

12

DEMANDE DE BREVET D'INVENTION

A1

22 Date de dépôt : 21.06.22.

30 Priorité :

43 Date de mise à la disposition du public de la
demande : 22.12.23 Bulletin 23/51.

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) : PSA AUTOMOBILES SA Société par
actions simplifiée (SAS) — FR.

72 Inventeur(s) : PIERRE THEO.

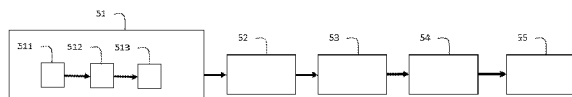
73 Titulaire(s) : STELLANTIS AUTO SAS Société par
actions simplifiée.

54 Mandataire(s) :
57 Procédé de prédiction d'une capacité à
rouler d'un véhicule à la suite d'un accident.
La présente invention concerne un procédé de disposi-

tif de prédiction d'une capacité à rouler d'un premier véhicule à la suite d'un accident ou d'un incident de fonctionnement de l'un de ses organes à partir de données de diagnostic du premier véhicule (51). La prédiction est obtenue (54) à partir

d'un modèle de prédiction de capacité à rouler de véhicule qui a été appris à partir de groupes d'ensembles de données de diagnostic (52, 53) de véhicule et à partir de niveaux de capacité à rouler de véhicule.

Figure pour l'abrégé : Figure 5



Description

Titre de l'invention : Procédé et dispositif de prédiction d'une capacité à rouler d'un véhicule à la suite d'un accident

Domaine technique

[0001] La présente invention concerne des procédé et dispositif de prédiction d'une capacité à rouler d'un véhicule à la suite à un accident ou un incident de fonctionnement de l'un de ses organes. La présente invention concerne également un programme d'ordinateur comportant des instructions pour la mise en œuvre du procédé, un support d'enregistrement lisible par un ordinateur sur lequel est enregistré un programme d'ordinateur comprenant des instructions pour l'exécution des étapes du procédé et un véhicule comprenant un dispositif de prédiction d'une capacité à rouler d'un véhicule à la suite d'un accident/incident.

Arrière-plan technologique

[0002] Les véhicules actuels sont équipés d'une multitude de systèmes de capteur qui fournissent des données représentatives d'état de fonctionnement d'organe de ces véhicules. Ces systèmes de capteur peuvent fournir, par exemple, des données sur l'ouverture des portières, sur la déformation de la carrosserie, sur l'activation du frein à main, sur le fait que les clés sont sur le contact, sur l'accélération des véhicules, sur la vitesse du moteur ou des roues, sur la capacité de freinage ou encore sur le cap du véhicule ou sur les angles morts ou de rayon de braquage.

[0003] Parmi ces systèmes, on peut aussi citer les systèmes d'aide à la conduite avancée, dit(s) ADAS (de l'anglais « Advanced Driver-Assistance System »). Les systèmes ADAS les plus communément mis en place dans les véhicules actuels permettent le maintien sur une voie de circulation (LKA, de l'anglais « Lane Keeping Assist »), le déclenchement d'alerte lors de changement de voie involontaire (LDW de l'anglais « Lane Departure Warning »), le déclenchement d'alerte de collision imminente (FCA de l'anglais « Forward Collision Assist »). On peut aussi citer les systèmes d'assistance de maintien du véhicule dans une voie de circulation (LPA de l'anglais « Lane Positioning Assist »), les systèmes semi-automatiques de changement de voie de circulation (SALC de l'anglais « Semi Automatic Lane Change »), les systèmes d'aide au freinage antiblocage (ABS de l'allemand « Antoblockiersystem »), les systèmes d'assistance au freinage d'urgence (AEBC de l'anglais « Advances Emergency Braking »), les systèmes de correction électronique de trajectoire (ESP de l'anglais Electronic Stability Program en anglais) ou encore les régulateurs de vitesse adaptatifs (ACC de l'anglais « Adaptive Cruise Control »).

[0004] Les données fournies par les systèmes de capteur d'un véhicule sont analysés par un

voire plusieurs calculateurs du véhicule et un diagnostic concernant les états de fonctionnement des organes du véhicule est alors posé. Des alertes peuvent alors être émises à destination du conducteur pour le prévenir d'un dysfonctionnement d'un organe du véhicule.

[0005] Lors d'un accident du véhicule ou d'un incident de fonctionnement de l'un des organes du véhicule, le diagnostic peut être faussé car des systèmes de capteur peuvent être endommagés, biaisant ainsi les données produites par ces systèmes de capteur. Le conducteur ne pourra alors plus se fier à ce diagnostic pour évaluer la capacité à rouler de son véhicule, c'est-à-dire si son véhicule a la capacité ou non de rouler en toute sécurité.

[0006] La présente invention a notamment pour but de répondre aux inconvénients suscités.

Résumé de l'invention

[0007] Un objet de la présente invention est de prédire une capacité à rouler d'un véhicule après un accident ou un incident de fonctionnement de l'un de ses organes.

[0008] Un autre objet de la présente invention est de permettre à un conducteur d'un véhicule de pouvoir estimer de manière fiable si son véhicule est en état de rouler.

[0009] Un autre objet de la présente invention est d'améliorer la sécurité routière en augmentant la fiabilité de diagnostic portant sur les états de fonctionnement d'organes de véhicule.

[0010] Selon un premier aspect, la présente invention concerne un procédé de prédiction d'une capacité à rouler d'un premier véhicule à la suite d'un accident ou d'un incident de fonctionnement de l'un de ses organes, ledit procédé étant mis en œuvre par au moins un processeur et comprenant les étapes suivantes :

- apprentissage d'un modèle de prédiction de capacité à rouler de véhicule à partir de groupes de deuxièmes ensembles de données représentatives d'états de fonctionnement d'organe de deuxièmes véhicules avant et pendant un accident desdits deuxièmes véhicules ou un incident de fonctionnement de l'un de leurs organes, et à partir de niveaux de capacité à rouler de véhicule ;

[0011] - réception d'un premier ensemble de données représentatives d'états de fonctionnement d'organe du premier véhicule avant et pendant l'accident ou l'incident de fonctionnement de l'un de ses organes, ledit premier ensemble de données étant reçues à partir d'au moins un système de capteurs embarqué du premier véhicule ;

[0012] - obtention d'une prédiction d'une capacité à rouler du premier véhicule en alimentant le modèle de prédiction de capacité à rouler de véhicule appris avec ledit premier ensemble de données.

[0013] Un modèle de prédiction de capacité à rouler du premier véhicule est appris à partir de groupes de deuxièmes ensembles de données et selon des niveaux de capacité

à rouler de véhicule. Une prédiction d'une capacité à rouler du premier véhicule est alors obtenue en alimentant le modèle de prédiction de capacité à rouler de véhicule avec un premier ensemble de données reçues à partir d'au moins un système de capteurs du premier véhicule.

