

19 RÉPUBLIQUE FRANÇAISE  
INSTITUT NATIONAL  
DE LA PROPRIÉTÉ INDUSTRIELLE  
COURBEVOIE

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

3 131 407

21 N° d'enregistrement national : 21 14547

51 Int Cl<sup>8</sup> : G 06 F 30/27 (2022.01), G 01 C 21/00, G 06 Q 50/30

12

## DEMANDE DE BREVET D'INVENTION

A1

22 Date de dépôt : 27.12.21.

30 Priorité :

43 Date de mise à la disposition du public de la  
demande : 30.06.23 Bulletin 23/26.

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) : THALES Société anonyme — FR.

72 Inventeur(s) : ADDAD Boussad, DUQUEROIE Ber-  
trand et KODJABACHIAN Jérôme.

73 Titulaire(s) : THALES Société anonyme.

74 Mandataire(s) : Lavoix.

54 Procédé de caractérisation du déplacement d'entités mobiles et produit programme d'ordinateur associé.

57 Procédé de caractérisation du déplacement d'entités  
mobiles et produit programme d'ordinateur associé

Le présente invention concerne un procédé (100) de caractérisation du déplacement d'entités mobiles, telles que des piétons, sur des zones d'un environnement. Le procédé (100) comprend une phase d'apprentissage (110) comportant la réception (121), (122) d'une matrice d'adjacence et d'une base de données comprenant, pour plusieurs instants successifs, des couples de données. La phase d'apprentissage comporte en outre l'entraînement d'un modèle en fonction de la base de données et de la matrice d'adjacence, le modèle fournissant, à partir d'un nombre d'entité(s) dans chaque zone, un jeu respectif de paramètre(s) caractérisant le déplacement des entités dans l'environnement.

Le procédé comprend en outre une phase d'exploitation (120) comprenant la réception (131), pour chaque zone, d'un nombre d'entité(s) mobile(s), et l'application (134), au nombre d'entité(s) mobile(s) reçu pour chaque zone, du modèle entraîné pour obtenir un jeu respectif de paramètre(s) caractérisant le déplacement des entités mobiles et associé auxdits nombres d'entité(s) mobile(s).

Figure pour l'abrégé: Figure 3

FR 3 131 407 - A1



## Description

### **Titre de l'invention : Procédé de caractérisation du déplacement d'entités mobiles et produit programme d'ordinateur associé**

- [0001] La présente invention concerne un procédé de caractérisation du déplacement d'entités mobiles dans un environnement.
- [0002] La présente invention a également pour objet un produit programme d'ordinateur comportant des instructions logicielles propres à mettre en œuvre un tel procédé de caractérisation.
- [0003] La présente invention concerne le domaine des déplacements d'entités mobiles dans un environnement prédéterminé.
- [0004] On entend par « entités mobiles » des choses, ou des êtres, propres à se mouvoir dans l'environnement. Par exemple, les entités mobiles sont des piétons, des cyclistes, des motocyclistes, des conducteurs automobiles, des robots, des drones, ou encore des animaux.
- [0005] On entend par « environnement » un espace, par exemple prédéfini, dans lequel les entités mobiles sont propres à se déplacer. A titre d'exemple, l'environnement est un hall de gare, un aéroport, un hall de métro, un parking, ou une forêt.
- [0006] Dans le domaine de la caractérisation du déplacement d'entités mobiles dans un environnement, il est connu d'avoir recours à un simulateur pour prédire un scénario de l'évolution des déplacements des entités mobiles dans l'environnement. Pour effectuer une telle simulation du déplacement des entités mobiles dans l'environnement, il est néanmoins requis de calibrer le simulateur afin que le scénario prédit soit le plus réaliste possible. Le calibrage du simulateur est par exemple effectué à partir d'un jeu de paramètres caractérisant le déplacement des entités mobiles dans l'environnement.
- [0007] La détermination de ce jeu de paramètres est particulièrement complexe puisque ces paramètres varient généralement au cours du temps et selon les situations. En outre, si le jeu de paramètres n'est pas bien défini, le scénario prédit par le simulateur est irréaliste. Dans un tel cas, le scénario prédit est inexploitable.
- [0008] On connaît de l'article « *Density-based evolutionary framework for crowd model calibration* » de J. Zhong, N. Hu, W. Cai, M. Lees, et L.B. Luo une méthode de détermination d'un jeu de paramètres de calibrage d'un simulateur et l'utilisation du simulateur pour caractériser le déplacement d'entités mobiles. La méthode dudit article utilise des algorithmes évolutionnistes dans une démarche d'optimisation de coefficients d'un modèle pour approcher le comportement réel d'une foule.
- [0009] Cette méthode nécessite toutefois une connaissance d'un modèle préalable propre à fournir un jeu de paramètres acceptable. En outre, cette méthode requiert un nombre

