

19 RÉPUBLIQUE FRANÇAISE
INSTITUT NATIONAL
DE LA PROPRIÉTÉ INDUSTRIELLE
COURBEVOIE

11 N° de publication :
(à n'utiliser que pour les
commandes de reproduction)

3 086 053

21 N° d'enregistrement national : 18 58398

51 Int Cl⁸ : G 01 C 21/34 (2019.01), G 06 N 3/08

12

DEMANDE DE BREVET D'INVENTION

A1

22 Date de dépôt : 18.09.18.

30 Priorité :

43 Date de mise à la disposition du public de la demande : 20.03.20 Bulletin 20/12.

56 Liste des documents cités dans le rapport de recherche préliminaire : *Se reporter à la fin du présent fascicule*

60 Références à d'autres documents nationaux apparentés :

Demande(s) d'extension :

71 Demandeur(s) : CONTINENTAL AUTOMOTIVE FRANCE Société par actions simplifiée — FR et CONTINENTAL AUTOMOTIVE GMBH — DE.

72 Inventeur(s) : VIAL GREGORY.

73 Titulaire(s) : CONTINENTAL AUTOMOTIVE FRANCE Société par actions simplifiée, CONTINENTAL AUTOMOTIVE GMBH.

74 Mandataire(s) : CONTINENTAL AUTOMOTIVE FRANCE.

54 DISPOSITIF DE PREDICTION DE TRAJET LE PLUS PROBABLE D'UN VEHICULE.

57 La présente invention a pour objet un dispositif de prédiction d'un trajet le plus probable d'un véhicule, le dispositif comprenant un calculateur et une mémoire,

- le dispositif de prédiction étant configuré pour entraîner un modèle de prédiction de trajet le plus probable à partir d'un ensemble d'historiques de trajets de véhicules, chaque historique de trajet comprenant une liste de coordonnées géographiques,

- et pour prédire le trajet le plus probable d'un véhicule par application du modèle de prédiction à des données de localisation du véhicule,

caractérisé en ce que le dispositif de prédiction est configuré pour réaliser l'entraînement du modèle de prédiction par:

- la conversion de chaque historique de trajets de véhicules en une série de segments de route, un segment de route étant une portion d'une route comprise entre deux intersections ou entre une intersection et une impasse de la route,

- la production, par application d'un modèle de traitement du langage à l'ensemble des segments de route des historiques de trajets de véhicules, d'un espace vectoriel dans lequel chaque segment de route de l'ensemble des historiques de trajets de véhicules correspond à un vecteur,

et

- l'apprentissage supervisé d'un réseau de neurones recevant en entrée un vecteur de l'espace vectoriel et générant en sortie un vecteur de l'espace vectoriel, à partir d'un ensemble de séries de deux segments consécutifs de l'ensemble des historiques de trajets de véhicules.

FR 3 086 053 - A1



L'invention concerne un dispositif de prédiction d'un trajet le plus probable d'un véhicule compte-tenu d'une localisation courante du véhicule, ainsi qu'un véhicule adapté pour récupérer, auprès du dispositif de prédiction, le trajet le plus probable.

On connaît déjà plusieurs méthodes de prédiction personnalisée d'un trajet le plus probable d'un véhicule, également appelé « MPP » pour l'abréviation anglaise « Most Probable Path ».

Une première méthode de prédiction a été décrite dans l'article de R. Simmons et al. « *Learning to predict driver route and destination intent* », paru dans *Intelligent Transportation Systems Conference, 2006. ITSC '06. IEEE*.

10 Cette méthode comprend la construction, pour un utilisateur donné, d'un modèle statistique basé sur un modèle de Markov caché dont les états sont des paires comprenant un lien, c'est-à-dire un segment de route, et une destination. Le modèle statistique est construit sur la base des déplacements de l'utilisateur, et un nouveau modèle doit être établi pour tout nouvel utilisateur.

15 L'inconvénient de cette méthode est qu'elle ne permet pas de générer un modèle valable pour n'importe quel utilisateur, puisqu'elle est basée sur un utilisateur en particulier.

De plus, cette méthode ne permet pas de prévoir un trajet que l'utilisateur n'a pas déjà fait, voire même un trajet que l'utilisateur n'a pas déjà fait à la même heure, 20 puisque par définition ce trajet est associé à une probabilité nulle et ne pourra être retourné par le modèle comme un trajet probable.

Il convient également d'ajouter qu'une version étendue du modèle prévoit également de tenir compte de facteurs additionnels tels que l'heure de la journée ou le jour de la semaine correspondant au trajet. Or, comme l'utilisation d'un modèle de Markov 25 caché ne permet pas l'utilisation de paramètres continus, la méthode prévoit de discrétiser ces paramètres, comme notamment l'heure de la journée, en établissant des créneaux horaires plus larges comme « avant 8 heures », « heure de pointe de 8 à 10 heures », « fin de matinée », etc.

Il peut résulter de cette discrétisation des paramètres des imprécisions sur le 30 modèle de prédiction de trajet.

Une autre méthode a été décrite dans l'article de N. Ye et al. "A method for driving route predictions based on hidden Markov model", paru dans *Mathematical Problems in Engineering, Volume 2015, Article ID 824532*.

Cette méthode repose également sur l'utilisation d'un modèle de Markov 35 caché pour la prédiction d'un trajet le plus probable d'un véhicule, et se base sur un

graphe représentant le réseau routier. Ceci implique de simplifier fortement le réseau et donc d'éliminer toutes les routes secondaires, ce qui rend le modèle très imprécis.

De plus, ceci implique également de regrouper des points de départ et d'arrivée par zones d'intérêts, en excluant la possibilité de réaliser des trajets courts au sein d'une zone d'intérêt, ce qui là encore dégrade les performances du modèle.

Compte-tenu de ce qui précède, l'invention a pour but de proposer un modèle de prédiction d'un trajet le plus probable d'un véhicule qui soit plus précis que l'art antérieur.

En particulier, un but de l'invention est de pouvoir prédire un trajet le plus probable même à partir de circonstances initiales jamais rencontrées pour un utilisateur donné.

Un autre but de l'invention est de pouvoir prédire un trajet à partir de n'importe quel tronçon, y compris sur des routes secondaires.

A cet égard, l'invention a pour objet un dispositif de prédiction d'un trajet le plus probable d'un véhicule, le dispositif de prédiction comprenant un calculateur et une mémoire, le dispositif de prédiction étant configuré pour :

- entraîner un modèle de prédiction de trajet le plus probable à partir d'un ensemble d'historiques de trajets de véhicules, chaque historique de trajet comprenant une liste de coordonnées géographiques, et
- prédire le trajet le plus probable d'un véhicule par application du modèle de prédiction à des données de localisation du véhicule.

Le dispositif de prédiction selon l'invention est remarquable en ce que le dispositif de prédiction est configuré pour réaliser l'entraînement du modèle de prédiction par :

- la conversion de chaque historique de trajets de véhicules en une série de segments de route, un segment de route étant une portion d'une route comprise entre deux intersections ou entre une intersection et une impasse de la route,
- la production, par application d'un modèle de traitement du langage à l'ensemble des segments de route des historiques de trajets de véhicules, d'un espace vectoriel dans lequel chaque segment de route de l'ensemble des historiques de trajets de véhicules correspond à un vecteur, et
- l'apprentissage supervisé d'un réseau de neurones recevant en entrée un vecteur de l'espace vectoriel et générant en sortie un vecteur de l'espace vectoriel, à partir d'un ensemble de séries de deux segments consécutifs de l'ensemble des historiques de trajets de véhicules.