- [0014] La présente invention fournit une prédiction de la capacité à rouler d'un véhicule, c'est-à-dire d'évaluer un niveau de fonctionnement du véhicule suite à un accident de ce véhicule ou à un incident survenu sur l'un des organes de ce véhicule. Cette prédiction est réalisée rapidement après un accident d'un véhicule ou l'apparition d'un incident d'un organe de ce véhicule. Cette prédiction fournit un premier diagnostic (qui devra être par la suite confirmé par un expert). Elle permet d'éviter la prise d'un rendez-vous chez un expert lorsque le véhicule est en pleine capacité pour rouler après un accident ou l'apparition d'un incident d'un organe d'un véhicule. Elle permet de déterminer si le véhicule peut continuer à rouler au moins sur une courte distance pour garer le véhicule ou rejoindre un véhicule ou encore si le véhicule ne peut pas se déplacer.
- [0015] La capacité à rouler du véhicule est prédite à partir d'un modèle de prédiction entraîné (appris) à partir de groupes d'ensembles de données représentatives d'états de fonctionnement d'organe de véhicule ayant subis des accidents et/ou des incidents sur leurs organes.
- [0016] Cette prédiction de la capacité à rouler d'un véhicule est fiable car elle se base sur un historique de capacité à rouler de véhicules qui ont subi des accidents et/ou des incidents sur l'un de leurs organes. Ainsi, si le véhicule considéré subi des dommages similaires à certains de ces véhicules, le modèle prédira une capacité à rouler de ce véhicule similaire à celle que ce modèle aura apprise comme étant optimale lors de son apprentissage.
- [0017] Selon un exemple de réalisation particulier et non limitatif, l'étape d'apprentissage (51) comprend les sous-étapes suivantes :
- réception desdits deuxièmes ensembles de données à partir d'au moins un système de capteurs embarqués desdits deuxièmes véhicules ;
 - regroupement desdits deuxièmes ensembles de données en différents groupes de deuxièmes ensembles de données, chaque groupe de deuxièmes ensembles de données correspondant à un niveau de capacité à rouler de véhicule ; et
 - génération du modèle de prédiction de capacité à rouler de véhicule par classification des groupes de deuxièmes ensembles de données selon des niveaux de capacité à rouler de véhicule.
- [0018] Selon un exemple de réalisation particulier et non limitatif, le procédé comporte en outre une étape d'affichage de la prédiction de la capacité à rouler du premier véhicule.
- [0019] Selon un exemple de réalisation particulier et non limitatif, lesdites données re-

présentent des résultats de diagnostics réalisés pour un véhicule.

[0020] Selon un exemple de réalisation particulier et non limitatif, le modèle de prédiction de capacité à rouler de véhicule est un réseau de neurones.

[0021] Selon un exemple de réalisation particulier et non limitatif, le réseau de neurones est de type LSTM.

[0022] Selon un deuxième aspect, la présente invention concerne un dispositif comprenant une mémoire associée à au moins un processeur configuré pour la mise en œuvre des étapes du procédé selon le premier aspect.

[0023] Selon un troisième aspect, la présente invention concerne un véhicule, par exemple de type automobile, comprenant un dispositif selon le deuxième aspect de la présente invention.

[0024] Selon un quatrième aspect, la présente invention concerne un programme d'ordinateur qui comporte des instructions adaptées pour l'exécution des étapes du procédé selon le premier aspect de la présente invention, ceci notamment lorsque le programme d'ordinateur est exécuté par au moins un processeur.

[0025] Un tel programme d'ordinateur peut utiliser n'importe quel langage de programmation, et être sous la forme d'un code source, d'un code objet, ou d'un code intermédiaire entre un code source et un code objet, tel que dans une forme partiellement compilée, ou dans n'importe quelle autre forme souhaitable.

[0026] Selon un cinquième aspect, la présente invention concerne un support d'enregistrement lisible par un ordinateur sur lequel est enregistré un programme d'ordinateur comprenant des instructions pour l'exécution des étapes du procédé selon le premier aspect de la présente invention.

[0027] D'une part, le support d'enregistrement peut être n'importe quel entité ou dispositif capable de stocker le programme. Par exemple, le support peut comporter un moyen de stockage, tel qu'une mémoire ROM, un CD-ROM ou une mémoire ROM de type circuit microélectronique, ou encore un moyen d'enregistrement magnétique ou un disque dur.

[0028] D'autre part, ce support d'enregistrement peut également être un support transmissible tel qu'un signal électrique ou optique, un tel signal pouvant être acheminé via un câble électrique ou optique, par radio classique ou hertzienne ou par faisceau laser autodirigé ou par d'autres moyens. Le programme d'ordinateur selon la présente invention peut être en particulier téléchargé sur un réseau de type Internet.

[0029] Alternativement, le support d'enregistrement peut être un circuit intégré dans lequel le programme d'ordinateur est incorporé, le circuit intégré étant adapté pour exécuter ou pour être utilisé dans l'exécution du procédé en question.

Brève description des figures

- [0030] D'autres caractéristiques et avantages de la présente invention ressortiront de la description des exemples de réalisation non limitatifs de la présente invention ci-après, en référence aux figures 1 à 5 annexées, sur lesquelles :
- [0031] [Fig.1] illustre schématiquement un environnement pour l'apprentissage d'un modèle de prédiction d'une capacité à rouler de véhicule et pour l'obtention d'une prédiction d'une capacité à rouler d'un premier véhicule 11 accidenté ou dont un de ses organes présente un incident de fonctionnement, selon un exemple de réalisation particulier et non limitatif de la présente invention ;
- [0032] [Fig.2] illustre schématiquement un regroupement de deuxièmes ensembles E2 de données en un nombre prédéterminé de groupes selon un exemple de réalisation particulier et non limitatif de la présente invention ;
- [0033] [Fig.3] illustre schématiquement une cellule à mémoire court terme et long terme selon un exemple de réalisation particulier et non limitatif de la présente invention ;
- [0034] [Fig.4] illustre schématiquement un dispositif 4 configuré pour prédire une capacité à rouler d'un premier véhicule 11 à la suite d'un accident ou d'un incident de fonctionnement de l'un de ses organes, selon un exemple de réalisation particulier et non limitatif de la présente invention ; et
- [0035] [Fig.5] illustre un organigramme des différentes étapes d'un procédé de prédiction d'une capacité à rouler d'un premier véhicule à la suite d'un accident ou d'un incident de fonctionnement de l'un de ses organes, selon un exemple de réalisation particulier et non limitatif de la présente invention.