important de simulations, par le simulateur, pour faire converger les algorithmes évolutionnistes vers une solution satisfaisante permettant de générer, par la suite, un bon jeu de paramètres de calibrage.

- [0010] Ainsi, la méthode de l'art est parfois trop complexe et/ou trop lente à exploiter.
- [0011] Il existe donc un besoin de simplifier et de rendre plus rapide la caractérisation du déplacement d'entités mobiles dans l'environnement.
- [0012] Pour cela, l'invention propose un procédé de caractérisation du déplacement d'entités mobiles dans un environnement, plus simple et plus rapide à exploiter.
- [0013] A cet effet, l'invention a pour objet un procédé de caractérisation du déplacement d'entités mobiles, telles que des piétons, sur des zones d'un environnement, le procédé comprenant une phase d'apprentissage comportant les étapes suivantes mises en œuvre par un ordinateur :
- [0014] - réception d'une matrice d'adjacence indiquant les déplacements possibles entre deux zones adjacentes,
- [0015] - réception d'une base de données comprenant, pour chacun d'une pluralité d'instant successifs, un couple de données, chaque couple de données comprenant un nombre d'entité(s) mobile(s) dans chaque zone et un jeu de paramètre(s) caractérisant le déplacement des entités mobiles dans l'environnement,
- [0016] - entraînement d'un modèle en fonction de la base de données et de la matrice d'adjacence, le modèle étant configuré pour fournir, à partir d'un nombre d'entité(s) mobile(s) dans chaque zone, un jeu respectif de paramètre(s) caractérisant le déplacement des entités mobiles dans l'environnement,
- [0017] le procédé comprenant en outre une phase d'exploitation comprenant les étapes suivantes :
- [0018] - réception, pour chaque zone, d'un nombre d'entité(s) mobile(s), et
- [0019] - application, au nombre d'entité(s) mobile(s) reçu pour chaque zone, du modèle entraîné pour obtenir un jeu respectif de paramètre(s) caractérisant le déplacement des entités mobiles dans l'environnement et associé auxdits nombres d'entité(s) mobile(s).
- [0020] Suivant des modes de réalisation particuliers, le procédé comprend une ou plusieurs des caractéristiques suivantes, prise(s) isolément ou suivant toutes les combinaisons techniquement possibles :
- [0021] - le procédé comprend en outre, lors de la phase d'exploitation, les étapes suivantes :
- [0022] - détection d'une anomalie dans le jeu de paramètre(s) obtenu, et
- [0023] - si l'anomalie est détectée dans le jeu de paramètre(s), mise en œuvre d'une action de correction dans l'environnement ;
- [0024] - le procédé comprend, lors de la phase d'exploitation, une étape de prédiction des déplacements des entités mobiles dans l'environnement, à partir du jeu de paramètre(s) obtenu, pour obtenir un scénario prédit ;

