiel Wetter oder Verkehr. Ein neuronaler Netzwerkprozessor kann zusätzliche Kriterien haben, ohne Schnellstraßen-Ausfahrtrampen basierend auf den jeweiligen Formen der historischen Fahrmuster einzustufen. Zusätzlich kann es einen dedizierten Prozessor geben, der dem Vorhersagen der Fahrzeuggeschwindigkeit für Schnellstraßen-Ausfahrtrampenfahrzonentypen zugewiesen ist, indem ein einziger Satz von Eingaben, die Schnellstraßen-Ausfahrtrampen entsprechen, berücksichtigt wird. Vorauskenntnis von Perioden mit schneller Verlangsamung erlaubt das Planen der Leistungsrückgewinnung zum Beispiel durch Nutzungsbremsung.

[0035] Unter Bezugnahme auf **Fig. 10C** wird ein dritter Schnellstraßenrampentyp veranschaulicht. Eine Luftbildkartenansicht 714 zeigt Straßengeometrie eines Schnellstraßenverbindungsrampenbereichs. Der Ort und die Fahrtrichtung 716 zeigen ein im Allgemeinen kreisförmiges Routensegment, das gewöhnlich für Schnellstraßenverbindungsrampen verwendet wird. Die entsprechende Plotterdarstellung 718 der Geschwindigkeit in Bezug auf den Ort zeigt unterschiedliche Geschwindigkeitsprofile eines Fahrzeugs, das von einer Schnellstraße zu einer anderen fährt. In diesem Fall zeigen die Geschwindigkeitsprofile ein gemeinsames Muster leichter Verlangsamung, dann konstante Geschwindigkeit, dann erneute Beschleunigung im Anschluss an die Rampe. Dieses Muster entspricht dem kreisförmigen geometrischen Fahrzeugweg. Varianz existiert je nach Fahrer sowie bei unterschiedlichen dynamischen Fahrbedingungen. Sehr ähnlich wie andere Schnellstraßenrampentypen, die oben beschrieben sind, kann ein Einstufungsprozessor Kriterien, die für Schnellstraßenverbindungsrampen spezifisch sind, aufweisen. Ein dedizierter Prozessor kann auch arbeiten, um Fahrzeuggeschwindigkeit auf einem einzigen Satz von Eingaben, der Schnellstraßenverbindungsrampen entspricht, vorherzusagen. Jede der unter Bezugnahme auf die **Fig. 10A** bis **Fig. 10C** besprochenen Schnellstraßenrampen kann zusätzliche Fahrzonentypen umfassen. Es kann auch dedizierte neuronale Netzwerkprozessoren für Geschwindigkeitsvorhersage über die Straße geben.

[0036] Die vorliegende Offenbarung stellt repräsentative Steuerstrategien und/oder Logik dar, die unter Verwendung einer oder mehrerer Verarbeitungsstrategien umgesetzt werden können, wie zum Beispiel ereignisgetrieben, Interrupt-getrieben, Multitasking, Multithreading und dergleichen. Unterschiedliche veranschaulichte Schritte oder Funktionen können daher in der veranschaulichten Sequenz parallel ausgeführt oder in einigen Fällen weggelassen werden. Obwohl dies nicht explizit veranschaulicht ist, erkennt der Durchschnittsfachmann, dass ein oder mehrere der veranschaulichten Schritte oder Funktionen wiederholt in Abhängigkeit von der verwendeten besonderen Strategie ausgeführt werden können. Ebenso ist die Reihenfolge der Verarbeitung nicht unbedingt erforderlich, um die Merkmale und Vorteile, die hier beschrieben sind, zu verwirklichen, sondern wird zur Erleichterung der Veranschaulichung und Beschreibung gegeben.

[0037] Die Steuerlogik kann in der Hauptsache in Software umgesetzt werden, die von einem Fahrzeug, einer Maschine und/oder einer Antriebsstrangsteuervorrichtung auf Mikroprozessorbasis ausgeführt wird. Natürlich kann die Steuerlogik in Software, Hardware oder einer Kombination aus Software und Hardware in einer oder mehreren Steuervorrichtungen in Abhängigkeit von der bestimmten Anwendung umgesetzt werden. Wenn die Steuerlogik in Software umgesetzt wird, kann sie in einer oder mehreren computerlesbaren Speichervorrichtungen oder -medien bereitgestellt werden, die gespeicherte Daten haben, die Code oder Anweisungen darstellen, die von einem Computer ausgeführt werden, um das Fahrzeug oder seine Subsysteme zu steuern. Die computerlesbaren Speichervorrichtungen oder Träger können eine oder eine Mehrzahl bekannter physikalischer Vorrichtungen aufweisen, die elektrische, magnetische und/oder optische Speicherung verwenden, um ausführbare Anweisungen und dazugehörende Kalibrierungsinformationen, Betriebsvariablen und dergleichen zu erhalten. Alternativ können die Vorgänge, Verfahren oder Algorithmen teilweise oder insgesamt unter Einsatz geeigneter Hardwarekomponenten ausgeführt werden, wie zum Beispiel Application Specific Integrated Circuits (ASICs), Field-Programmable Gate Arrays (FPGAs), Zustandsautomaten, Steuervorrichtungen oder andere Hardwarekomponenten oder Vorrichtungen oder eine Kombination von Hardware-, Software- und Firmware-Komponenten.

[0038] Auch wenn oben beispielhafte Ausführungsformen beschrieben wurden, wird nicht bezweckt, dass diese Ausführungsformen alle möglichen For-

men, die die Ansprüche einschließen, beschreiben. Die in der Spezifikation verwendeten Wörter sind vielmehr beschreibende Wörter als eine Einschränkung, und man muss verstehen, dass verschiedene Änderungen ausgeführt werden können, ohne den Sinn und den Geltungsbereich der Erfindung zu verlassen. Wie oben beschrieben, können die Merkmale verschiedener Ausführungsformen kombiniert werden, um weitere Ausführungsformen der Erfindung zu bilden, die nicht explizit beschrieben oder veranschaulicht sind. Obwohl verschiedene Ausführungsformen als Vorteile bereitstellend oder gegenüber anderen Ausführungsformen oder Umsetzungen des Stands der Technik in Bezug auf ein oder mehrere gewünschte Merkmale bevorzugt beschrieben wurden, erkennt der Durchschnittsfachmann, dass ein oder mehrere Merkmale oder Charakteristiken kompromittiert werden können, um gewünschte Gesamtsystemattribute zu erzielen, die von der spezifischen Anwendung und Umsetzung abhängen. Diese Attribute können Kosten, Stärke, Dauerhaftigkeit, Lebenszykluskosten, Vermarktbarkeit, Aussehen, Verpackung, Größe, Wartungsfähigkeit, Gewicht, Herstellbarkeit, Einfachheit des Zusammenfügens usw. umfassen, ohne auf diese beschränkt zu sein. Ausführungsformen, die als weniger wünschenswert als andere Ausführungsformen oder Umsetzungen des Stands der Technik in Bezug auf ein oder mehrere Merkmale beschrieben sind, liegen daher nicht außerhalb des Geltungsbereichs der Offenbarung und können für bestimmte Anwendungen wünschenswert sein.

Patentansprüche

1. Fahrzeug (100), das Folgendes umfasst:
einen Antriebsstrang (102), der eine Elektromaschine (104) und eine Maschine (108) aufweist; und eine Steuervorrichtung, die programmiert ist, um für jedes einer Mehrzahl von Segmenten, die eine Route definieren, (i) den Antriebsstrang (102) in Übereinstimmung mit einem vorhergesagten Fahrzeuggeschwindigkeitsprofil für das Segment, das mit einem einer Gruppe von Fahrzonentypen assoziiert ist, die jeweils ein unterschiedliches charakteristisches Geschwindigkeitsprofil und einen Fahrzeugort definieren, zu betreiben und, (ii) als Reaktion auf die Abweichung zwischen dem vorhergesagten Geschwindigkeitsprofil und einem gemessenen Geschwindigkeitsprofil, das vorhergesagte Geschwindigkeitsprofil, das mit dem Fahrzonentyp assoziiert ist, zu aktualisieren, **dadurch gekennzeichnet**, dass
die Steuervorrichtung ferner mindestens einen neuronalen Netzwerkprozessor umfasst, der programmiert ist, um die vorhergesagten Fahrzeuggeschwindigkeitsprofile basierend auf Daten zu erzeugen, die historischen Fahrmustern entsprechen, wobei der mindestens eine neuronale Netzwerkprozessor ferner eine Mehrzahl neuronaler Netzwerkprozessoren umfasst, die jeweils programmiert sind, um eines der vorhergesagten Geschwindigkeitsprofile zu erzeugen.