Description des exemples de réalisation

- [0036] Un procédé et un dispositif de prédiction d'une capacité à rouler d'un véhicule à la suite d'un accident ou d'un incident de fonctionnement de l'un de ses organes vont maintenant être décrits dans ce qui va suivre en référence conjointement aux figures 1 à 5. Des mêmes éléments sont identifiés avec des mêmes signes de référence tout au long de la description qui va suivre.
- [0037] L'obtention d'une prédiction d'une capacité à rouler d'un véhicule suite à un accident ou à l'apparition d'un incident de fonctionnement de l'un de ses organes est mise en œuvre par un modèle de prédiction de capacité à rouler de véhicule appris (entraîné) lors d'une phase d'apprentissage automatique, dite d'apprentissage machine (de l'anglais « machine learning »).
- [0038] [Fig.1] illustre schématiquement un environnement pour l'apprentissage d'un modèle de prédiction d'une capacité à rouler de véhicule et pour l'obtention d'une prédiction d'une capacité à rouler d'un premier véhicule 11 accidenté ou dont un de ses organes présente un incident de fonctionnement, selon un exemple de réalisation particulier et non limitatif de la présente invention.
- [0039] L'environnement 1 de la [Fig.1] présente deux parties, à savoir une première partie

101 configurée pour obtenir une prédiction d'une capacité à rouler du premier véhicule 11 et une deuxième partie 102 configurée pour l'apprentissage d'un modèle de prédiction de capacité à rouler de véhicule, lequel modèle est appris à partir de données d'un ensemble de deuxièmes véhicules 12.

- [0040] Le premier véhicule 11 correspond par exemple à un véhicule à moteur thermique, à moteur(s) électrique(s) ou encore un véhicule hybride avec un moteur thermique et un ou plusieurs moteurs électriques. Le premier véhicule 11 correspond ainsi par exemple à un véhicule terrestre, par exemple une automobile, un camion, un car.
- [0041] Chaque deuxième véhicule de l'ensemble 12 correspond avantageusement à un véhicule du même type que le premier véhicule 11.
- [0042] Un processus de prédiction d'une capacité à rouler du premier véhicule 11 est avantageusement mis en œuvre dans un dispositif de calcul, par exemple un ordinateur ou un serveur, par exemple un serveur du « cloud » (ou « nuage » en français). Selon une variante de réalisation, le processus de prédiction est mis en œuvre au moins partiellement par un calculateur du premier véhicule 11.
- [0043] Un tel processus est avantageusement mis en œuvre sous la forme d'une méthode d'apprentissage automatique ou d'apprentissage machine. Une telle méthode d'apprentissage automatique est par exemple mise en œuvre par un réseau de neurones, par exemple un réseau de neurones de type LSTM (Long Short Term Memory) (*Sepp Hochreiter et Jürgen Schmidhuber, Long short-term memory". Neural Computation. 9 (8): 1735 1780.doi:10.1162/neco.1997.9.8. 1735. PMID 9377276*).
- [0044] Un réseau de neurones de type LSTM est constitué de cellules (neurones) interconnectées interagissant non-linéairement. La sortie d'une cellule est une combinaison non linéaire de ses entrées. Le réseau de neurones de type LSTM selon la présente invention est prévu pour fournir une prédiction d'une capacité à rouler du premier véhicule 11.
- [0045] Le processus de prédiction d'une capacité à rouler du premier véhicule 10 est mis en œuvre dans une phase dite de production, une telle phase utilisant un modèle de prédiction de capacité à rouler de véhicule appris dans une phase dite d'apprentissage. La phase d'apprentissage est une phase préalable à la phase de production, le modèle étant appris ou généré lors de cette phase d'apprentissage.
- [0046] Chacune de ces phases comprend une ou plusieurs opérations décrites ci-dessous.
- [0047] La phase d'apprentissage et la phase de production sont par exemple mises en œuvre par un même dispositif distant du premier véhicule 11, par exemple un ordinateur ou un serveur.
- [0048] Selon une variante de réalisation, la phase d'apprentissage est mise en œuvre par un serveur (par exemple un serveur du « cloud » ou un serveur hébergé dans un centre (par exemple un bureau d'étude du constructeur du premier véhicule) adapté pour faire

l'apprentissage) et la phase de production est mise en œuvre par un dispositif différent, par exemple un ordinateur, un autre serveur ou un calculateur du système embarqué du premier véhicule 11.

[0049] Phase d'apprentissage

[0050] L'apprentissage mis en œuvre correspond par exemple à un apprentissage non-supervisé à partir de données associées à un ensemble de deuxièmes véhicules 12, lequel ensemble comprend par exemple quelques dizaines, quelques centaines, des milliers ou des dizaines/centaines de milliers de deuxièmes véhicules 12.

[0051] Selon une variante de réalisation, l'apprentissage mis en œuvre correspond à un apprentissage supervisé à partir des données associées à l'ensemble de deuxièmes véhicules 12.

[0052] L'ensemble de deuxièmes véhicules 12 correspond à un ensemble de véhicules accidentés ou dont au moins un organe a présenté un incident de fonctionnement.

[0053] Dans une première opération de la phase d'apprentissage, des deuxième ensembles E2 de données D représentatives d'états de fonctionnement d'organe de deuxièmes véhicules 12 sont reçus (collectés) à partir d'au moins un système de capteurs embarqué desdits deuxièmes véhicules 12. Les données D de chaque deuxième ensemble E2 sont représentatives d'états de fonctionnement d'organe d'un deuxième véhicule 12 avant et pendant un accident dudit deuxième véhicule 12 ou un incident de l'un de ses organes.

[0054] Les données D collectées (reçues) ou l'une de leur combinaisons représentent des résultats de diagnostics réalisés pour chacun des deuxièmes véhicules 12.

[0055] Par exemple, les données D sont reçues d'un outil de diagnostic 100, par exemple en connectant cet outil 100 à chaque deuxième véhicule 12 via une liaison filaire ou sans fil, par exemple via une liaison de type OBD (de l'anglais « On Board Diagnostics » ou en français « Diagnostic embarqué »).

[0056] Les deuxième ensembles E2 de données D sont avantageusement transmis à une base de données 120 hébergée dans un dispositif distant.

[0057] Ces données D sont par exemple associées à un identifiant du deuxième véhicule 12 qu'elles concernent, un tel identifiant correspondant par exemple au numéro VIN (de l'anglais « Vehicle Identification Number » ou en français « Numéro d'identification du véhicule »). L'identifiant d'un véhicule permet par exemple de déterminer une ou plusieurs informations suivantes : le type de véhicule, le modèle du véhicule, la marque du véhicule et/ou la configuration matérielle et logicielle du véhicule.

[0058] Les données D sont par exemple représentatives de l'état de fonctionnement de capteurs radar ou Lidar (de l'anglais « Light Detection And Ranging », ou « Détection et estimation de la distance par la lumière » en français), d'éléments ou composants du système d'ouverture/fermeture de portières, du système de contrôle de la carrosserie,

du système de freinage, des organes de sécurité du véhicule (frein à main, frein à pied), d'un accéléromètre, du système de contrôle de vitesse moteur et/ou vitesse des roues, du système de contrôle du cap (en anglais « heading ») and direction (en anglais « steering ») du deuxième véhicule 12, du système d'admission du véhicule, du système de liaison du véhicule au sol (les pneus), du système d'éclairage du véhicule, des indicateurs de maintenance, d'un ou plusieurs systèmes ADAS embarqués (de l'anglais « Advanced Driver-Assistance System » ou en français « Système d'aide à la conduite avancé »).