- [0025] - le procédé comprend en outre, suite à l'étape de prédiction, les étapes suivantes :
- [0026] - détection d'une anomalie prédite à partir du scénario prédit, et
- [0027] - si l'anomalie prédite est détectée, mise en œuvre d'une action de correction dans l'environnement ;
- [0028] - lors de la phase d'exploitation, l'étape de réception comprend les sous-étapes suivantes :
- [0029] - obtention d'informations sur les entités mobiles dans l'environnement depuis au moins un capteur, et
- [0030] - pour chaque zone, détermination du nombre d'entité(s) mobile(s) dans la zone par traitement des informations obtenues ;
- [0031] - l'étape d'entraînement comprend les sous-étapes suivantes :
- [0032] - pour chaque zone, calcul, sur une fenêtre temporelle glissante d'instant successifs, d'un nombre moyen d'entité(s) mobile(s) de la zone,
- [0033] - calcul d'au moins un jeu de paramètre(s) moyenné(s), sur la fenêtre temporelle glissante, à partir du jeu de paramètre(s) caractérisant le déplacement des entités mobiles dans l'environnement,
- [0034] - application, au modèle, d'un algorithme d'apprentissage supervisé à partir du nombre moyen d'entité(s) mobile(s) dans chaque zone, de l'au moins un jeu de paramètre(s) moyenné(s) et de la matrice d'adjacence ;
- [0035] - le procédé comprend en outre, entre la sous-étape de calcul d'au moins un jeu de paramètre(s) moyenné(s) et la sous-étape d'application, une sous-étape de normalisation du nombre moyen d'entité(s) mobile(s) de chaque zone pour obtenir un vecteur normalisé de nombre d'entité(s) mobile(s) dont une norme algébrique est de préférence égale à un,
- [0036] lors de l'étape d'application, l'algorithme d'apprentissage est appliqué au modèle à partir du vecteur normalisé, de l'au moins un jeu de paramètre(s) moyenné(s) et de la matrice d'adjacence ;
- [0037] - le jeu respectif de paramètre(s) obtenu lors de la phase d'exploitation comprend au moins un paramètre choisi dans un groupe consistant en :
- [0038] - une vitesse moyenne des entités mobiles dans l'environnement,
- [0039] - un débit maximal d'entités mobiles en un ou plusieurs points de l'environnement,
- [0040] - un débit moyen d'entités mobiles en un ou plusieurs points de l'environnement,
- [0041] - une fréquence d'arrivée aux abords de l'environnement, de véhicules de transport,
- [0042] - pour au moins un premier et un deuxième points de l'environnement, une proportion des piétons au deuxième point qui sont précédemment passés par le premier point, et
- [0043] - pour au moins un premier point de l'environnement, un deuxième point de l'environnement et au moins un chemin entre les premier et deuxième points, une

proportion de piétons empruntant ledit chemin parmi les piétons allant du premier au deuxième point ;

[0044] - Les zones sont numérotés,

[0045] la matrice d'adjacence comprenant une pluralité de lignes, une pluralité de colonnes, et un coefficient pour chaque ligne et chaque colonne,

[0046] chaque coefficient étant égal à une valeur prédéfinie si un déplacement est possible depuis la zone dont le numéro est égal à la colonne du coefficient, vers la zone dont le numéro est égal à la ligne du coefficient ;

[0047] La présente invention concerne également un produit programme d'ordinateur comportant des instructions logicielles qui, lorsqu'elles sont exécutées par un ordinateur, mettent en œuvre un tel procédé de caractérisation.

[0048] D'autres caractéristiques et avantages de l'invention apparaîtront à la lecture de la description qui suit, de modes de réalisation de l'invention, donnés à titre d'exemple uniquement et en référence aux dessins annexés sur lesquels :

[0049] [Fig.1], la [Fig.1] est une vue schématique d'un environnement dans lequel des entités mobiles sont propres à se déplacer,

[0050] [Fig.2], la [Fig.2] est une vue schématique d'un calculateur propre à mettre en œuvre un procédé de caractérisation selon l'invention, et

[0051] [Fig.3], la [Fig.3] est un organigramme du procédé de caractérisation mis en œuvre par le calculateur de la [Fig.2].

[0052] En référence à la [Fig.1], on décrit un environnement 10 comprenant une pluralité de zones  $Z_i$  dans lesquelles des entités mobiles, tels que des piétons, sont susceptibles de se déplacer.

[0053] Dans la suite de la description les entités mobiles seront considérées être des piétons sans perte de généralité. Les éléments décrits ci-après sont en effet applicables à d'autres entités mobiles telles que des cyclistes, des motocyclistes, des conducteurs automobiles, des robots, des drones, ou encore des animaux.