Le réseau de neurones peut être du type perceptron multicouches.

Avantageusement, chaque historique de trajet comprend en outre un identifiant de véhicule ou d'utilisateur du véhicule, et le réseau de neurones est configuré pour recevoir en outre en entrée un identifiant de véhicule ou d'utilisateur, et le dispositif de prédiction est configuré pour prédire le trajet le plus probable du véhicule à partir de
5 données de localisation du véhicule et d'un identifiant du véhicule ou de l'utilisateur, par application du réseau de neurones correspondant au segment courant associé à l'identifiant du véhicule ou de l'utilisateur.

Avantageusement encore, le dispositif de prédiction selon l'invention est remarquable en ce que :

- 10 • les coordonnées géographiques de chaque historique de trajet sont en outre horodatées, et
- le réseau de neurones est configuré pour recevoir en entrée un vecteur de l'espace vectoriel et un horodatage associé, et
- le dispositif de prédiction est configuré pour prédire le trajet le plus probable du
15 véhicule à partir de données de localisation du véhicule et d'un horodatage associé à ces données, par application du réseau de neurones au vecteur correspondant au segment courant associé aux données de localisation du véhicule et à l'horodatage associé.

Dans un mode de réalisation, le dispositif de prédiction est configuré pour
20 mettre en œuvre la prédiction d'un trajet le plus probable d'un véhicule par :

- la conversion de données de localisation du véhicule en un segment de route courant du véhicule,
- la conversion, par application du modèle de traitement du langage, du segment de route courant en un vecteur de l'espace vectoriel,
- 25 • l'application du réseau de neurones au vecteur obtenu pour obtenir un vecteur de sortie du réseau de neurones, et
- la détermination d'un segment de route correspondant au vecteur de sortie, ledit segment de route correspondant au segment de route suivant le plus probable du véhicule.

30 Dans un mode de réalisation, le dispositif de prédiction est en outre configuré pour générer, à partir de l'ensemble des historiques de trajets de véhicules, une chaîne de Markov recensant les liens entre un segment de route courant et l'ensemble des segments de route suivants qui lui sont connectés, et dans lequel :

- la prédiction d'un trajet le plus probable d'un véhicule comprend en outre la
35 détermination, à partir de la chaîne de Markov, des segments de route suivants possibles pour le segment de route courant du véhicule, et

- la détermination du segment de route correspondant au vecteur de sortie du réseau de neurones comprend la détermination, parmi les segments de route suivants possibles pour le segment de route courant du véhicule, du segment de route correspondant au vecteur le plus proche du vecteur de sortie du réseau de neurones.

5

Le dispositif de prédiction peut être configuré pour calculer une distance entre deux vecteurs de l'espace vectoriel par calcul d'une distance cosinusoidale entre les vecteurs.

Dans un mode de réalisation, le dispositif de prédiction est configuré pour, si le segment de route courant du véhicule ne correspond à aucun segment de route de l'ensemble des historiques de trajets de véhicule, appliquer un modèle de prédiction dans lequel le segment de route suivant est celui, parmi les segments de route possibles, qui appartient à la route la plus importante.

10

Le dispositif de prédiction est avantageusement configuré pour mettre en œuvre de manière récursive la détermination d'un segment de route suivant à partir d'un segment de route courant du véhicule pour déterminer un trajet comprenant plusieurs tronçons de route successifs à partir du segment de route courant.

15

L'invention a également pour objet un procédé d'entraînement d'un modèle de prédiction de trajet le plus probable d'un véhicule, à partir d'un ensemble d'historiques de trajets de véhicules, chaque historique de trajet comprenant une série de coordonnées géographiques, le procédé étant mis en œuvre par un calculateur électronique et comprenant :

20

- la conversion de chaque historique de trajet de véhicule en une série de segments de route, un segment de route étant une portion d'une route comprise entre deux intersections ou entre une intersection et une impasse de la route,
- la production, par application d'un modèle de traitement du langage à l'ensemble des segments de route des historiques de trajets de véhicules, d'un espace vectoriel dans lequel chaque segment de route correspond à un vecteur, et
- l'apprentissage supervisé d'un réseau de neurones recevant en entrée un vecteur de l'espace vectoriel et générant en sortie un vecteur de l'espace vectoriel, à partir de l'ensemble des séries de deux segments consécutifs de l'historique de trajets de véhicules.

25

30

L'invention a également pour objet un produit programme d'ordinateur, comprenant des instructions de code pour la mise en œuvre du procédé d'entraînement selon la description qui précède, quand il est exécuté par un processeur.

35

L'invention porte enfin sur un véhicule comprenant :

- un capteur de localisation du véhicule,

- un calculateur électronique, et
- une interface de connexion à un réseau de télécommunications.

Le véhicule selon l'invention est remarquable en ce que le calculateur électronique est configuré pour :

- 5
- envoyer au dispositif de prédiction selon la description qui précède, via le réseau de télécommunications, une requête de détermination du trajet le plus probable du véhicule, la requête comportant des données de localisation du véhicule acquises par le capteur de localisation du véhicule,
 - recevoir un trajet le plus probable du véhicule,
- 10
- commander une opération d'au moins un composant électronique du véhicule en fonction du trajet le plus probable reçu.

Le véhicule peut comprendre en outre une interface Homme-Machine, et le calculateur électronique peut alors être configuré pour commander le signalement par l'interface Homme-Machine, d'au moins une information fonction du trajet le plus probable

15 reçu.

Le véhicule peut comprendre en outre un ensemble de propulsion hybride comprenant un moteur électrique, un moteur thermique, une batterie, et un dispositif électronique de gestion de l'ensemble de propulsion hybride, dans lequel le calculateur électronique est configuré pour commander le dispositif électronique de gestion de

20 l'ensemble de propulsion hybride en fonction du trajet le plus probable reçu.

Le dispositif de prédiction selon l'invention permet d'entraîner et d'utiliser un modèle de prédiction basé sur des solutions développées dans le domaine du traitement du langage, couplé à un réseau de neurones, pour prédire un trajet le plus probable.

Ce modèle permet de générer un espace vectoriel dans lequel chaque

25 segment connu d'un réseau routier, c'est-à-dire un segment sur lequel au moins un utilisateur a circulé une fois, correspond à un vecteur.

L'apprentissage d'un réseau de neurones sur cet espace vectoriel en fonction des historiques de trajets de plusieurs utilisateurs permet ensuite au réseau de neurones de retourner un vecteur permettant de déterminer le segment de route correspondant le

30 plus probable.

Le fait d'utiliser un réseau de neurones sur une base d'historiques de trajets pour plusieurs utilisateurs permet au modèle de pouvoir retourner un segment suivant à partir d'un segment précédent, même si l'utilisateur n'a jamais circulé sur le segment suivant.