2. Fahrzeug (100) nach Anspruch 1, wobei die Steuervorrichtung ferner mindestens einen neuronalen Netzwerkprozessor umfasst, der programmiert ist, um die Route in Segmente nach Fahrzonentyp einzuteilen.

3. Fahrzeug (100) nach Anspruch 1, wobei die Gruppe von Fahrzonentypen einen Verkehrsbereich mit freiem Strom, einen Stoppschildverkehrsbereich, einen Ampelverkehrsbereich, einen Kurvenverkehrsbereich, einen Schnellstraßen-Einfahrtrampenbereich, einen Schnellstraßen-Ausfahrtrampenbereich oder einen Schnellstraßenverbindungsrampenbereich aufweist.

4. Fahrzeug (100), das Folgendes umfasst:
einen Antriebsstrang (102); und
eine Steuervorrichtung, die ein neuronales Netzwerk hat, das einem Fahrzonentyp zugewiesen und programmiert ist, um den Antriebsstrang (102) entlang eines Routensegments zu betreiben, das von dem Fahrzonentyp nach einem vorhergesagten Geschwindigkeitsprofil, das mit dem Fahrzonentyp assoziiert ist, definiert ist, zu betreiben, und das vorhergesagte Geschwindigkeitsprofil für den Gebrauch bei darauffolgenden Fahrten entlang des Routensegments basierend auf einer gemessenen Abweichung von dem vorhergesagten Geschwindigkeitsprofil zu aktualisieren, **dadurch gekennzeichnet**, dass
ein anderes neuronales Netzwerk programmiert ist, um jedes einer Reihe von Segmenten einer Route in eine Mehrzahl von Fahrzonentypen einzustufen, wobei jedes der Reihe von Segmenten der Route basierend auf einer Geschwindigkeitsprofilform, die für einen einzigen Fahrzonentyp charakteristisch ist, eingestuft ist.

5. Fahrzeug (100) nach Anspruch 4, wobei die Mehrzahl von Fahrzonentypen einen Verkehrsbereich mit freiem Verkehrsstrom, einen Stoppschildverkehrsbereich, einen Ampelverkehrsbereich, einen Kurvenverkehrsbereich, einen Schnellstraßen-Einfahrtrampenbereich, einen Schnellstraßen-Ausfahrtrampenbereich oder einen Schnellstraßenverbindungsrampenbereich aufweist.

6. Fahrzeug (100) nach Anspruch 4, wobei das neuronale Netzwerk programmiert ist, um das vorhergesagte Geschwindigkeitsprofil basierend auf Daten zu erzeugen, die historischen Fahrmustern entsprechen.

7. Fahrzeug (100) nach Anspruch 4, wobei der Antriebsstrang eine Elektromaschine (104) und eine Maschine (108) aufweist, die jeweils fähig

sind, Ausgangsdrehmoment zum Antreiben des Fahrzeugs (100) bereitzustellen.