- [0059] Les données des systèmes ADAS utilisées sont des données issues par exemple des systèmes d'aide au freinage et au maintien de la trajectoire, d'aide au freinage d'urgence, d'aide au maintien dans une voie de circulation, de stabilisateur électronique de trajectoire par rapport aux conditions d'adhérence, de détecteur de conditions d'adhérence, d'alerte de franchissement involontaire de ligne, de détection de véhicules présents dans les angles morts, d'alerte de distance de sécurité, de système anticollision.
- [0060] Les données D peuvent comprendre par exemple le kilométrage réel lors d'un diagnostic, l'état de fonctionnement de sondes et d'appareils de mesure et des codes d'erreurs ou de défauts, aussi appelés codes DTC (de l'anglais « Diagnostic Trouble Code » ou en français « Code défaut de diagnostic »), liés à un défaut quelconque d'un organe ou d'un composant.
- [0061] Les données D ci-dessus peuvent également être croisées avec des informations représentatives d'indicateurs de conduite des deuxième véhicules 12.
- [0062] Par exemple, des indicateurs de conduite peuvent représenter des vitesses moyennes de trajet, des écarts types du cap de deuxième véhicule 12, de nombres de données envoyées par unité de temps (par heure), de nombre d'évènement « démarrage » et « arrêt » des deuxième véhicules 12, de vitesses moyennes moteur, ou d'accélération au démarrage.
- [0063] Dans une deuxième opération de la phase d'apprentissage, des groupes GRi de deuxième ensembles E2 de données D sont formés à partir des deuxième ensembles E2, chaque groupe GRi correspondant à un niveau de capacité à rouler de véhicule.
- [0064] Selon une variante, le regroupement est réalisé par partitionnement des deuxième ensembles E2 en un nombre prédéterminé K de groupes (appelé « K-means » en anglais).
- [0065] [Fig.2] illustre schématiquement un regroupement des deuxième ensembles E2 en un nombre prédéterminé K de groupes selon un exemple de réalisation particulier et non limitatif de la présente invention.
- [0066] Selon cet exemple de réalisation, une méthode dite « k-means » est utilisée.
- [0067] La méthode « k-means » regroupe les deuxième ensembles E2 (représentés par des

carrés) en k (ici $k=3$) groupes appelés « clusters » en anglais. Pour cela, chaque deuxième ensemble $E2$ est représenté dans un espace multidimensionnel (ici dans un espace bidimensionnel). Chaque groupe GR_i est représenté dans cet espace par un centroïde C_i (ici une moyenne) dont la valeur initiale est une valeur aléatoire. Sur la [Fig.2], chaque centroïde C_i est représenté par un cercle. Pour chaque deuxième ensemble $E2$ ajouté, une distance D_i est calculée entre un point de l'espace représentant ce deuxième ensemble $E2$ et chaque centroïde C_i . Le deuxième ensemble $E2$ est alors ajouté au groupe GR_i dont la distance D_i est minimale. Le centroïde C_i du groupe C_i dans lequel vient d'être ajouté le deuxième ensemble $E2$ est alors mis à jour en tenant compte du deuxième ensemble $E2$ ajouté.

- [0068] En variante, plusieurs regroupements de deuxièmes ensembles $E2$ sont calculés pour des nombres K différents et l'un de ces regroupements est conservé.
- [0069] Par exemple, le regroupement conservé est celui qui minimise des écarts types entre les deuxièmes ensembles $E2$ des groupes de ce regroupement et le centroïde associé à ces groupes.
- [0070] Dans une troisième opération de la phase d'apprentissage, un modèle 124 de prédiction d'une capacité à rouler du premier véhicule 11 est généré ou entraîné par classification des groupes GR_i de deuxièmes ensembles $E2$ selon des niveaux de capacité à rouler de véhicule. La classification est itérative. A chaque itération, un niveau de capacité à rouler de véhicule est associé à chaque groupe d'ensembles $E2$. Ce niveau de capacité à rouler de véhicule est alors comparé au niveau de capacité à rouler de véhicule associé à ce groupe d'ensemble $E2$ lors de la deuxième opération. Si tous les niveaux de capacité à rouler de véhicule correspondent, ou au moins un nombre prédéterminé d'entre eux, la classification est terminée. Sinon, des paramètres du réseau de neurones sont modifiés et une nouvelle itération de la classification est exécutée.
- [0071] Une telle classification permet d'établir des liens ou des associations entre les données D issues de diagnostics réalisés sur les deuxièmes véhicules et les niveaux de capacité à rouler de véhicule. Une telle classification est avantageusement mise en œuvre par un classificateur 123.
- [0072] Une telle phase d'apprentissage permet ainsi de déterminer un modèle établissant des probabilités sur des niveaux de capacité à rouler de véhicule en fonction de données de diagnostic de ces véhicules.
- [0073] Phase de production
- [0074] Dans une première opération de la phase de production, un premier ensemble $E1$ de données D représentatives d'états de fonctionnement d'organe du premier véhicule 11 avant et pendant un accident ou un incident de fonctionnement de l'un de ses organes, est reçu.

- [0075] Par exemple, les données D du premier ensemble E1 sont reçues (collectées) à partir d'au moins un système de capteurs embarqué du premier véhicule 11.
- [0076] Les données D collectées (reçues) ou l'une de leur combinaisons représentent des résultat de diagnostic(s) réalisé(s) pour le premier véhicule 11. Ces données D sont par exemple obtenues de l'outil de diagnostic 100, par exemple en connectant cet outil 100 au premier véhicule 11 via une liaison filaire ou sans fil, par exemple via une liaison de type OBD.
- [0077] Les données D du premier ensemble E1 sont avantageusement transmises à une base de données 110 hébergée dans un dispositif distant. Ce dispositif distant correspond par exemple à un ordinateur ou à un serveur, différent ou identique du dispositif distant hébergeant la base de données 120.
- [0078] Lorsque la phase de production est mise en œuvre par un calculateur du premier véhicule 11, les premières données sont transmises par l'outil 100 au premier véhicule 11, par exemple via une liaison filaire ou une liaison sans fil de type Wifi® ou Bluetooth®.
- [0079] Dans une deuxième opération de la phase de production, le premier ensemble E1 de premières données D1 est transmis au modèle 124 de prédiction de capacité à rouler de véhicule 124 appris pour alimenter ce dernier. Un classificateur 111, par exemple identique au classificateur 123, met en œuvre une classification du premier ensemble E1 données D sur la base du modèle 124.
- [0080] En sortie de la classification 111 est obtenue une prédiction d'une capacité à rouler du premier véhicule 11 basée sur au moins une probabilité de niveau de capacité à rouler du premier véhicule 11.
- [0081] Par exemple, plusieurs probabilités de niveau de capacité à rouler du premier véhicule 11 sont présentes en sortie de la classification 111, la capacité à rouler prédite est celle qui a la plus forte probabilité.
- [0082] Dans une troisième opération optionnelle du processus, la prédiction de la capacité à rouler du premier véhicule obtenue est affichée.
- [0083] Dans une quatrième opération optionnelle du processus, la prédiction de la capacité à rouler du premier véhicule obtenue est transmise à un dispositif distant.
- [0084] [Fig.3] illustre schématiquement une cellule à mémoire court terme et long terme selon un exemple de réalisation particulier et non limitatif de la présente invention.
- [0085] L'idée associée à un réseau de neurones à mémoire court terme et long terme est que chaque cellule est liée à deux états internes ; l'un dit état caché (h_t) et l'autre dit état de la cellule (o_t) qui joue le rôle de mémoire. Le passage d'un état d'entrée c_{t-1} d'une cellule à un instant temporel (t-1) à un état de sortie c_t à un instant temporel suivant t se fait par transfert à gain constant et égal à 1. De cette façon les erreurs se propagent aux pas antérieurs sans phénomène de disparition de gradient. L'état de la cellule peut