Le réseau de neurones peut également recevoir en entrée l'identifiant du

35 conducteur comme donnée additionnelle pour la prédiction d'un segment de route suivant, ce qui permet de personnaliser la prédiction.

De plus, si le segment courant sur lequel l'utilisateur circule est inconnu, c'est-à-dire si jamais aucun utilisateur n'a circulé sur ce segment, le modèle peut recourir à un modèle de prédiction naïf renvoyant comme prochain segment le plus probable le segment correspondant à la route la plus importante parmi les segments possibles. Ceci permet donc d'accommoder le fait qu'un segment soit inconnu.

D'autres caractéristiques, buts et avantages de l'invention ressortiront de la description qui suit, qui est purement illustrative et non limitative, et qui doit être lue en regard des dessins annexés sur lesquels :

- La **figure 1** représente schématiquement un dispositif de prédiction de trajet le plus probable et un véhicule connecté à ce dernier,
- La **figure 2** représente schématiquement les principales étapes d'un procédé d'entraînement d'un modèle de prédiction selon l'un des modes de réalisation de l'invention.
- La **figure 3a** représente un exemple d'une portion d'un réseau routier représenté par des segments de routes.
- La **figure 3b** représente un exemple de chaîne de Markov correspondant à la portion du réseau routier représentée en **figure 3a**.
- La **figure 4** représente schématiquement les principales étapes d'un procédé de prédiction d'un trajet le plus probable selon l'un des modes de réalisation de l'invention.

En référence à la **figure 1**, on va maintenant décrire un dispositif de prédiction 1 d'un trajet le plus probable selon un mode de réalisation de l'invention. Le dispositif de prédiction comprend au moins une mémoire 10, typiquement une mémoire non volatile, et un calculateur électronique 11, comme un processeur, un microprocesseur, un contrôleur, un microcontrôleur, etc., adapté pour exécuter des instructions de code stockées dans la mémoire 10.

Le dispositif de prédiction 1 est configuré pour entraîner et appliquer un modèle de prédiction de trajet le plus probable décrit ci-après.

Entraînement du modèle de prédiction

L'entraînement du modèle de prédiction est réalisé à partir d'un ensemble d'historiques de trajets de véhicules, un historique de trajet étant un trajet passé d'un véhicule. Avantageusement, l'ensemble des historiques de trajet provient de véhicules et d'utilisateurs différents.

Chaque historique de trajet comprend une suite ordonnée de points d'un réseau routier acquis tout au long du trajet suivi par le véhicule, chaque point étant défini par ses coordonnées géographiques, par exemple un couple « latitude, longitude ».

Dans un mode de réalisation particulier, chaque historique de trajet comprend en outre des données additionnelles correspondant à un contexte du trajet. Par exemple, les données additionnelles peuvent comprendre un horodatage des coordonnées géographiques d'un point, c'est-à-dire des données sur le moment auquel le point a été
5 acquis (jour de la semaine ou date, heure, etc.).

De préférence, pour permettre une prédiction personnalisée, les données additionnelles peuvent également comprendre un identifiant d'utilisateur.

Enfin, les données additionnelles peuvent comprendre des informations concernant les conditions météorologiques lors du trajet, ou encore des données relatives
10 à des évènements ponctuels récurrents susceptibles d'affecter les déplacements des conducteurs : fête nationale ou autres jours fériés, vacances scolaires, foires internationales générant beaucoup de trafic et influençant les conditions de circulation, etc.

L'ensemble des historiques de trajets de véhicules peut être stocké dans la
15 mémoire 10 ou dans une mémoire distincte, par exemple une base de données distante 2 à laquelle le dispositif de prédiction 1 peut accéder via un réseau de télécommunications.

En référence à la **figure 2**, l'entraînement 100 du modèle de prédiction comprend une première étape 110 au cours de laquelle le calculateur convertit, pour chaque historique de trajet, la suite de points du trajet en une suite ordonnée de
20 segments de route parcourus par le véhicule.

En référence à la **figure 3a**, un segment de route correspond à une portion de route comprise entre deux intersections, ou comprise entre une intersection et une impasse. Il est donc défini par les coordonnées géographiques de ses deux points extrêmes, et est avantageusement associé à un identifiant de segment. Dans toute la
25 suite et sur la **figure 3a**, on prendra l'exemple non limitatif de segments identifiés par des lettres de l'alphabet A, B, C etc.

Pour la conversion 110, le calculateur électronique 11 confronte les coordonnées géographiques de chaque point du trajet à une carte du réseau routier et attribue à chaque point le segment qui lui correspond grâce à un processus de
30 correspondance de trace (« trace matching » en anglais). L'algorithme de correspondance de trace utilise les coordonnées GPS, et, si disponibles, l'horodatage, la direction et la vitesse du véhicule, pour situer le point sur un segment de route plausible et probable (en fonction du temps probable de transition d'un segment à l'autre et des attributs de route tels que l'orientation, la limitation de vitesse). Si au moins deux points consécutifs
35 appartiennent au même segment de route, le calculateur supprime toutes les occurrences du même segment à partir de la deuxième de manière à ce que la suite ordonnée de segments obtenue à l'issue de la conversion ne comprenne jamais deux occurrences

successives d'un même segment. De même si deux points sont éloignés et appartiennent à des segments non contigus, l'algorithme de correspondance de trace reconstituera au mieux les segments manquants.

Dans le cas où un historique de trajets comprend des données additionnelles de contexte liées au trajet, ces données sont avantageusement conservées lors de la conversion. Certaines des données peuvent également faire l'objet d'un traitement lors de l'étape de conversion 110. Par exemple, si plusieurs points appartenant à un même segment de route sont tous associés à des données d'horodatage différentes, l'étape de conversion 110 peut comprendre l'association, au segment, d'une donnée d'horodatage comprenant seulement l'une parmi les données associées aux différents points du segment, par exemple la donnée associée au premier point rencontré du segment. Cette donnée d'horodatage indique alors sensiblement le moment d'entrée du véhicule dans le segment considéré.

A l'issue de l'étape 110 de conversion, le dispositif de prédiction dispose d'un ensemble d'historiques de trajets où chaque trajet est défini par une suite de segments de route, chaque segment de route étant éventuellement associé à des données additionnelles de contexte (moment, conducteur, conditions météorologiques, etc.).

Pour reprendre l'exemple non limitatif illustré en **figure 3a**, un premier historique de trajet peut comprendre la suite de segments A, B, K, et un deuxième historique de trajet peut comprendre la suite de segments A, C, E, G.

Le calculateur électronique 11 du dispositif de prédiction 1 applique ensuite lors d'une étape 120, à l'ensemble des historiques de trajets définis chacun comme une suite de segments de route un modèle de traitement du langage naturel, adapté pour générer un espace vectoriel et pour représenter chaque segment apparaissant au moins une fois dans l'ensemble des historiques de trajets comme un vecteur unique de l'espace vectoriel.

Le modèle de traitement du langage est typiquement un modèle du type « word2vec » où chaque segment est présenté avec son contexte immédiat, à savoir le segment visité précédemment et le segment visité ensuite lors d'un trajet donné, et ce pour chaque trajet enregistré dans notre base de données. Grâce à ces informations l'algorithme « word2vec » va projeter chaque segment dans un espace vectoriel de manière à ce que les vecteurs proches aient une distance cosinusoidale ou similarité cosinus faible, et que les vecteurs éloignés aient une telle distance élevée.