Es folgen 9 Seiten Zeichnungen

Anhängende Zeichnungen

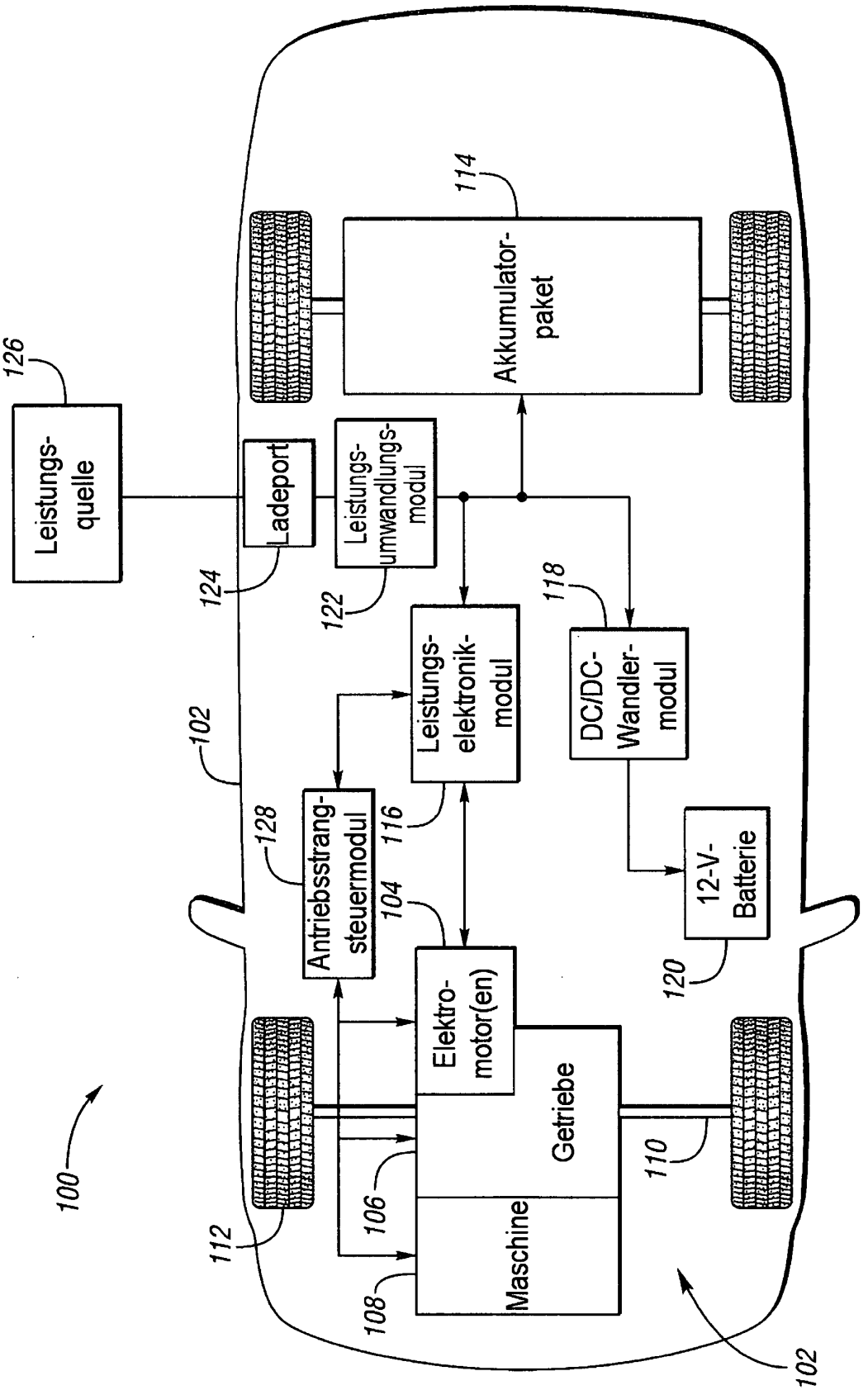


FIG. 1

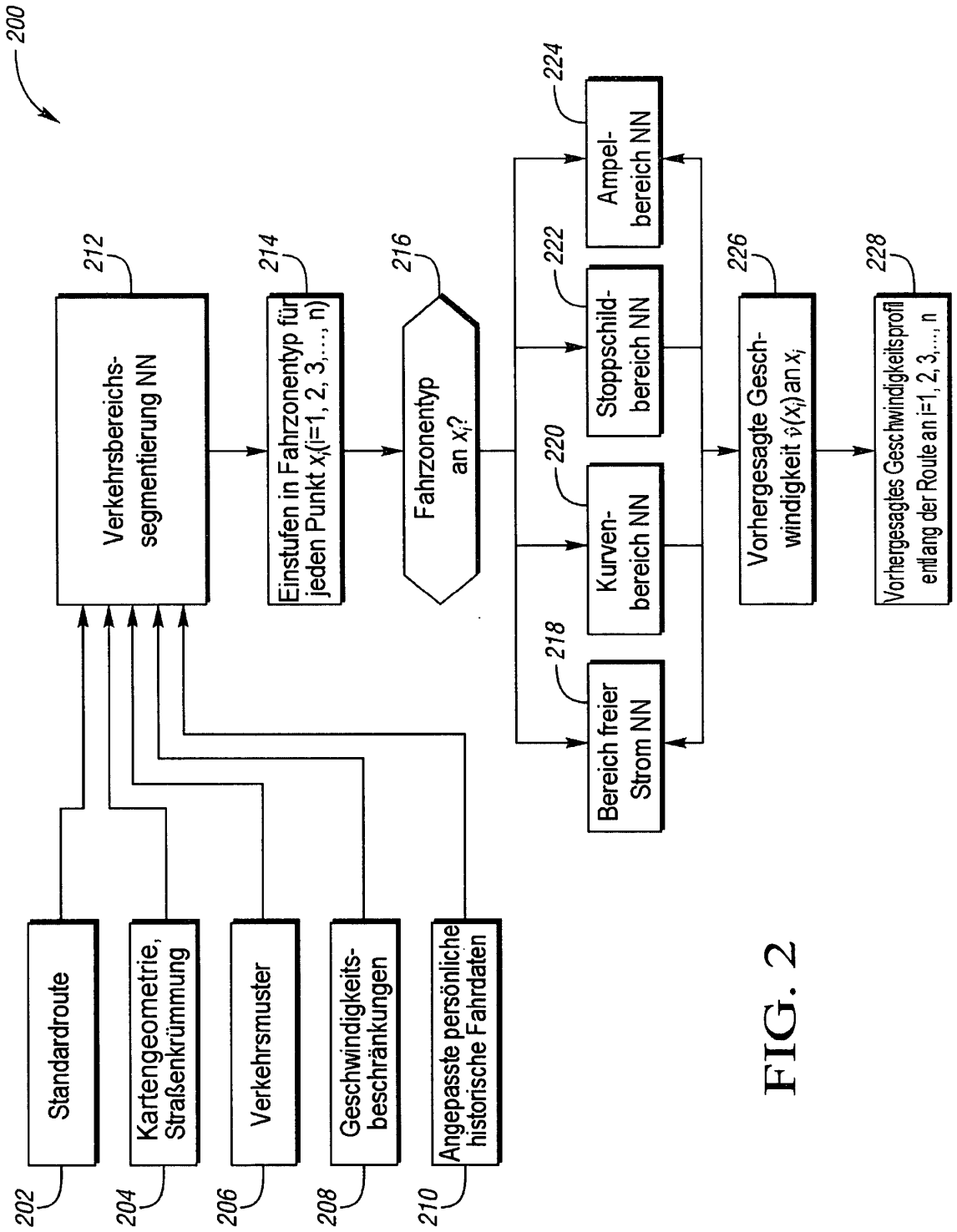

200
Standardroute
202
Kartengeometrie, Straßenkrümmung
204
Verkehrsmuster
206
Geschwindigkeits-beschränkungen
208
Angepasste persönliche historische Fahrdaten
210
Verkehrsbereichs-segmentierung NN
212
Einstufen in Fahrzonentyp für jeden Punkt x_i(i=1, 2, 3,..., n)
214
Fahrzonentyp an x_i?
216
Bereich freier Strom NN
218
Kurven-bereich NN
220
Stoppschild-bereich NN
222
Ampel-bereich NN
224
Vorhergesagte Geschwindigkeit $\hat{v}(x_i)$ an x_i
226
Vorhergesagtes Geschwindigkeitsprofil entlang der Route an i=1, 2, 3,..., n
228

FIG. 2

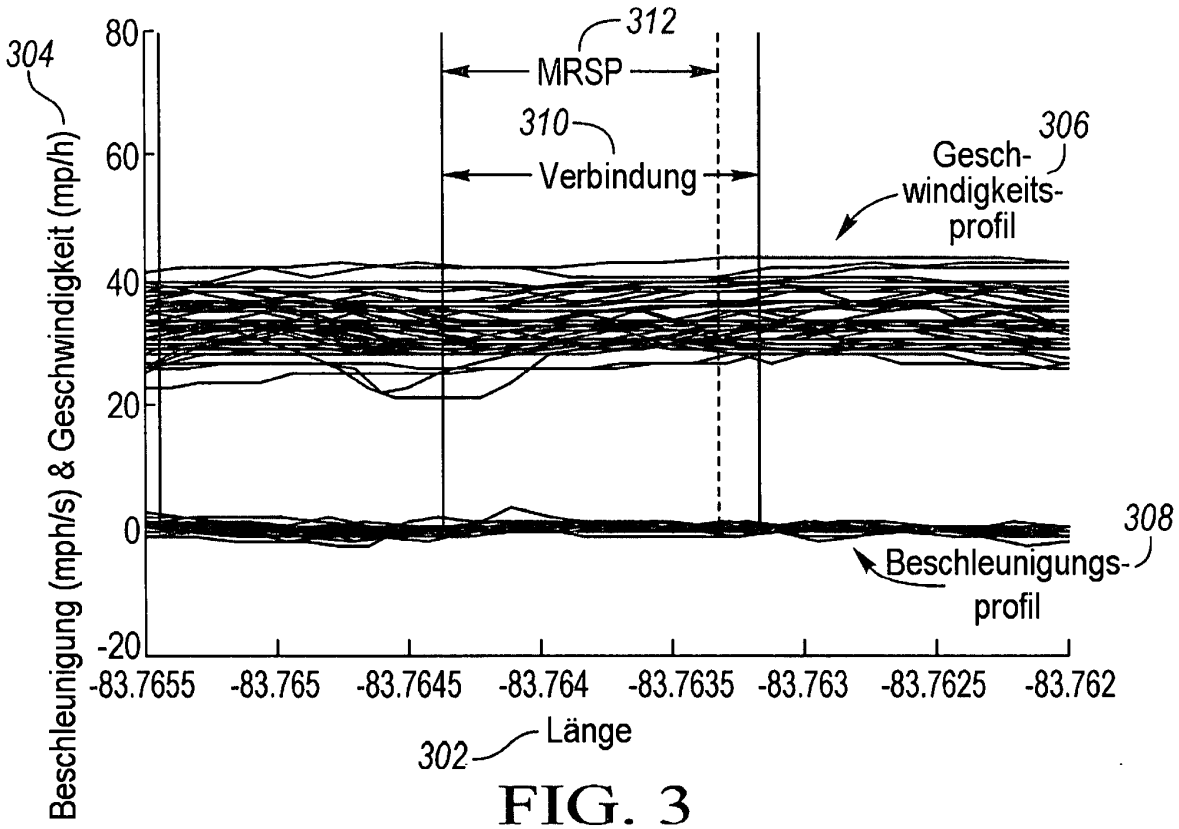

304
312
MRSP
310
Verbindung
306
Gesch-
windigkeits-
profil
308
Beschleunigungs-
profil
Beschleunigung (mph/s) & Geschwindigkeit (mp/h)
80
60
40
20
0
-20
-83.7655
-83.765
-83.7645
-83.764
-83.7635
-83.763
-83.7625
-83.762
302
Länge