être modifié à travers une porte d'entrée I_t qui autorise ou bloque la mise à jour. De même pour une porte contrôle O_t si l'état de cellule est communiqué en sortie de la cellule. Les cellules peuvent aussi utiliser une porte F_t permettant la remise à zéro de l'état de la cellule.

[0086] Selon un exemple, en considérant les valeurs initiales suivantes : $c_0 = 0$ et $h_0 = 0$, et en considérant une fonction d'activation de ces cellules de type sigmoïde σ et tangente hyperbolique $\tanh$, les états des portes de remise à zéro, de sortie et de mise à jour ainsi que les états caché, de la cellule et de sortie sont donnés par :

$$\begin{aligned}
 [0087] \quad F_t &= \sigma (W_F x_t + U_F h_{t-1} + b_F) \\
 I_t &= \sigma (W_I x_t + U_I h_{t-1} + b_I) \\
 O_t &= \sigma (W_O x_t + U_O h_{t-1} + b_O) \\
 c_t &= F_t o c_{t-1} + I_t o \tanh (W_c x_t + U_c h_{t-1} + b_c) \\
 h_t &= O_t o \tanh (c_t) \\
 o_t &= f (W_o h_t + b_o)
 \end{aligned}$$

[0088] dans lesquelles o est un opérateur symbolisant le produit matriciel de Hadamard (produit terme à terme) et $W_F, U_F, W_I, U_I, W_c, U_c, W_o$ sont des poids (paramètres) et b_F, b_I, b_o, b_c sont des valeurs de décalages (paramètres).

[0089] En variante, d'autres fonctions peuvent être utilisées.

[0090] Lors de la phase d'apprentissage, le réseau de neurones apprend à produire une prédiction de capacité à rouler de véhicule à partir de deuxièmes ensembles E2 de données D.

[0091] Un algorithme d'apprentissage classique de réseau de neurones est alors utilisé pour l'apprentissage. Le principe de cet algorithme d'apprentissage est que le réseau de neurones apprend les valeurs des paramètres des cellules par rétropropagation du gradient de l'erreur c'est-à-dire que l'algorithme calcule progressivement les valeurs des paramètres de manière à minimiser une fonction de coût pour chacune des cellules à mémoire court terme et long terme en partant des sorties du réseau de neurones.

[0092] Selon un exemple de réalisation particulier et non limitatif, la fonction de coût est une fonction de précision donnée par :

$$[0093] \quad accuracy = \frac{vrais\ positifs + vrais\ négatifs}{vrais\ positifs + faux\ positifs + vrais\ négatifs + faux\ négatifs}$$

[0094] Selon un exemple de réalisation particulier et non limitatif, la fonction de coût est une fonction de type F1 donnée par :

$$[0095] \quad F1\ score = 2 * \frac{Precision * Rappel}{Précision + Rappel}$$

[0096] Cette fonction de coût peut être minimisée en utilisant un algorithme classique de descente de gradient tel que l'algorithme supervisé ADAM de descente de gradient (Kingma & Ba (2015) Adam: A Method for Stochastic Optimization. Proceedings of the

International Conference for Learning Representations, San Diego(ICLR)).

- [0097] Lors de la phase de production, le réseau de neurones est identique au réseau de neurones en phase d'apprentissage, excepté que l'entrée du réseau de neurones n'est plus alimentée par des deuxièmes ensembles E2 mais par un premier ensemble E1 de données D. Le réseau de neurones est alors capable de reproduire une prédiction d'une capacité à rouler du premier véhicule 11 qui correspond à un niveau de capacité à rouler de véhicule associé au groupe GRi auquel appartient le premier ensemble E1 de données D .
- [0098] Selon une variante, le réseau de neurones de type LSTM comporte une seule cellule.
- [0099] En variante, le réseau de neurones de type LSTM comporte plusieurs cellules.
- [0100] Selon un exemple de réalisation particulier et non limitatif, le réseau de neurones est mémorisé dans une mémoire ou une base de données du premier véhicule 11.
- [0101] [Fig.4] illustre schématiquement un dispositif 4 configuré pour prédire une capacité à rouler d'un premier véhicule 11 à la suite d'un accident ou d'un incident de fonctionnement de l'un de ses organes, selon un exemple de réalisation particulier et non limitatif de la présente invention.
- [0102] Un tel dispositif 4 est configuré pour la mise en œuvre de la phase d'apprentissage et de la phase de production d'une méthode d'apprentissage machine.
- [0103] Le dispositif 4 est par exemple configuré pour la mise en œuvre des opérations décrites en regard des figures 1, 2, et 3 et/ou des étapes du procédé décrit en regard de la [Fig.5]. Des exemples d'un tel dispositif 4 comprennent, sans y être limités, un ordinateur, un ordinateur portable, un serveur, un téléphone portable, une tablette ou encore un équipement électronique embarqué tel qu'un ordinateur de bord d'un véhicule ou un calculateur électronique tel qu'une UCE (« Unité de Commande Electronique. Les éléments du dispositif 4, individuellement ou en combinaison, peuvent être intégrés dans un unique circuit intégré, dans plusieurs circuits intégrés, et/ou dans des composants discrets. Le dispositif 4 peut être réalisé sous la forme de circuits électroniques ou de modules logiciels (ou informatiques) ou encore d'une combinaison de circuits électroniques et de modules logiciels.
- [0104] Le dispositif 4 comprend un (ou plusieurs) processeur(s) 40 configurés pour exécuter des instructions pour la réalisation des étapes du procédé et/ou pour l'exécution des instructions du ou des logiciels embarqués dans le dispositif 4. Le processeur 40 peut inclure de la mémoire intégrée, une interface d'entrée/sortie, et différents circuits connus de l'homme du métier. Le dispositif 4 comprend en outre au moins une mémoire 41 correspondant par exemple à une mémoire volatile et/ou non volatile et/ou comprend un dispositif de stockage mémoire qui peut comprendre de la mémoire volatile et/ou non volatile, telle que EEPROM, ROM, PROM, RAM, DRAM, SRAM, flash, disque magnétique ou optique.