Chaque segment de route correspond donc à un vecteur comprenant n coordonnées dans l'espace vectoriel.

L'entraînement du modèle de prédiction comprend ensuite au cours d'une étape 130, l'entraînement d'un réseau de neurones par apprentissage supervisé, le

réseau de neurones étant configuré de manière à recevoir en entrée les n coordonnées d'un vecteur de l'espace vectoriel dans lequel les segments de route sont convertis, le vecteur correspondant à un segment de route courant d'un véhicule, et à produire en sortie les n coordonnées d'un vecteur de l'espace vectoriel.

5 Le réseau de neurones est avantageusement un réseau de neurones du type perceptron multicouches, dans lequel chaque neurone d'une couche est connecté à tous les neurones de la couche suivante. D'autres types de réseaux peuvent être utilisés, comme par exemple des réseaux récurrents de type LSTM (abréviation anglaise de « Long Short-Term Memory »).

10 L'apprentissage supervisé du réseau de neurones est réalisé à partir d'un ensemble de séries de deux segments de routes consécutifs de l'historique de trajets de véhicules.

En reprenant l'exemple précédent dans lequel les identifiants de trajets sont des lettres, on peut avoir par exemple dans l'historique de trajets de véhicules au moins
15 une occurrence d'un segment A suivi d'un segment B. L'apprentissage supervisé sur la base de cette série de deux segments consécutifs consiste alors à imposer en entrée du réseau de neurones le segment A et en sortie le segment B, de manière à modifier les poids de connexion du réseau de neurones pour l'adapter à cette sortie B à partir de l'entrée A.

20 De préférence, le réseau de neurones est entraîné sur l'ensemble des séries de deux segments consécutifs comprises dans tout l'ensemble des historiques de trajets de véhicules.

Avantageusement, mais facultativement, le réseau de neurones peut aussi être configuré pour recevoir en entrée, en plus des coordonnées d'un vecteur
25 correspondant à un segment, les données additionnelles correspondant à ce segment, si de telles données sont disponibles.

Ceci permet que le réseau de neurones puisse aussi tenir compte du contexte associé à la circulation d'un véhicule sur le segment concerné dans son apprentissage. Dans ce cas, lors de l'apprentissage supervisé, l'entrée imposée au réseau de neurones
30 comprend les coordonnées du vecteur correspondant à un segment courant A d'un historique d'un trajet, ainsi que les données additionnelles correspondant à ce segment courant.

En particulier, le réseau de neurones est avantageusement adapté pour recevoir en entrée supplémentaire l'identifiant du véhicule ou du conducteur associé au
35 trajet, de manière à pouvoir personnaliser la prédiction réalisée. Le réseau de neurones peut également être adapté pour recevoir en entrées additionnelles des données d'horodatage du segment courant.

La sortie imposée peut ne comprendre que les coordonnées du vecteur correspondant au segment suivant B du même historique de trajet, puisque le réseau de neurones n'a pas nécessairement besoin d'apprendre à retourner en sortie des données additionnelles correspondant au segment suivant.

5 En variante, dans le cas de données d'entrées comprenant un horodatage du segment courant, la sortie imposée peut comprendre, en plus des coordonnées du vecteur correspondant au segment suivant B du même historique de trajet, les données d'horodatage associées au segment suivant B pour que le réseau de neurones puisse déterminer ensuite, en plus d'un prochain segment probable, un temps pour y parvenir.

10 Alternativement, pour pouvoir prédire une heure d'arrivée au prochain segment à partir du segment courant, le procédé peut comprendre le calcul d'une moyenne de temps de transition entre un segment et un prochain segment, à partir de toutes les occurrences de la série de ces deux segments consécutifs apparentes dans l'ensemble des historiques de trajets. Dans ce cas le réseau de neurones peut n'être
15 entraîné que pour prédire un prochain segment à partir d'un segment courant.

Grâce à cet apprentissage, le réseau de neurones est entraîné pour produire en sortie les coordonnées d'un vecteur correspondant au segment de route suivant à partir d'un segment de route précédent.

20 Cependant, les n coordonnées générées par le réseau de neurones ne correspondent pas nécessairement exactement aux coordonnées d'un vecteur correspondant à un segment de route, de sorte que la traduction de la sortie du réseau de neurones en un segment de route suivant n'est pas immédiate.

Par conséquent, le procédé d'entraînement du modèle de prédiction comprend également le recensement 140 des liens connus entre un segment de route
25 courant et l'ensemble des segments de route suivants qui lui sont connectés, ce recensement étant ensuite couplé au réseau de neurones pour que le modèle de prédiction ne puisse pas retourner, comme segment de route suivant à partir d'un segment de route courant, un segment de route non connecté au segment de route courant.

30 Le recensement 140 est avantageusement réalisé par la construction d'une chaîne de Markov à partir de l'ensemble des historiques de trajets de véhicules, couplés avec la description du réseau routier qui détermine les segments suivant un segment donné en fonction de son sens de parcours. La chaîne de Markov permet de recenser tous les segments de route qui peuvent suivre un segment de route courant, en prenant
35 donc en compte le sens de circulation (et les voies à sens uniques), ceci pour tous les segments de route apparaissant au moins une fois dans l'ensemble des historiques de trajets.

On a représenté en **figure 3b** sous la forme d'un tableau un exemple de chaîne de Markov correspondant à la portion de réseau routier représentée en **figure 3a**. La première colonne de ce tableau correspond au segment courant considéré et à une direction de circulation, et les autres colonnes correspondent aux segments suivants possibles, c'est-à-dire les segments de route qui sont connectés au segment courant.

Le modèle de prédiction obtenu est donc formé par l'ensemble des éléments suivants :

- le modèle de traitement du langage naturel appliqué à l'ensemble des segments recensés dans l'ensemble des historiques de trajets,
- le réseau de neurones entraîné sur l'ensemble des historiques de trajets, et
- la chaîne de Markov construite sur la base du même ensemble d'historiques de trajets, ainsi que la connaissance de la topologie du réseau routier.

Tous ces composants du modèle de prédiction et le cas échéant leurs paramètres associés sont avantageusement enregistrés dans la mémoire 10 du dispositif de prédiction 1. S'agissant du modèle de traitement du langage naturel, avantageusement seule la correspondance entre un segment de route et les coordonnées correspondantes du vecteur dans l'espace vectoriel peut être enregistrée dans la mémoire 10.

Prédiction d'un trajet le plus probable

En référence à la **figure 4**, la prédiction 200 d'un trajet le plus probable d'un véhicule V peut ensuite être réalisée par le dispositif de prédiction 1 à partir du modèle de prédiction ainsi généré.

Cette prédiction d'un trajet le plus probable est réalisée à partir de données de localisation géographique courante d'un véhicule V, par exemple des données GPS comprenant une latitude et une longitude.

Cette prédiction comporte une première étape 210 de conversion des données de localisation géographique courante du véhicule en un segment de route courant sur lequel le véhicule se trouve. Cette étape 210 est réalisée de la même manière que l'étape de conversion 110 d'historiques de trajets, à la différence qu'elle ne retourne qu'un segment de route et non pas une suite de segments correspondant à un trajet.