FIG. 3

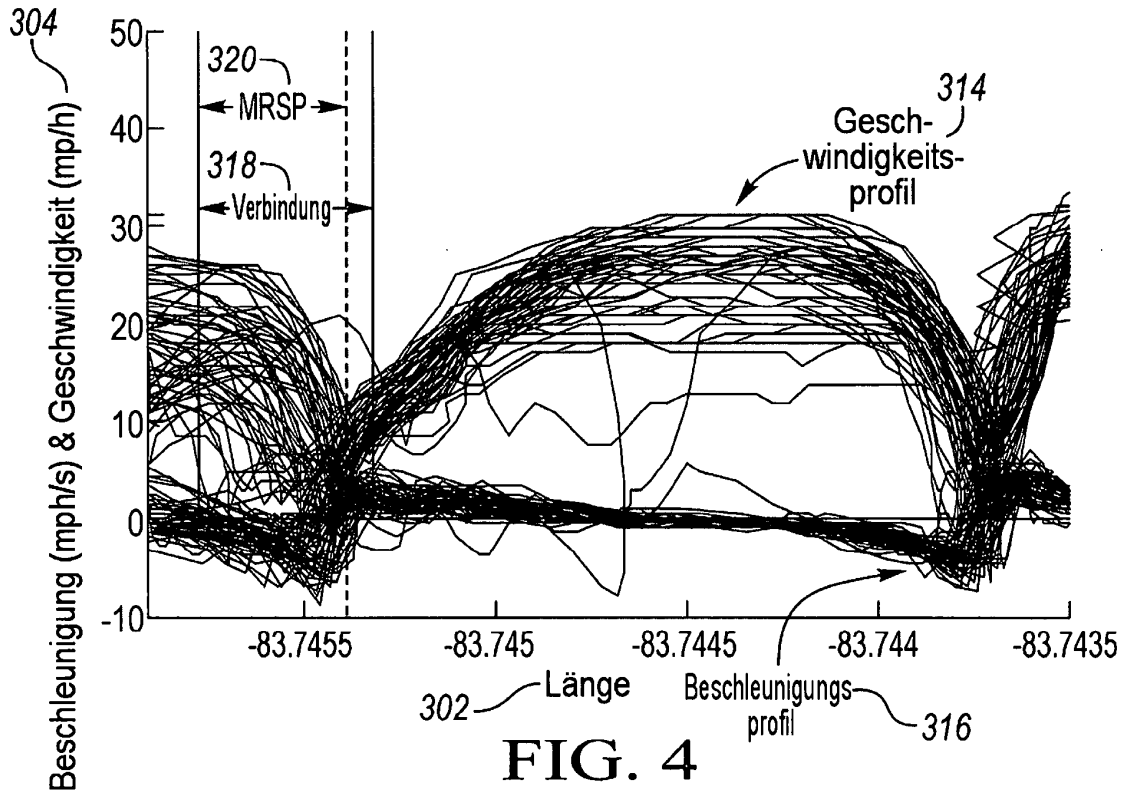

304
320
MRSP
318
Verbindung
314
Gesch-
windigkeits-
profil
Beschleunigung (mph/s) & Geschwindigkeit (mp/h)
50
40
30
20
10
0
-10
-83.7455
-83.745
-83.7445
-83.744
-83.7435
302
Länge
Beschleunigungs-
profil
316

FIG. 4

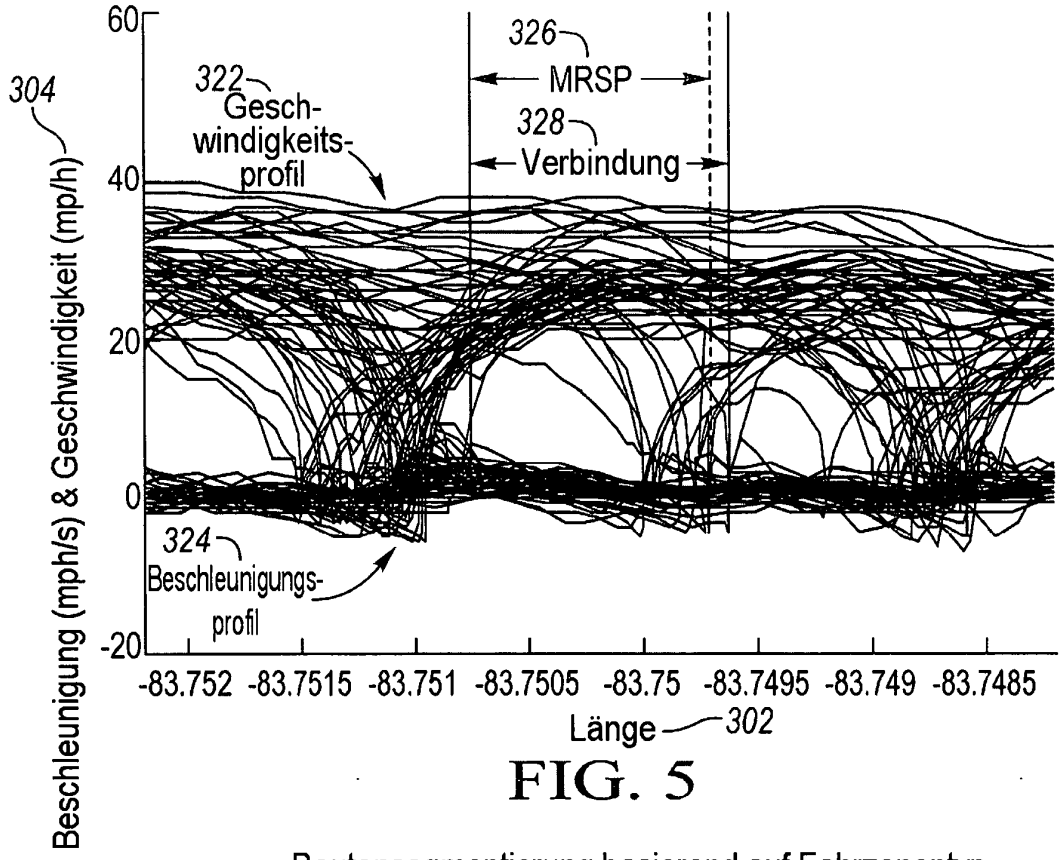

304
322
Gesch-
windigkeits-
profil
326
MRSP
328
Verbindung
324
Beschleunigungs-
profil
Beschleunigung (mph/s) & Geschwindigkeit (mp/h)
60
40
20
0
-20
-83.752 -83.7515 -83.751 -83.7505 -83.75 -83.7495 -83.749 -83.7485
Länge
302