[0054] A titre d'exemple, l'environnement 10 est un hall de gare ou une station de métro.

[0055] Dans l'exemple illustré sur la [Fig.1], l'environnement 10 comprend treize zones respectivement nommées  $Z_1$  à  $Z_{13}$ . Le déplacement des piétons dans les zones  $Z_i$  est par exemple libre. Autrement dit, les piétons sont propres à se déplacer depuis n'importe quelle première zone  $Z_i$  vers chaque deuxième zone  $Z_j$  adjacente.

[0056] Par exemple, sur la [Fig.1], les zones  $Z_1$ ,  $Z_3$ ,  $Z_7$  correspondent à des entrées de l'environnement 10. Dans ce même exemple, les zones  $Z_5$  et  $Z_6$  correspondent à des quais de train ou de métro par lesquels les piétons sont obligés de passer pour entrer dans le train ou le métro. Il est clair que des zones de congestions sont susceptibles d'apparaître.

[0057] L'environnement 10 comprend en outre au moins un capteur propre à obtenir les in-

formations sur les piétons dans l'environnement 10, et préférentiellement dans les zones  $Z_i$ . Optionnellement, l'au moins un capteur comprend une pluralité de caméras, chacune pointée vers une ou plusieurs zones  $Z_i$  et propre à obtenir des images des piétons dans la ou lesdites zones  $Z_i$ .

- [0058] Sur la [Fig.2], un calculateur 20 est représenté.
- [0059] Le calculateur 20 est de préférence un ordinateur.
- [0060] Plus généralement, le calculateur 20 est un calculateur électronique propre à manipuler et/ou transformer des données représentées comme des quantités électroniques ou physiques dans des registres du calculateur 20 et/ou des mémoires, en d'autres données similaires correspondant à des données physiques dans des mémoires, des registres ou d'autres types de dispositifs d'affichage, de transmission ou de mémorisation.
- [0061] Comme représenté sur la [Fig.2], le calculateur 20 comprend une unité d'affichage 22 et une unité de traitement de données 24.
- [0062] L'unité d'affichage 22 est par exemple un moniteur d'ordinateur connecté à l'unité de traitement 24. L'unité d'affichage 22 est propre à afficher, à destination d'un utilisateur, des informations issues de l'unité de traitement 24.
- [0063] L'unité de traitement 24 est connectée à l'unité d'affichage 22 et comprend un processeur 26 et une mémoire 28. L'unité de traitement 24 est par exemple connectée au(x) capteur(s) décrit(s) précédemment. La mémoire 28 stocke préférentiellement un produit programme d'ordinateur 30 comportant des instructions logicielles qui, lorsqu'elles sont exécutées par le processeur 26, mettent en œuvre un procédé 100 de caractérisation du déplacement de piétons dans l'environnement 10.
- [0064] Alternativement, le produit programme d'ordinateur est stocké sur un support d'information non représenté. Le support d'information est un support lisible par le calculateur 20, usuellement par l'unité de traitement 24. Le support lisible d'information est un medium adapté à mémoriser les instructions électroniques et capable d'être couplé à un bus d'un système informatique.
- [0065] A titre d'exemple, le support d'information est une disquette ou un disque souple (de la dénomination anglaise « *floppy disc* »), un disque optique, un CD-ROM, un disque magnéto-optique, une mémoire ROM, une mémoire RAM, une mémoire EPROM, une mémoire EEPROM, une carte magnétique, une carte optique ou une clé USB.
- [0066] Le fonctionnement du calculateur 20 va maintenant être décrit en référence à la [Fig.3] représentant un organigramme de différentes phases du procédé 100 de caractérisation du déplacement des piétons.
- [0067] Le procédé 100 comprend une phase d'apprentissage 110 et une phase d'exploitation 120.
- [0068] La phase d'apprentissage 110 est par exemple mise en œuvre préalablement à une

mise en œuvre de la phase d'exploitation 120 dans l'environnement 10.

[0069] La phase d'apprentissage 110 vise à effectuer un apprentissage machine (de l'anglais *machine learning*) d'un modèle à partir de données dites labélisées qui sont des couples de données comprenant chacune des données d'entrée du modèle et les données de sortie correspondantes. L'apprentissage a donc pour but de modifier le modèle pour qu'il fournisse lorsqu'il reçoit les données d'entrée d'un couple de données, les données de sortie associées dans les données labélisées.