Le dispositif de prédiction 1 convertit ensuite lors d'une étape 220 le segment obtenu en les coordonnées du vecteur correspondant de l'espace vectoriel, par appel à la mémoire 10 où cette correspondance a été précédemment enregistrée.

Le dispositif de prédiction 1 applique ensuite lors d'une étape 230 le réseau de neurones précédemment entraîné au vecteur représentant le segment de route courant obtenu à l'issue de l'étape 220. En d'autres termes, les coordonnées du vecteur correspondant au segment de route courant sont utilisées comme entrée du réseau de neurones.

Dans le mode de réalisation dans lequel les historiques de trajets de véhicules comprennent des données additionnelles, et dans lequel le réseau de neurones a été entraîné en tenant compte de ces données additionnelles, les données transmises au dispositif de prédiction 1 comprennent avantageusement, en plus des données de localisation géographique courante du véhicule, des données additionnelles de même nature que celles présentes dans les historiques de trajet, c'est-à-dire par exemple des données d'horodatage, un identifiant du conducteur, des conditions météorologiques, etc.

Dans ce cas, ces données additionnelles sont ajoutées aux coordonnées du vecteur comme entrée du réseau de neurones.

Le réseau de neurones retourne alors des coordonnées d'un vecteur de l'espace vectoriel, ces coordonnées ne correspondant pas nécessairement aux coordonnées exactes d'un vecteur correspondant à l'un des segments de route sur lequel l'apprentissage a été réalisé.

Le procédé comprend alors une étape 240 de sélection d'un ensemble de segments de route suivants possibles à partir du segment de route courant et de la direction dans lequel il a été parcouru, par interrogation de la chaîne de Markov recensant les liens connus entre les segments de route apparaissant au moins une fois dans l'ensemble des historiques de trajets.

Puis, lors d'une étape 250, le dispositif de prédiction 1 calcule une distance entre le vecteur obtenu par le réseau de neurones et chacun des vecteurs correspondants aux segments de route sélectionnés à l'étape 240. Cette distance est avantageusement la similarité cosinus, c'est-à-dire le cosinus du produit scalaire entre les deux vecteurs.

Le dispositif de prédiction 1 détermine ensuite lors d'une étape 260 le segment de route suivant le plus probable comme le segment, parmi les segments de route suivants possibles sélectionnés à l'étape 140 présentant la distance minimale avec le vecteur de sortie du réseau de neurones.

Dans le cas où, à l'issue de l'étape 210, le segment de route correspondant à la localisation courante du véhicule V ne correspond à aucun des segments de route rencontrés dans l'ensemble des historiques de trajets – ce qui est détecté car le segment n'apparaît pas dans la table de correspondances permettant d'obtenir le vecteur correspondant - alors le dispositif de prédiction 1 ne met pas en œuvre les étapes 220 et 230 mais met en œuvre lors d'une étape 215 un modèle de prédiction retournant comme segment suivant le plus probable le segment de route relié au segment de route courant appartenant à la route la plus importante. Ceci peut être réalisé à partir de données cartographiques où chaque segment est associé à un indice correspondant à un type de route. Ceci permet au dispositif de prédiction de pouvoir prédire un trajet le plus probable même dans le cas où un véhicule se trouve sur un segment inédit.

Dans un mode de réalisation, le dispositif de prédiction 1 peut répéter une ou plusieurs fois les étapes 230 à 260 en utilisant comme segment courant le segment de route suivant le plus probable déterminé à l'issue de la dernière occurrence de l'étape 260. Ceci permet d'obtenir une suite de segments formant un trajet, déterminée à partir du segment courant sur lequel se trouve le véhicule V.

De retour à la **figure 1**, les données de localisation courante du véhicule V utilisées pour la prédiction du trajet le plus probable du véhicule V peuvent être acquises par un capteur 20 de localisation du véhicule, comme par exemple un capteur GPS, qui peut par exemple être embarqué à bord du véhicule V, et être transmises ensuite par le véhicule V au dispositif de prédiction 1.

Pour cela le véhicule V peut comprendre, comme représenté schématiquement sur la **figure 1**, un calculateur électronique 21, par exemple un processeur, un microprocesseur, un contrôleur, etc., et une interface de connexion 22 à un réseau de télécommunications R, par exemple un réseau utilisant l'un des protocoles GPRS, EDGE, UMTS, 3G, 4G, Wifi, WIMAX, Internet, etc., permettant au calculateur électronique 21 de communiquer avec le dispositif de prédiction 1 via le réseau de télécommunications R.

En particulier le calculateur électronique 21 est avantageusement configuré pour envoyer une requête de prédiction d'un trajet le plus probable au dispositif de prédiction 1, la requête comprenant des coordonnées géographiques courantes du véhicule V acquises par le capteur 20.

En variante, le capteur 20 de localisation, le calculateur électronique 21 et l'interface de connexion 22 peuvent être des composants d'un dispositif électronique personnel d'un conducteur du véhicule V, typiquement un téléphone portable du conducteur.

Une fois que le dispositif de prédiction 1 a déterminé le trajet le plus probable selon le procédé décrit ci-avant, il retourne ce trajet au calculateur électronique 21.

Dans un mode de réalisation, le calculateur électronique 21 dispose d'une carte du réseau routier dans laquelle chaque segment de route est associé à un identifiant, comme la carte du réseau routier sur la base de laquelle le calculateur électronique 11 entraîne le modèle de prédiction, et dans ce cas le trajet le plus probable retourné au calculateur électronique 21 est envoyé sous la forme des identifiants des segments de route qui le composent.

En variante, le calculateur électronique 21 dispose d'une carte du réseau routier dépourvue d'identifiants de segments, et le trajet le plus probable qu'il reçoit comprend les coordonnées géographiques (coordonnées GPS) du trajet. En fonction du format de carte dont il dispose, le calculateur électronique 21 peut avoir à effectuer un

traitement additionnel des coordonnées, typiquement la conversion des coordonnées géographiques en segments de route par l'application d'un algorithme de correspondance de traces.

5 Le calculateur peut également recevoir les données à la fois sous la forme d'identifiants de segments et de coordonnées GPS.

Avantageusement, le véhicule V (ou le cas échéant, le dispositif électronique personnel de l'utilisateur) peut aussi comprendre une interface Homme-Machine 23, adaptée pour fournir au conducteur des informations concernant le trajet le plus probable. Par exemple cette interface peut avantageusement comprendre un écran sur lequel des
10 informations peuvent être affichées, ou un ou plusieurs voyants lumineux. Elle peut également comprendre un haut-parleur adapté pour diffuser des signaux sonores.

Le véhicule V peut par exemple comprendre une mémoire dans laquelle est enregistrée une base de données comprenant un ensemble de segments de routes et des informations associées à ces segments de routes, comme par exemple une limitation de
15 vitesse, l'existence d'un virage sur le segment de route, une valeur de pente montante ou descendante, etc. Dans un mode de réalisation la mémoire peut être mise à jour périodiquement et les informations peuvent porter sur l'existence de travaux sur le segment et route, etc.