FIG. 5

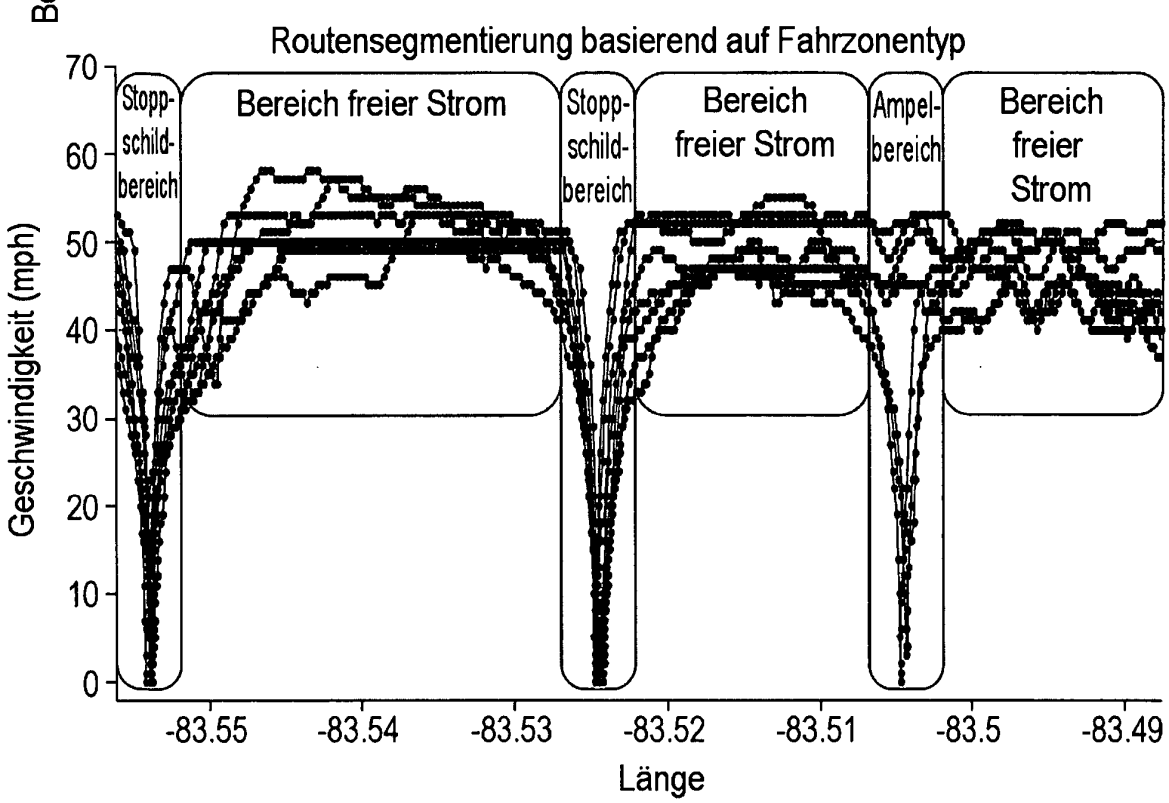

Routensegmentierung basierend auf Fahrzonentyp
Stopp-
schild-
bereich
Bereich freier Strom
Stopp-
schild-
bereich
Bereich
freier Strom
Ampel-
bereich
Bereich
freier
Strom
Geschwindigkeit (mph)
70
60
50
40
30
20
10
0
-83.55
-83.54
-83.53
-83.52
-83.51
-83.5
-83.49
Länge

FIG. 6

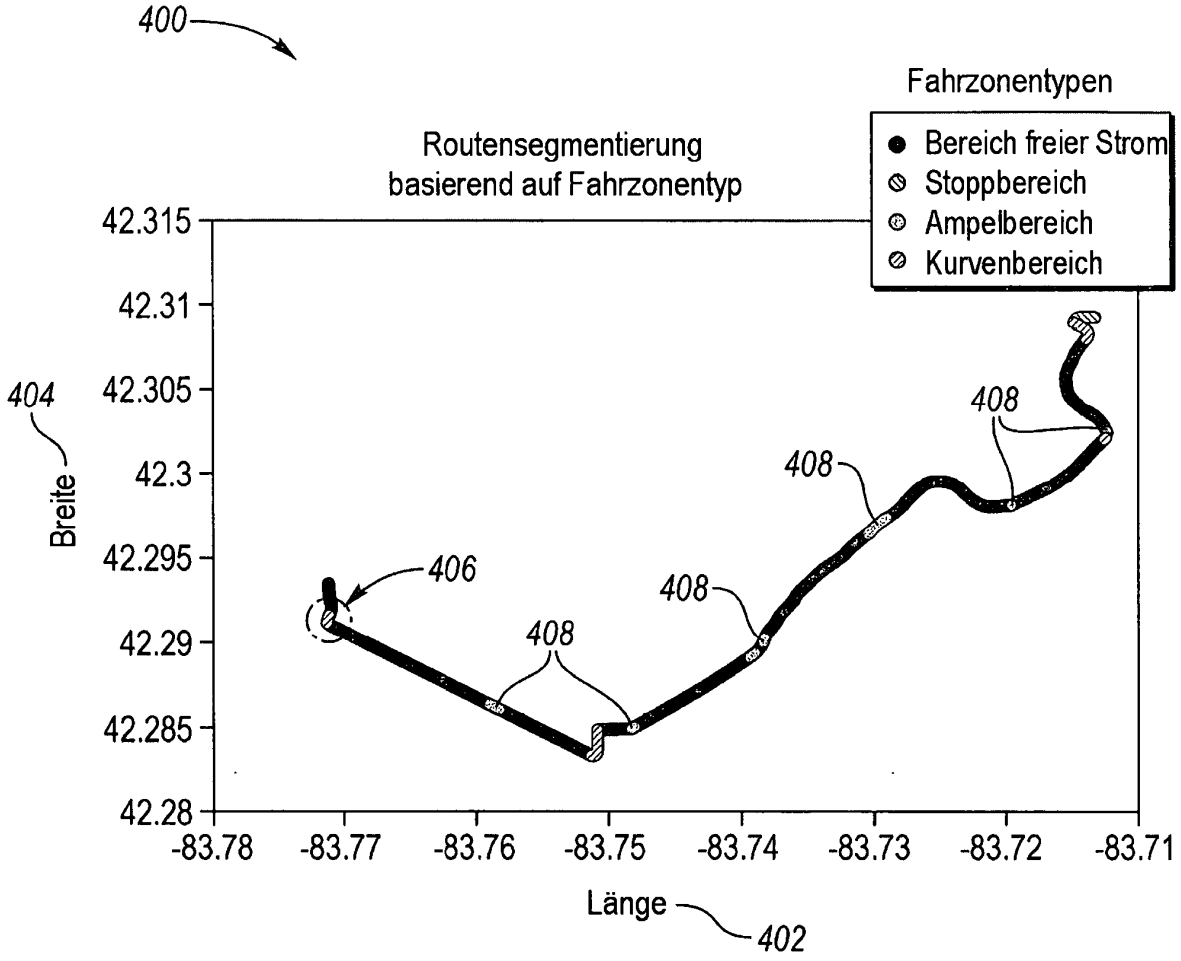

400
Fahrzonentypen
Routensegmentierung
basierend auf Fahrzonentyp
Bereich freier Strom
Stoppbereich
Ampelbereich
Kurvenbereich
42.315
42.31
42.305
42.3
42.295
42.29
42.285
42.28
404
Breite
406
408
408
408
408
-83.78
-83.77
-83.76
-83.75
-83.74
-83.73
-83.72
-83.71
Länge
402