- [0105] Le code informatique du ou des logiciels embarqués comprenant les instructions à charger et exécuter par le processeur est par exemple stocké sur la mémoire 41.
- [0106] Selon un exemple de réalisation particulier et non limitatif, le dispositif 4 comprend un bloc 42 d'éléments d'interface pour communiquer avec des dispositifs externes, par exemple un serveur distant ou le « cloud », d'autres nœuds du réseau ad hoc. Les éléments d'interface du bloc 42 comprennent une ou plusieurs des interfaces suivantes :
- [0107] - interface radiofréquence RF, par exemple de type Wi-Fi® (selon IEEE 802.11), par exemple dans les bandes de fréquence à 2,4 ou 5 GHz, ou de type Bluetooth® (selon IEEE 802.15.1), dans la bande de fréquence à 2,4 GHz, ou de type Sigfox utilisant une technologie radio UBN (de l'anglais Ultra Narrow Band, en français bande ultra étroite), ou LoRa dans la bande de fréquence 868 MHz, LTE (de l'anglais « Long-Term Evolution » ou en français « Evolution à long terme »), LTE-Advanced (ou en français LTE-avancé) ;
- [0108] - interface USB (de l'anglais « Universal Serial Bus » ou « Bus Universel en Série » en français) ;
- [0109] - interface HDMI (de l'anglais « High Definition Multimedia Interface », ou « Interface Multimedia Haute Definition » en français) ;
- [0110] - interface LIN (de l'anglais « Local Interconnect Network », ou en français « Réseau interconnecté local »).
- [0111] Selon un autre exemple de réalisation particulier et non limitatif, le dispositif 4 comprend une interface de communication 43 qui permet d'établir une communication avec d'autres dispositifs (tels que d'autres calculateurs du système embarqué) via un canal de communication 430. L'interface de communication 43 correspond par exemple à un transmetteur configuré pour transmettre et recevoir des informations et/ou des données via le canal de communication 430. L'interface de communication 43 correspond par exemple à un réseau filaire de type CAN (de l'anglais « Controller Area Network » ou en français « Réseau de contrôleurs »), CAN FD (de l'anglais « Controller Area Network Flexible Data-Rate » ou en français « Réseau de contrôleurs à débit de données flexible »), FlexRay (standardisé par la norme ISO 17458) ou Ethernet (standardisé par la norme ISO/IEC 802-3).
- [0112] Selon un exemple de réalisation particulier et non limitatif, le dispositif 4 peut fournir des signaux de sortie à un ou plusieurs dispositifs externes, tels qu'un écran d'affichage, tactile ou non, un ou des haut-parleurs et/ou d'autres périphériques (système de projection) via des interfaces de sortie respectives.
- [0113] [Fig.5] illustre un organigramme des différentes étapes d'un procédé de prédiction d'une capacité à rouler d'un premier véhicule à la suite d'un accident ou d'un incident de fonctionnement de l'un de ses organes, selon un exemple de réalisation particulier et

non limitatif de la présente invention. Le procédé est par exemple mis en œuvre par un dispositif de type ordinateur ou serveur ou par le dispositif 4 de la [Fig.4].

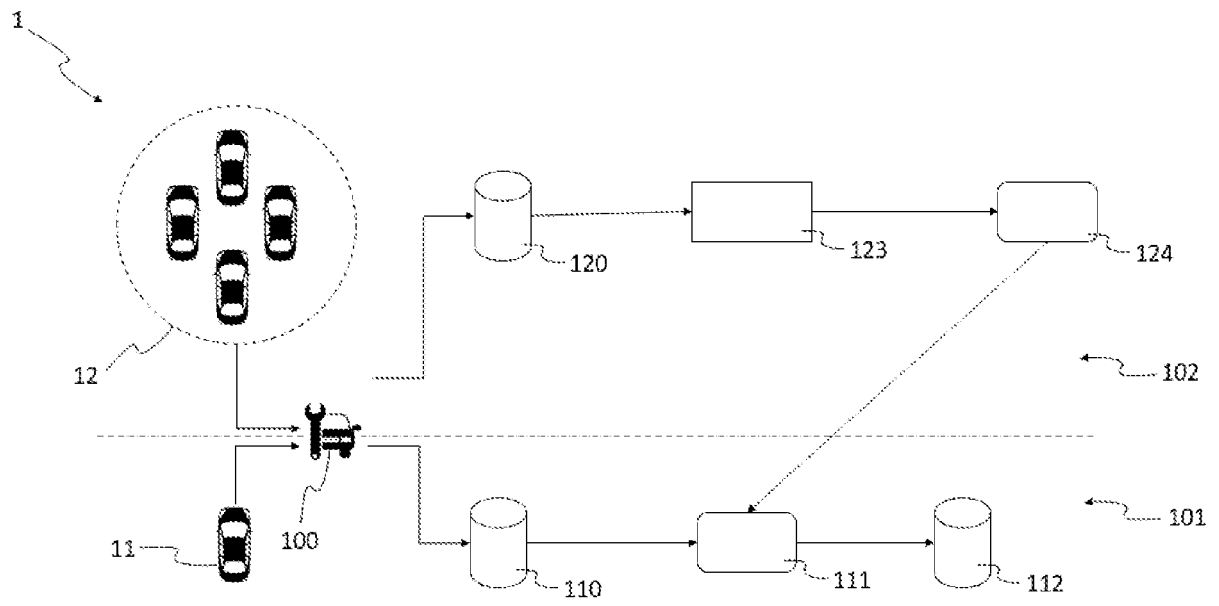
- [0114] Dans une première étape 51, un modèle de prédiction de capacité à rouler de véhicule est appris (entraîné) à partir de deuxièmes ensembles E2 de données D représentatives d'états de fonctionnement d'organe de deuxièmes véhicules 12 avant et pendant un accident des deuxièmes véhicules 12 ou d'incident de fonctionnement d'organe desdits deuxièmes véhicules 12, et à partir de niveaux de capacité à rouler de véhicule.
- [0115] Selon un mode de réalisation, l'étape 51 comporte des sous-étapes 511-513.
- [0116] Dans la sous-étape 511, les deuxièmes ensembles E2 de données D sont reçus (collectées) à partir d'au moins un système de capteurs embarqué desdits deuxièmes véhicules 12.
- [0117] Dans la sous-étape 512, les deuxièmes ensembles E2 de données D sont regroupés en différents groupes de deuxièmes ensembles E2, chaque groupe de deuxièmes ensembles E2 correspondant à un niveau de capacité à rouler de véhicule.
- [0118] Dans la sous-étape 513, un modèle de prédiction de capacité à rouler de véhicule est appris par classification des groupes GRi de deuxièmes ensembles E2 de premières données D1 selon des niveaux de capacité à rouler de véhicule.
- [0119] Dans une deuxième étape 52, un premier ensemble E1 de données D représentatives d'états de fonctionnement d'organe du premier véhicule 11 avant et pendant l'accident ou l'incident de fonctionnement de l'un de ses organes est reçu.
- [0120] Dans une troisième étape 53, une prédiction d'une capacité à rouler du premier véhicule 11 est obtenue en alimentant le modèle de prédiction de capacité à rouler de véhicule appris avec ledit premier ensemble E1 de données D.
- [0121] Dans une quatrième étape 54 optionnelle, la prédiction de la capacité à rouler du premier véhicule obtenue est affichée.
- [0122] Dans une cinquième étape 55 optionnelle, la prédiction de la capacité à rouler du premier véhicule obtenue est transmise à un dispositif distant.
- [0123] Selon une variante, les variantes et exemples des opérations décrits en relation avec les figures 1, 2 et 3 s'appliquent aux étapes du procédé de la [Fig.5].
- [0124] Bien entendu, la présente invention ne se limite pas aux exemples de réalisation décrits ci-avant mais s'étend à un procédé de prédiction d'une capacité à rouler d'un premier véhicule, qui inclurait des étapes secondaires sans pour cela sortir de la portée de la présente invention. Il en serait de même d'un dispositif configuré pour la mise en œuvre d'un tel procédé.
- [0125] La présente invention concerne également un véhicule, par exemple automobile comprenant le dispositif de la [Fig.4].