Sur la base de cette base de données et du trajet le plus probable retourné
20 par le dispositif de prédiction 1, l'interface Homme Machine peut par exemple avertir l'utilisateur sur une limitation de vitesse concernant le prochain segment de route utilisé, ou une information sur la présence de travaux sur le prochain segment de route, etc.

En variante, le trajet le plus probable renvoyé par le dispositif de prédiction 1 peut également être utilisé pour optimiser la gestion du véhicule V.

25 Par exemple, dans le cas d'un véhicule comprenant un ensemble de propulsion dit hybride 30, comprenant un moteur électrique 31, un moteur thermique 32, une batterie 33, et un dispositif électronique 34 de gestion de l'ensemble de propulsion hybride, le calculateur électronique 21 peut être configuré pour commander le dispositif électronique 34 de gestion de l'ensemble de propulsion hybride en fonction du trajet le
30 plus probable reçu. Par exemple le couple moteur peut-être limité électroniquement dans les cas où le véhicule devra ralentir dans les secondes à venir (virage, limitation de vitesse etc.) afin d'éviter les accélérations inutiles et de limiter la consommation d'énergie.

Avantageusement, le modèle de prédiction peut être enrichi au fur et à mesure des trajets des véhicules interrogeant le dispositif de prédiction 1. En particulier,
35 de nouveaux segments peuvent être ajoutés, et l'apprentissage du réseau de neurones peut être complété sur ces trajets supplémentaires pour une meilleure fiabilité.

REVENDEICATIONS

1. Dispositif de prédiction (1) d'un trajet le plus probable d'un véhicule (V), le dispositif de prédiction (1) comprenant un calculateur électronique (11) et une mémoire (10), le dispositif de prédiction (1) étant configuré pour :

- 5 • entraîner un modèle de prédiction de trajet le plus probable à partir d'un ensemble d'historiques de trajets de véhicules, chaque historique de trajet comprenant une liste de coordonnées géographiques, et
- prédire le trajet le plus probable d'un véhicule (V) par application du modèle de prédiction à des données de localisation du véhicule (V),

caractérisé en ce que le dispositif de prédiction (1) est configuré pour réaliser
10 l'entraînement (100) du modèle de prédiction par :

- la conversion (110) de chaque historique de trajets de véhicules en une série de segments de route, un segment de route étant une portion d'une route comprise entre deux intersections ou entre une intersection et une impasse de la route,
- 15 • la production (120), par application d'un modèle de traitement du langage à l'ensemble des segments de route des historiques de trajets de véhicules, d'un espace vectoriel dans lequel chaque segment de route de l'ensemble des historiques de trajets de véhicules correspond à un vecteur, et
- l'apprentissage supervisé (130) d'un réseau de neurones recevant en entrée un vecteur de l'espace vectoriel et générant en sortie un vecteur de l'espace
20 vectoriel, à partir d'un ensemble de séries de deux segments consécutifs de l'ensemble des historiques de trajets de véhicules.

2. Dispositif de prédiction (1) selon la revendication 1, dans lequel le réseau de neurones est du type perceptron multicouches.

3. Dispositif de prédiction (1) selon l'une quelconque des revendications
25 précédentes, dans lequel :

- chaque historique de trajet comprend en outre un identifiant de véhicule ou d'utilisateur du véhicule, et le réseau de neurones est configuré pour recevoir en outre en entrée l'identifiant de véhicule ou d'utilisateur, et
- 30 • le dispositif de prédiction (1) est configuré pour prédire le trajet le plus probable du véhicule (V) à partir de données de localisation du véhicule (V) et de l'identifiant du véhicule (V) ou de l'utilisateur, par application du réseau de neurones correspondant au segment courant associé à l'identifiant du véhicule (V) ou de l'utilisateur.

4. Dispositif de prédiction (1) selon l'une quelconque des revendications précédentes, dans lequel :

- les coordonnées géographiques de chaque historique de trajet sont en outre horodatées, et
- 5 • le réseau de neurones est configuré pour recevoir en entrée un vecteur de l'espace vectoriel et un horodatage associé, et
- le dispositif de prédiction (1) est configuré pour prédire le trajet le plus probable du véhicule (V) à partir de données de localisation du véhicule (V) et d'un horodatage associé à ces données, par application du réseau de neurones au
- 10 vecteur correspondant au segment courant associé aux données de localisation du véhicule (V) et à l'horodatage associé.

5. Dispositif de prédiction (1) selon l'une quelconque des revendications 1 à 4, configuré pour mettre en œuvre la prédiction (200) d'un trajet le plus probable d'un véhicule (V) par :

- 15 • la conversion (210) de données de localisation du véhicule (V) en un segment de route courant du véhicule (V),
- la conversion (220), par application du modèle de traitement du langage, du segment de route courant en un vecteur de l'espace vectoriel,
- l'application (230) du réseau de neurones au vecteur obtenu pour obtenir un
- 20 vecteur de sortie du réseau de neurones, et
- la détermination (260) d'un segment de route correspondant au vecteur de sortie, ledit segment de route correspondant au segment de route suivant le plus probable du véhicule (V).

6. Dispositif de prédiction (1) selon la revendication 5, ledit dispositif de

25 prédiction (1) étant en outre configuré pour générer (130), à partir de l'ensemble des historiques de trajets de véhicules, une chaîne de Markov recensant les liens entre un segment de route courant et l'ensemble des segments de route suivants qui lui sont connectés, et dans lequel :

- la prédiction (200) d'un trajet le plus probable d'un véhicule (V) comprend en
- 30 outre la détermination (240), à partir de la chaîne de Markov, des segments de route suivants possibles pour le segment de route courant du véhicule (V), et
- la détermination (260) du segment de route correspondant au vecteur de sortie du réseau de neurones comprend la détermination, parmi les segments de route suivants possibles pour le segment de route courant du véhicule (V), du segment
- 35 de route correspondant au vecteur le plus proche du vecteur de sortie du réseau de neurones.

7. Dispositif de prédiction (1) selon la revendication 6, configuré pour calculer (250) une distance entre deux vecteurs de l'espace vectoriel par calcul d'une distance cosinusoidale entre les vecteurs.

8. Dispositif de prédiction (1) selon l'une quelconque des revendications 5 à 7, configuré pour, si le segment de route courant du véhicule (V) ne correspond à aucun segment de route de l'ensemble des historiques de trajets de véhicule, appliquer (215) un modèle de prédiction dans lequel le segment de route suivant est celui, parmi les segments de route possibles, qui appartient à la route la plus importante.

9. Dispositif de prédiction (1) selon l'une quelconque des revendications 5 à 8, configuré pour mettre en œuvre de manière récursive la détermination d'un segment de route suivant à partir d'un segment de route courant du véhicule (V) pour déterminer un trajet comprenant plusieurs tronçons de route successifs à partir du segment de route courant.

10. Procédé d'entraînement (100) d'un modèle de prédiction de trajet le plus probable d'un véhicule (V), à partir d'un ensemble d'historiques de trajets de véhicules, chaque historique de trajet comprenant une série de coordonnées géographiques, le procédé étant mis en œuvre par un calculateur électronique et comprenant :

- la conversion (110) de chaque historique de trajet de véhicules en une série de segments de route, un segment de route étant une portion d'une route comprise entre deux intersections ou entre une intersection et une impasse de la route,
- la production (120), par application d'un modèle de traitement du langage à l'ensemble des segments de route des historiques de trajets de véhicules, d'un espace vectoriel dans lequel chaque segment de route correspond à un vecteur, et
- l'apprentissage supervisé (130) d'un réseau de neurones recevant en entrée un vecteur de l'espace vectoriel et générant en sortie un vecteur de l'espace vectoriel, à partir de l'ensemble des séries de deux segments consécutifs de l'historique de trajets de véhicules.