FIG. 7

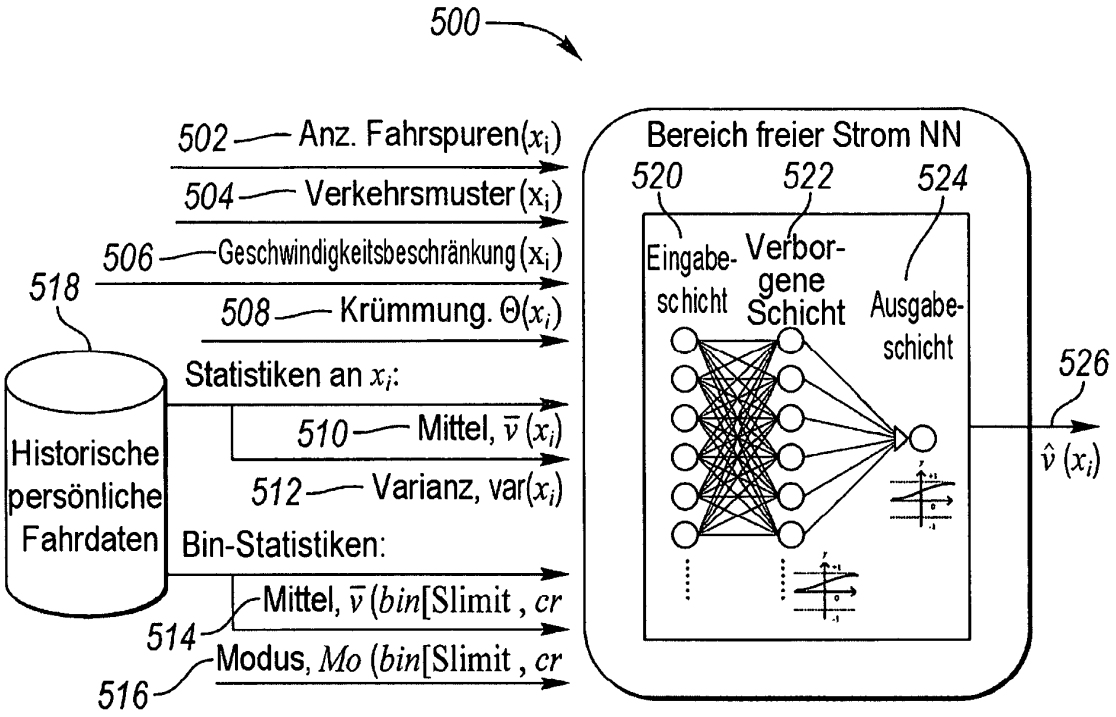

500
502 Anz. Fahrspuren(x_i)
504 Verkehrsmuster (x_i)
506 Geschwindigkeitsbeschränkung (x_i)
508 Krümmung. $\Theta(x_i)$
518
Historische persönliche Fahrdaten
Statistiken an x_i:
510 Mittel, $\bar{v}(x_i)$
512 Varianz, var(x_i)
Bin-Statistiken:
514 Mittel, $\bar{v}$ (*bin*[Slimit , *cr*
516 Modus, *Mo* (*bin*[Slimit , *cr*
Bereich freier Strom NN
520 522 524
Eingabe-schicht
Verbor-gene Schicht
Ausgabe-schicht
526
$\hat{v}(x_i)$

FIG. 8A

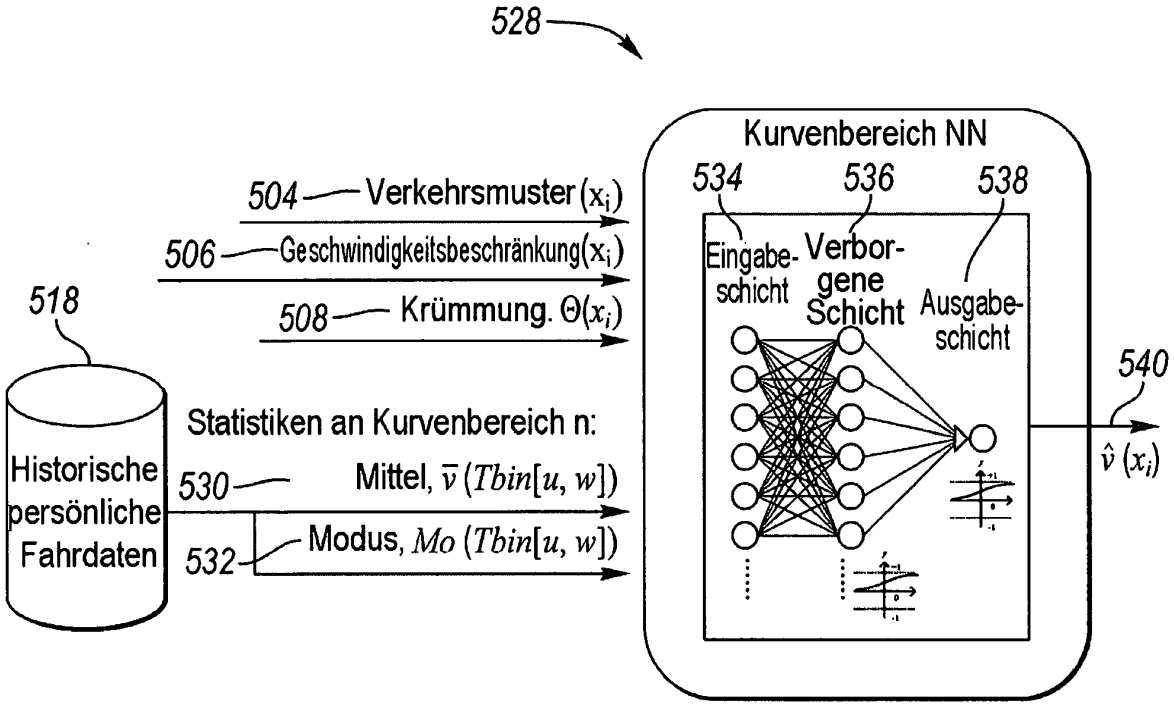

528
Kurvenbereich NN
534 536 538
504 Verkehrsmuster (x_i)
506 Geschwindigkeitsbeschränkung(x_i)
508 Krümmung. $\Theta(x_i)$
518
Historische persönliche Fahrdaten
Statistiken an Kurvenbereich n:
530 Mittel, $\bar{v}$ (*Tbin*[*u*, *w*])
532 Modus, *Mo* (*Tbin*[*u*, *w*])
Eingabe-schicht
Verbor-gene Schicht
Ausgabe-schicht
540
$\hat{v}(x_i)$

FIG. 8B

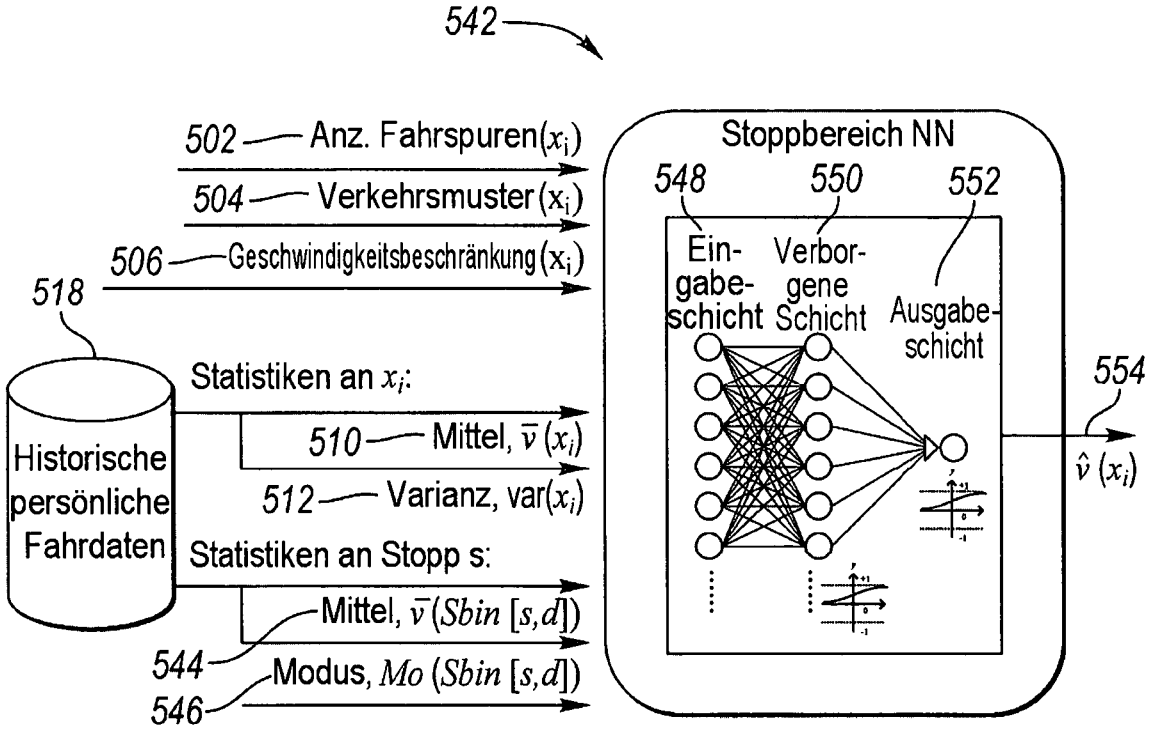

542
502 Anz. Fahrspuren(x_i)
504 Verkehrsmuster(x_i)
506 Geschwindigkeitsbeschränkung(x_i)
518
Historische persönliche Fahrdaten
Statistiken an x_i:
510 Mittel, $\bar{v}(x_i)$
512 Varianz, var(x_i)
Statistiken an Stopp s:
Mittel, $\bar{v}(Sbin\ [s,d])$
544
Modus, $Mo\ (Sbin\ [s,d])$
546
Stoppbereich NN
548
550
552
Ein-gabe-schicht
Verbor-gene Schicht
Ausgabe-schicht
554
$\hat{v}(x_i)$