Revendications

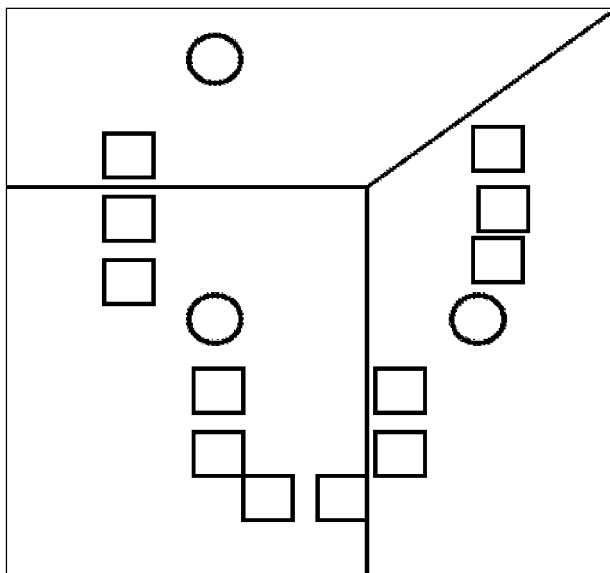
- [Revendication 1] Procédé de prédiction d'une capacité à rouler d'un premier véhicule à la suite d'un accident ou d'un incident de fonctionnement de l'un de ses organes, ledit procédé étant mis en œuvre par au moins un processeur et comprenant les étapes suivantes :
- apprentissage (51) d'un modèle de prédiction de capacité à rouler de véhicule à partir de groupes de deuxièmes ensembles (E2) de données (D) représentatives d'états de fonctionnement d'organe de deuxièmes véhicules avant et pendant un accident desdits deuxièmes véhicules ou un incident de fonctionnement de l'un de leurs organes, et à partir de niveaux de capacité à rouler de véhicule ;
 - réception (52) d'un premier ensemble (E1) de données (D) représentatives d'états de fonctionnement d'organe du premier véhicule avant et pendant l'accident ou l'incident de fonctionnement de l'un de ses organes, ledit premier ensemble de données étant reçues à partir d'au moins un système de capteurs embarqué du premier véhicule ;
 - obtention (53) d'une prédiction d'une capacité à rouler du premier véhicule en alimentant le modèle de prédiction de capacité à rouler de véhicule appris avec ledit premier ensemble (E1) de données.
- [Revendication 2] Procédé selon la revendication 1, dans lequel l'étape d'apprentissage (51) comprend les sous-étapes suivantes :
- réception (511) desdits deuxièmes ensembles (E2) de données (D) à partir d'au moins un système de capteurs embarqués desdits deuxièmes véhicules ;
 - regroupement (512) desdits deuxièmes ensembles de données en différents groupes (GRi) de deuxièmes ensembles (E2) de données, chaque groupe (GRi) de deuxièmes ensembles de données correspondant à un niveau de capacité à rouler de véhicule ; et
 - génération (513) dudit modèle de prédiction de capacité à rouler de véhicule par classification desdits groupes de deuxièmes ensembles de données selon des niveaux de capacité à rouler de véhicule.
- [Revendication 3] Procédé selon la revendication 1 ou 2, qui comporte en outre une étape (54) d'affichage de la prédiction de la capacité à rouler du premier véhicule.
- [Revendication 4] Procédé selon la revendication 1 ou 2, dans lequel lesdites données représentent des résultats de diagnostics réalisés pour un véhicule.
- [Revendication 5] Procédé selon l'une des revendications 1 à 4, dans lequel le modèle de

- prédiction de capacité à rouler de véhicule est un réseau de neurones.
- [Revendication 6] Procédé selon la revendication 5, dans lequel le réseau de neurones est de type LSTM.
- [Revendication 7] Programme d'ordinateur comportant des instructions pour la mise en œuvre du procédé selon l'une quelconque des revendications précédentes, lorsque ces instructions sont exécutées par un processeur.
- [Revendication 8] Support d'enregistrement lisible par un ordinateur sur lequel est enregistré un programme d'ordinateur comprenant des instructions pour l'exécution des étapes du procédé selon l'une des revendications 1 à 6.
- [Revendication 9] Dispositif comprenant une mémoire associée à au moins un processeur configuré pour la mise en œuvre des étapes du procédé selon l'une quelconque des revendications 1 à 6.
- [Revendication 10] Véhicule comprenant le dispositif selon la revendication 9.

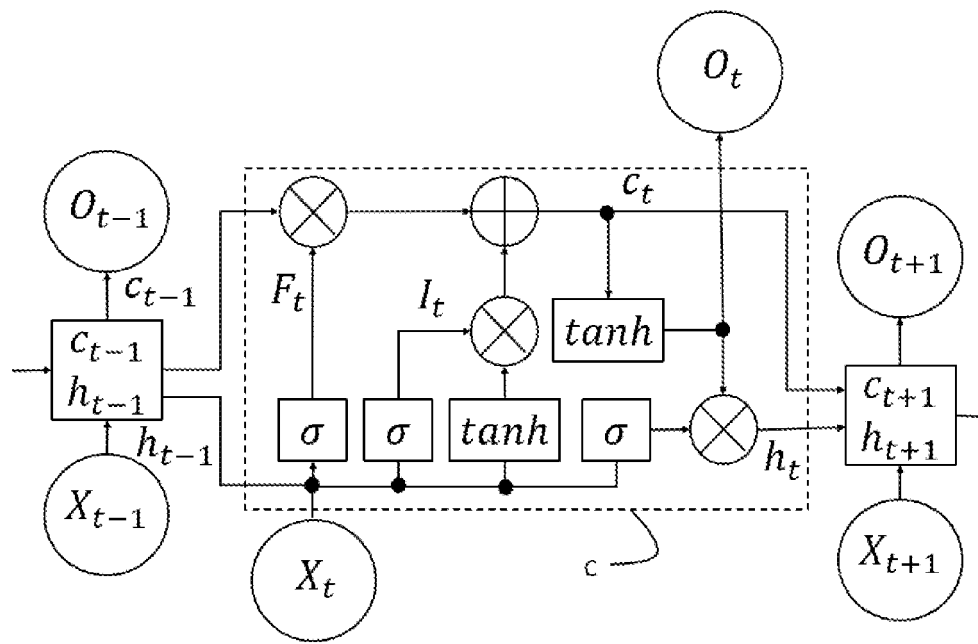
[Fig. 1]