11. Produit programme d'ordinateur, comprenant des instructions de code pour la mise en œuvre du procédé d'entraînement (100) selon la revendication 10, quand il est exécuté par un processeur.

12. Véhicule (V) comprenant :

- un capteur (20) de localisation du véhicule (V),
- un calculateur électronique (21), et
- une interface de connexion (22) à un réseau (R) de télécommunications,

caractérisé en ce que le calculateur électronique (21) est configuré pour :

- envoyer au dispositif de prédiction (1) selon l'une quelconque des revendications 1 à 9, via le réseau (R) de télécommunications, une requête de détermination du trajet le plus probable du véhicule (V), la requête comportant des données de localisation du véhicule (V) acquises par le capteur de localisation du véhicule (V),
- recevoir un trajet le plus probable du véhicule (V),
- commander une opération d'au moins un composant électronique du véhicule (V) en fonction du trajet le plus probable reçu.

5
10 **13.** Véhicule (V) selon la revendication 12, comprenant en outre une interface Homme-Machine (23), dans lequel le calculateur électronique (21) est configuré pour commander le signalement par l'interface Homme-Machine (23), d'au moins une information fonction du trajet le plus probable reçu.

15 **14.** Véhicule selon la revendication 12 ou 13, comprenant en outre un ensemble de propulsion hybride (30) comprenant un moteur électrique (31), un moteur thermique (32), une batterie (33), et un dispositif électronique (34) de gestion de l'ensemble de propulsion hybride, dans lequel le calculateur électronique (21) est configuré pour commander le dispositif électronique de gestion (34) de l'ensemble de propulsion hybride en fonction du trajet le plus probable reçu.