FIG. 8C

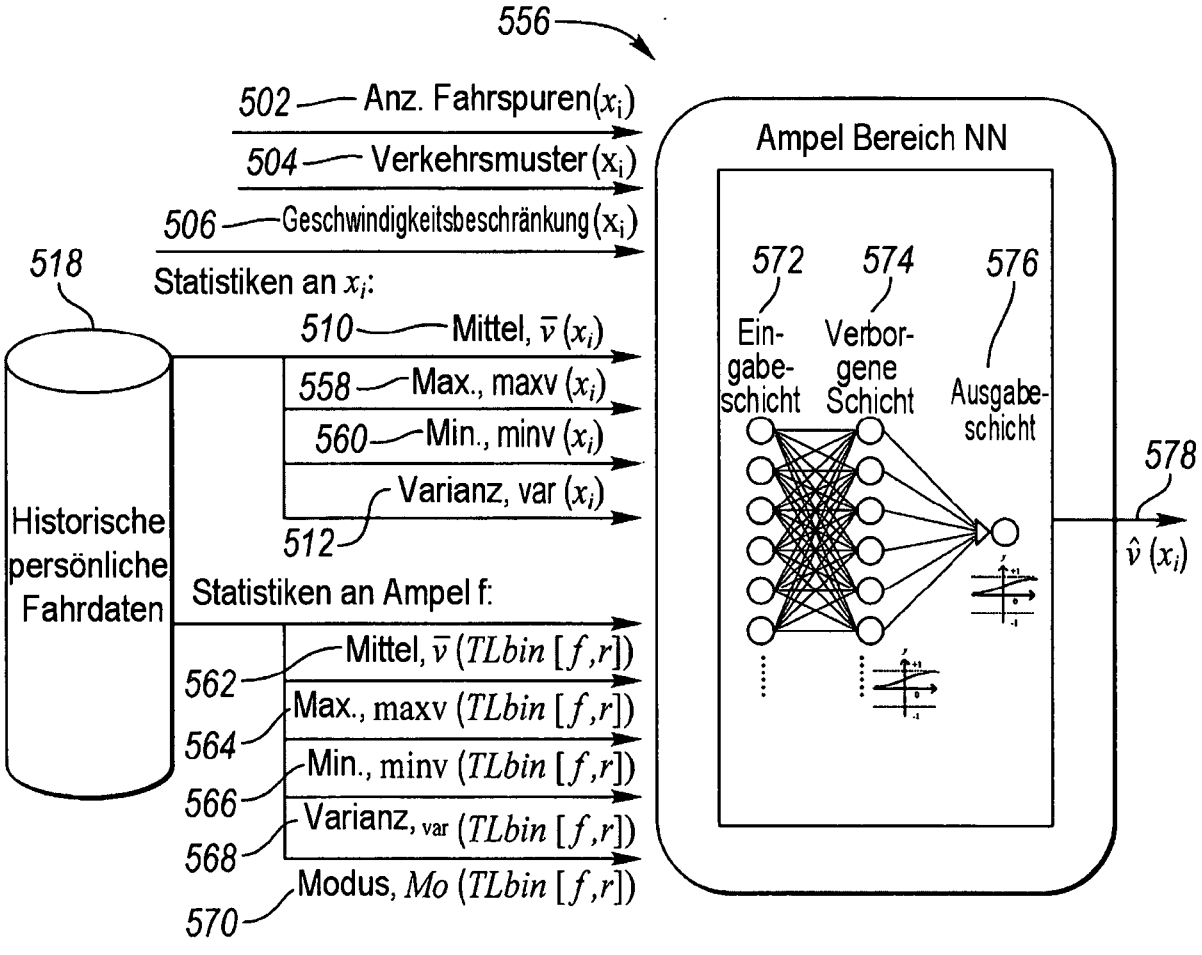

556
502 Anz. Fahrspuren(x_i)
504 Verkehrsmuster(x_i)
506 Geschwindigkeitsbeschränkung(x_i)
518
Historische persönliche Fahrdaten
Statistiken an x_i:
510 Mittel, $\bar{v}(x_i)$
558 Max., maxv (x_i)
560 Min., minv (x_i)
Varianz, var (x_i)
512
Statistiken an Ampel f:
562 Mittel, $\bar{v}(TLbin\ [f,r])$
564 Max., maxv ($TLbin\ [f,r]$)
566 Min., minv ($TLbin\ [f,r]$)
568 Varianz, var ($TLbin\ [f,r]$)
570 Modus, $Mo\ (TLbin\ [f,r])$
Ampel Bereich NN
572
574
576
Ein-gabe-schicht
Verbor-gene Schicht
Ausgabe-schicht
578
$\hat{v}(x_i)$

FIG. 8D

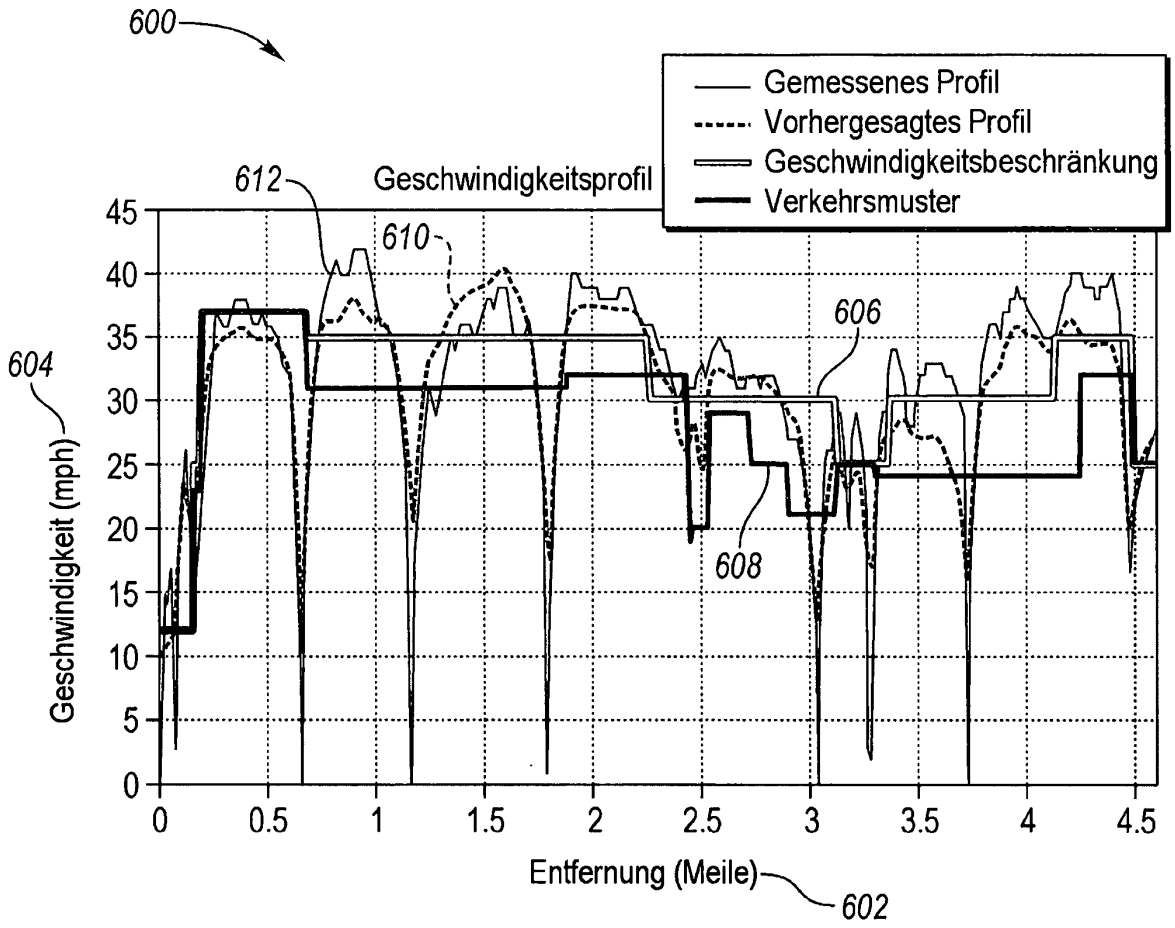

600
Gemessenes Profil
Vorhergesagtes Profil
Geschwindigkeitsbeschränkung
Verkehrsmuster
612
Geschwindigkeitsprofil
610
606
604
608
Geschwindigkeit (mph)
0
5
10
15
20
25
30
35
40
45
0
0.5
1
1.5
2
2.5
3
3.5
4
4.5
Entfernung (Meile)
602