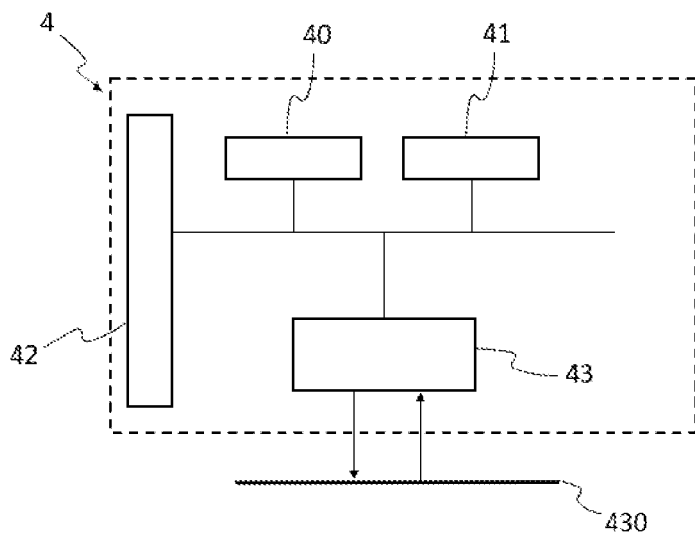
[Fig. 2]



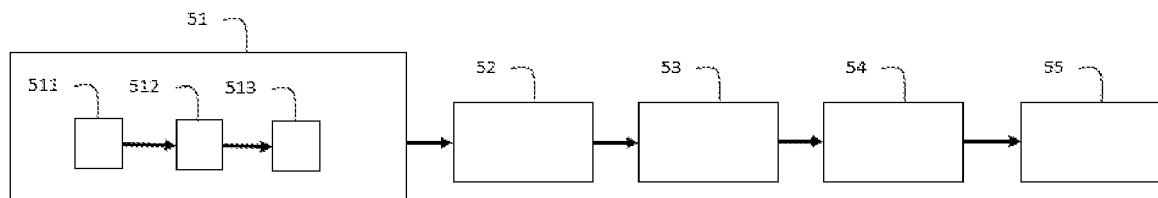
[Fig. 3]



[Fig. 4]



[Fig. 5]



RAPPORT DE RECHERCHE PRÉLIMINAIRE

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

N° d'enregistrement
national

FA 907239
FR 2206071

DOCUMENTS CONSIDÉRÉS COMME PERTINENTS		Revendication(s) concernée(s)	Classement attribué à l'invention par l'INPI
Catégorie	Citation du document avec indication, en cas de besoin, des parties pertinentes		
X	US 2022/092891 A1 (BENGAD ITAY [IL] ET AL) 24 mars 2022 (2022-03-24) * abrégé * * alinéas [0110] - [0117] * -----	1-10	G07C5/08 G06Q40/08 B60W40/12 B60W50/02 G06N3/02 G06N20/00
A	US 2021/016786 A1 (GRIFFITHS ANTHONY PETER [GB] ET AL) 21 janvier 2021 (2021-01-21) * alinéas [0091] - [0097] * * alinéas [0249] - [0307] * -----	1-10	
A	DE 11 2020 001643 T5 (INTEL CORP [US]) 15 juin 2022 (2022-06-15) * alinéas [0413] - [0435] * -----	1-10	
			DOMAINES TECHNIQUES RECHERCHÉS (IPC)
			G07C B60W G05B B05B
Date d'achèvement de la recherche		Examineur	
27 janvier 2023		Pfyffer, Gregor	
CATÉGORIE DES DOCUMENTS CITÉS X : particulièrement pertinent à lui seul Y : particulièrement pertinent en combinaison avec un autre document de la même catégorie A : arrière-plan technologique O : divulgation non-écrite P : document intercalaire T : théorie ou principe à la base de l'invention 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. D : cité dans la demande L : cité pour d'autres raisons & : membre de la même famille, document correspondant			

ANNEXE AU RAPPORT DE RECHERCHE PRÉLIMINAIRE RELATIF A LA DEMANDE DE BREVET FRANÇAIS NO. FR 2206071 FA 907239

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 **27-01-2023**
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
US 2022092891 A1		24-03-2022	EP	3906533 A1		10-11-2021
			IL	284581 A		31-08-2021
			US	2022092891 A1		24-03-2022
			WO	2020141485 A1		09-07-2020

US 2021016786 A1		21-01-2021	EP	3776494 A1		17-02-2021
			EP	3776495 A1		17-02-2021
			US	2021016786 A1		21-01-2021
			US	2021090359 A1		25-03-2021
			WO	2019185657 A1		03-10-2019
			WO	2019185659 A1		03-10-2019

DE 112020001643 T5		15-06-2022	CN	113508066 A		15-10-2021
			CN	113811473 A		17-12-2021
			CN	113811474 A		17-12-2021
			CN	113825689 A		21-12-2021
			DE	112020001642 T5		10-03-2022
			DE	112020001643 T5		15-06-2022
			DE	112020001649 T5		21-04-2022
			DE	112020001663 T5		24-03-2022
			EP	3947080 A1		09-02-2022
			EP	3947081 A1		09-02-2022
			EP	3947094 A1		09-02-2022
			EP	3947095 A1		09-02-2022
			JP	2022524920 A		11-05-2022
			JP	2022524932 A		11-05-2022
			JP	2022525391 A		13-05-2022
			JP	2022525586 A		18-05-2022
			KR	20210134317 A		09-11-2021
			KR	20210134634 A		10-11-2021
			KR	20210134635 A		10-11-2021
			KR	20210134638 A		10-11-2021
			US	2022126863 A1		28-04-2022
			US	2022126864 A1		28-04-2022
			US	2022126878 A1		28-04-2022
			US	2022161815 A1		26-05-2022
			WO	2020205597 A1		08-10-2020
			WO	2020205629 A1		08-10-2020
			WO	2020205648 A1		08-10-2020
			WO	2020205655 A1		08-10-2020