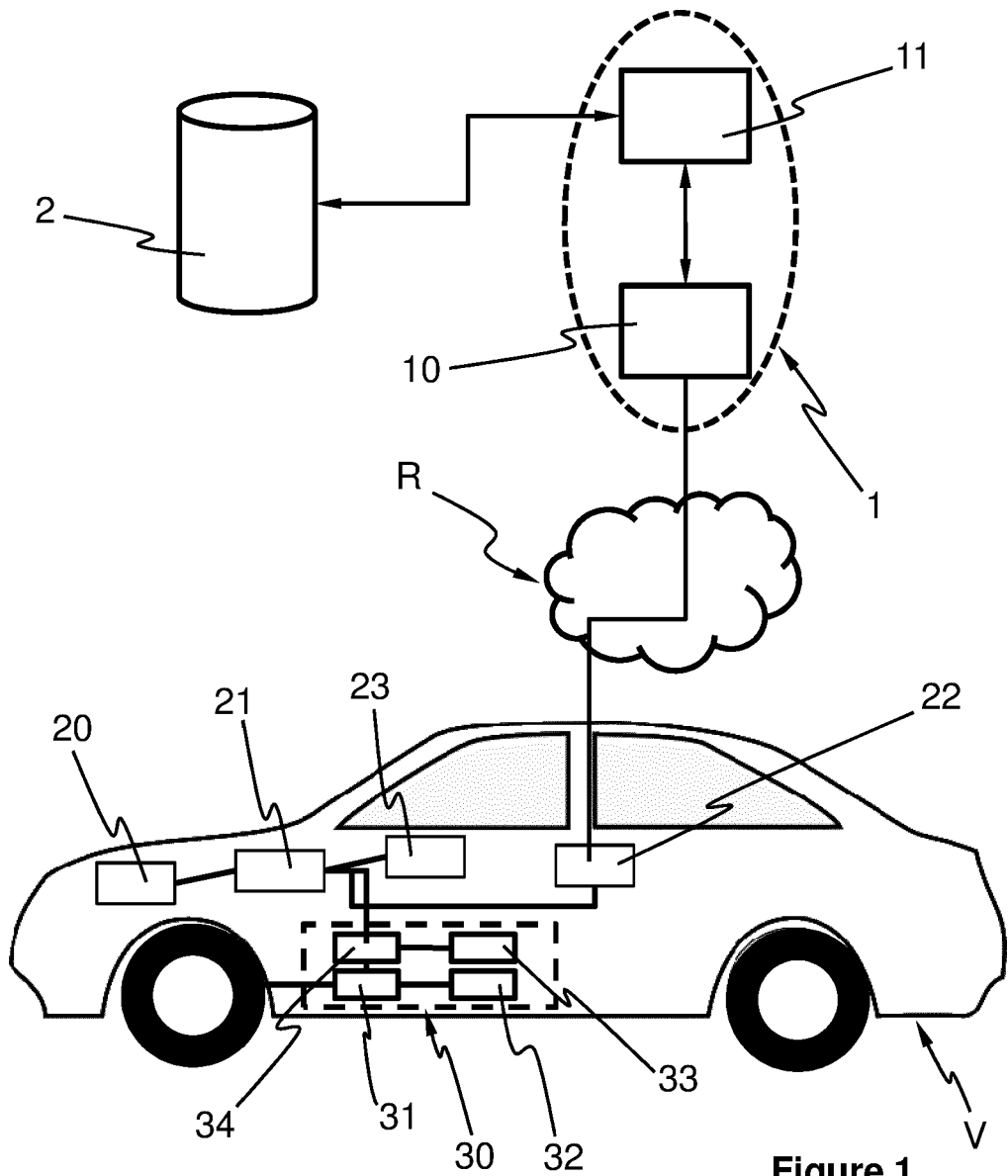


Figure 1

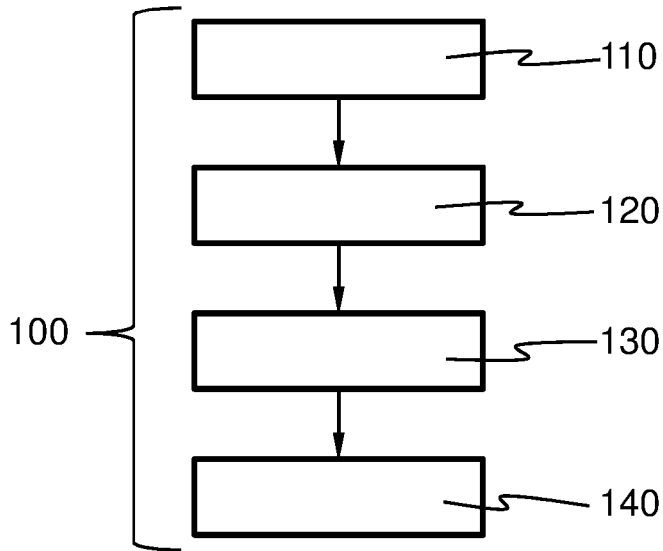


Figure 2

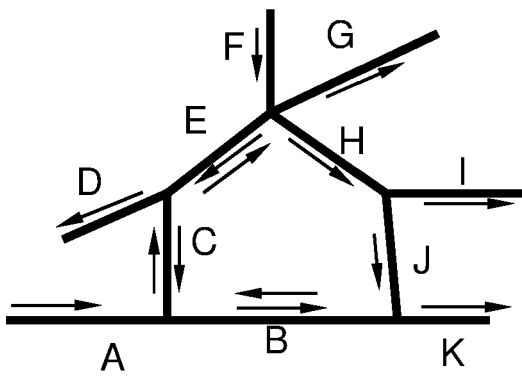


Figure 3a

A	B→	C↑	
B→	K		
B←	C↑		
C↑	D	E→	
C↓	B→		
E→	G	H	
E←	D	C↓	
F	G	E←	H
H	I	J	
J	K	B←	

Figure 3b

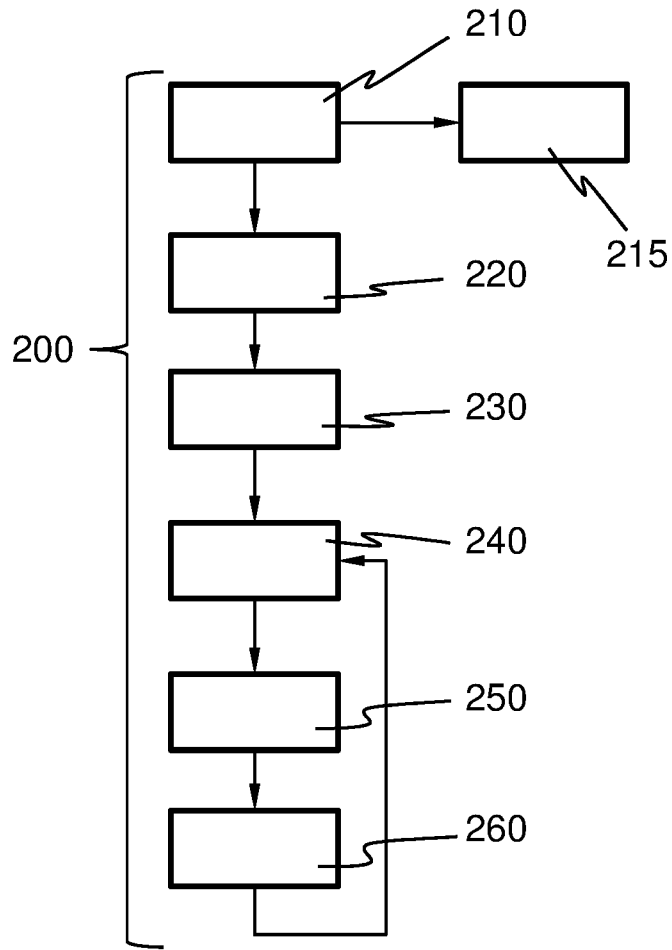


Figure 4

**RAPPORT DE RECHERCHE
PRÉLIMINAIRE PARTIEL**

établi sur la base des dernières revendications
déposées avant le commencement de la recherche

voir FEUILLE(S) SUPPLÉMENTAIRE(S)

N° d'enregistrement
national

FA 858376
FR 1858398

DOCUMENTS CONSIDÉRÉS COMME PERTINENTS		Revendications concernées	Classement attribué à l'invention par l'INPI
Catégorie	Citation du document avec indication, en cas de besoin, des parties pertinentes		
X	<p>CUI JINGZE ET AL: "A Road-Aware Neural Network for Multi-step Vehicle Trajectory Prediction", 13 mai 2018 (2018-05-13), INTERNATIONAL CONFERENCE ON COMPUTER ANALYSIS OF IMAGES AND PATTERNS. CAIP 2017: COMPUTER ANALYSIS OF IMAGES AND PATTERNS; [LECTURE NOTES IN COMPUTER SCIENCE; LECT.NOTES COMPUTER], SPRINGER, BERLIN, HEIDELBERG, PAGE(S) 701 - 716, XP047477101, ISBN: 978-3-642-17318-9 [extrait le 2018-05-13] * abrégé * * figures 1-9 * * 2. Problem definition * * 3. Overview and preliminaries * * 4. Road-aware trajectory prediction *</p>	1,2,10,11	G01C21/34 G06N3/08
A	<p>Danilo López ET AL: "Analysis Of Multilayer Neural Network Modeling And Long Short-Term Memory", 1 janvier 2017 (2017-01-01), XP055593089, DOI: 10.5281/ZENODO.1339747 Extrait de l'Internet: URL:https://waset.org/publications/10006216/analysis-of-multilayer-neural-network-modeling-and-long-short-term-memory * abrégé * * II. Multilayer Perceptron * * V. Long Short-Term Memory *</p>	2	<p>DOMAINES TECHNIQUES RECHERCHÉS (IPC)</p> <p>G01C G05D G08G</p>
A	<p>EP 2 369 299 A1 (SAP AG [DE]) 28 septembre 2011 (2011-09-28) * abrégé * * figures 1-8b * * alinéas [0014], [0099], [0097], [0120] * * revendications 1-15 *</p>	1,10,11	
Date d'achèvement de la recherche		Examineur	
31 mai 2019		Toth, Rémy	
CATÉGORIE DES DOCUMENTS CITES		T : théorie ou principe à la base de l'invention	
X : particulièrement pertinent à lui seul		E : document de brevet bénéficiant d'une date antérieure à la date de dépôt et qui n'a été publié qu'à cette date de dépôt ou qu'à une date postérieure.	
Y : particulièrement pertinent en combinaison avec un autre document de la même catégorie		D : cité dans la demande	
A : arrière-plan technologique		L : cité pour d'autres raisons	
O : divulgation non-écrite		
P : document intercalaire		& : membre de la même famille, document correspondant	

**ABSENCE D'UNITÉ D'INVENTION
FEUILLE SUPPLÉMENTAIRE B**

Numéro de la demande

FA 858376
FR 1858398

La division de la recherche estime que la présente demande de brevet ne satisfait pas à l'exigence relative à l'unité d'invention et concerne plusieurs inventions ou pluralités d'inventions, à savoir :

1. revendications: 1, 2, 10, 11

Type de réseau de neurones

2. revendications: 3-9

Données d'entrée du réseau de neurones

3. revendications: 12-14

Utilisation du trajet le plus probable

La première invention a été recherchée.

Voir WOFA.

**ANNEXE AU RAPPORT DE RECHERCHE PRÉLIMINAIRE
RELATIF A LA DEMANDE DE BREVET FRANÇAIS NO. FR 1858398 FA 858376**

La présente annexe indique les membres de la famille de brevets relatifs aux documents brevets cités dans le rapport de recherche préliminaire visé ci-dessus.

Les dits membres sont contenus au fichier informatique de l'Office européen des brevets à la date du **31-05-2019**

Les renseignements fournis sont donnés à titre indicatif et n'engagent pas la responsabilité de l'Office européen des brevets, ni de l'Administration française

Document brevet cité au rapport de recherche		Date de publication	Membre(s) de la famille de brevet(s)	Date de publication
EP 2369299	A1	28-09-2011	EP 2369299 A1	28-09-2011
			US 2011238289 A1	29-09-2011