FIG. 9

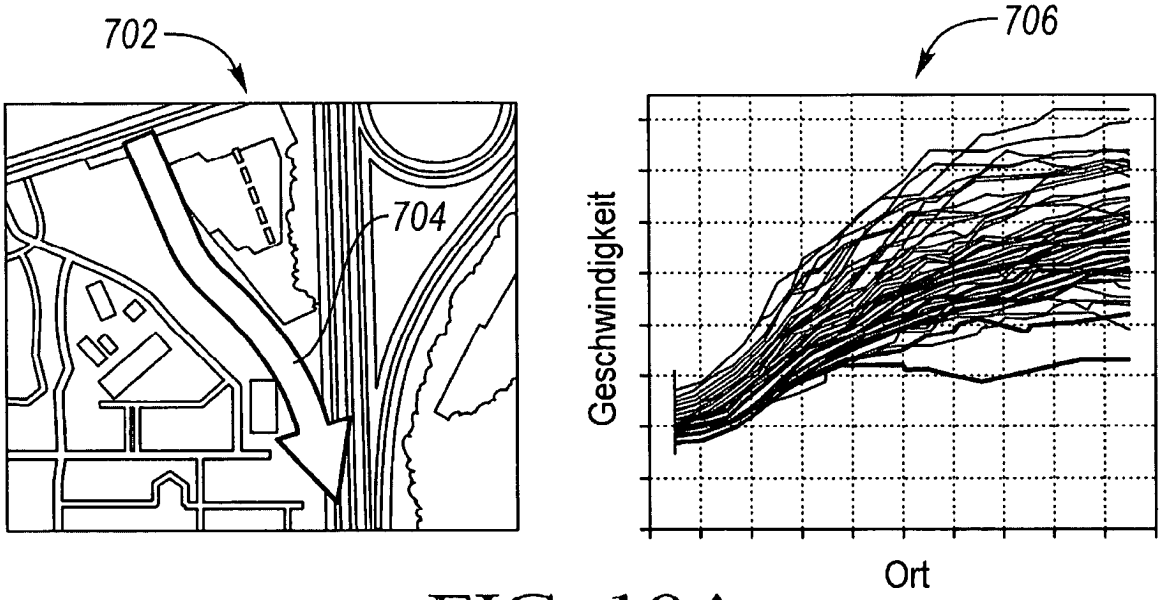


FIG. 10A

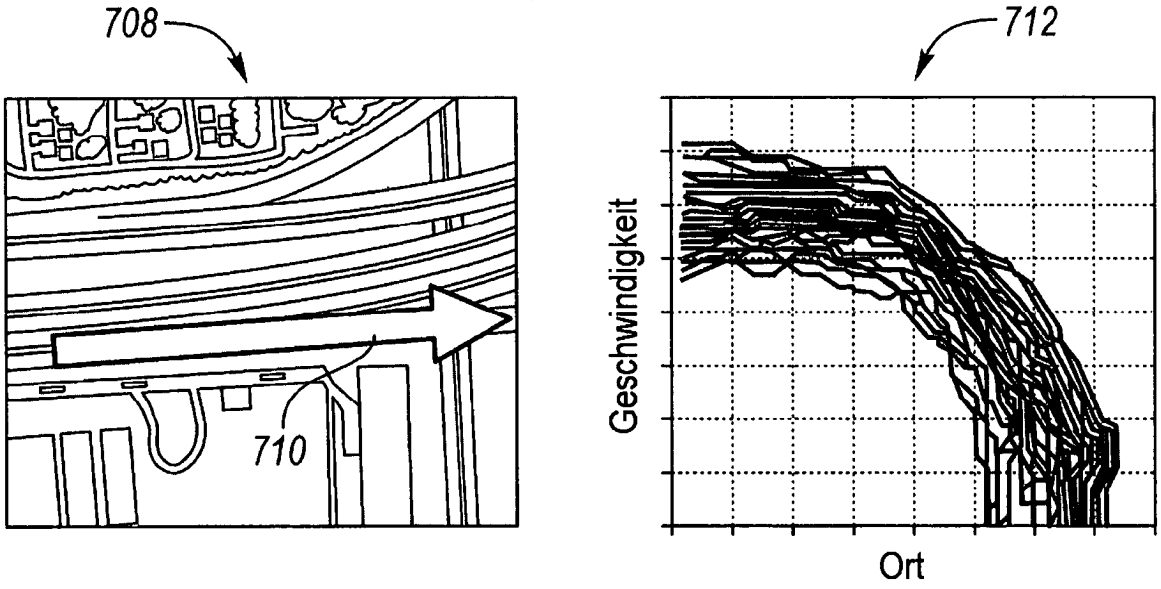


FIG. 10B

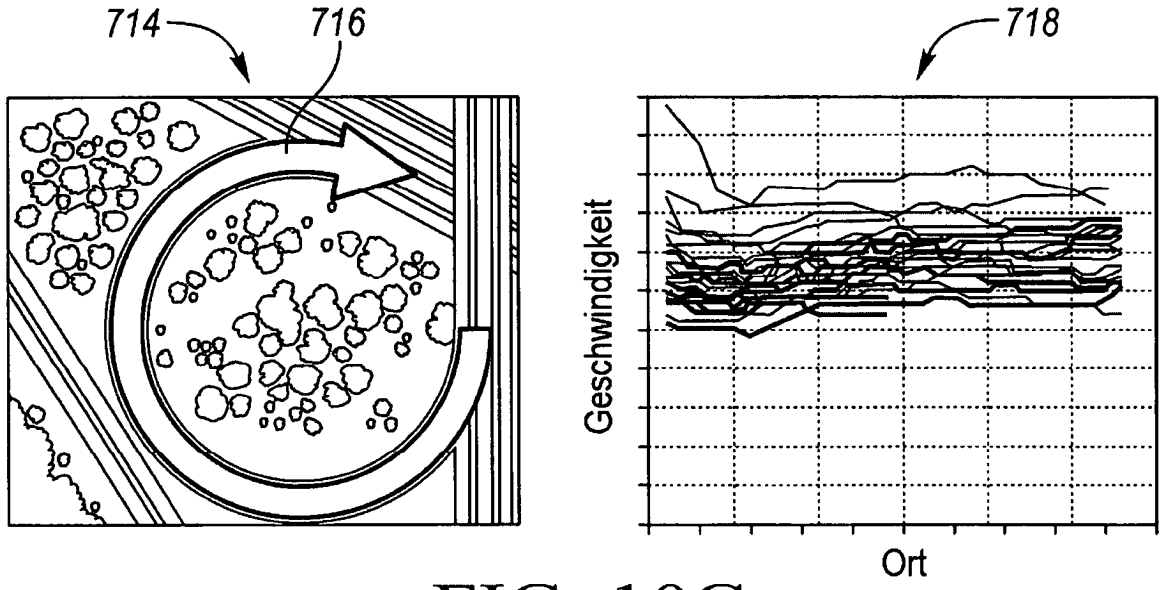


FIG. 10C

 Das Dokument wurde durch die Firma Luminess hergestellt.