[0070] La phase d'apprentissage 110 comprend une première étape 121 de réception d'une matrice d'adjacence A indiquant les déplacements possibles entre deux zones adjacentes. Dans l'exemple précité dans lequel le déplacement entre les zones est libre, la matrice d'adjacence A indique pour chaque zone  $Z_i$  les autres zones  $Z_j$  qui lui sont adjacentes, c'est-à-dire contigües. Préférentiellement, les zones  $Z_i$  sont numérotées et la matrice d'adjacence A est une matrice carrée comprenant pour chaque zone  $Z_i$ , une ligne et une colonne. Dans cet exemple, pour chaque ligne i et pour chaque colonne j, la matrice d'adjacence A comprend un coefficient  $A_{i,j}$  égal à un si les zones  $Z_i$  et  $Z_j$  sont adjacentes, ou égal à zéro si les zones  $Z_i$  et  $Z_j$  ne sont pas adjacentes.

[0071] Dans l'environnement 10 représenté sur la [Fig.1], la matrice d'adjacence A est la suivante :

[0072] [Math.1]

$$A = \begin{pmatrix} 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 1 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 1 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 1 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \end{pmatrix}$$

[0073] On remarque que la matrice d'adjacence A est alors une matrice symétrique puisque, si une première zone  $Z_i$  est adjacente à une deuxième zone  $Z_j$ , alors la deuxième zone  $Z_j$  est également adjacente à la première zone  $Z_i$ .

[0074] Selon une variante de réalisation, les déplacements entre les zones sont contraints. Autrement dit, depuis au moins une zone  $Z_i$ , les piétons sont propres à se déplacer vers uniquement une partie des zones  $Z_j$  adjacentes à ladite zone  $Z_i$ .

- [0075] Un tel cas est par exemple observable si l'environnement 10 est un aéroport. Il n'est en effet plus possible de revenir en arrière après le passage des douanes.
- [0076] Ainsi, la matrice d'adjacence  $A$  n'est pas symétrique. Dans l'exemple précité, le coefficient  $A_{i,j}$  correspondant au passage d'une première zone  $Z_i$  située avant les douanes, vers une deuxième zone  $Z_j$  située après les douanes, est égal un. Dans ce même exemple, le coefficient  $A_{j,i}$  correspondant au passage inverse est égal à zéro.
- [0077] Puis, la phase d'apprentissage 110 comprend une deuxième étape 122 de réception d'une base de données. La base de données comprend, pour chacun d'une pluralité d'instant successifs,  $T_k$  un couple de données. Chaque couple de données comprend d'une part un nombre de piéton(s) dans chaque zone  $Z_i$ , et d'autre part un jeu de paramètres caractérisant le déplacement des piétons dans l'environnement 10. Les nombres de piéton(s) dans chaque zone sont par exemple regroupés sous la forme d'un vecteur. De manière analogue, le jeu de paramètres forme par exemple un vecteur.
- [0078] Le jeu de paramètres comprend par exemple un ou plusieurs paramètres choisis dans un groupe consistant en :
- [0079] – une vitesse moyenne de déplacement des piétons dans l'environnement 10,
  - un débit maximal de piétons en un ou plusieurs points de l'environnement 10,
  - un débit moyen de piétons en un ou plusieurs points de l'environnement 10,
  - une fréquence d'arrivée aux abords de l'environnement 10, de véhicule(s) de transport, et
  - pour au moins un premier et un deuxième points de l'environnement, une proportion des piétons au deuxième point qui sont précédemment passés par le premier point, et
  - pour au moins un premier point de l'environnement, un deuxième point de l'environnement et au moins un chemin entre les premier et deuxième points, une proportion de piétons empruntant ledit chemin parmi les piétons allant du premier au deuxième point.
- [0080] Puis, la phase d'apprentissage 110 comprend une étape 123 d'entraînement d'un modèle en fonction de la base de données et de la matrice d'adjacence  $A$ . Le modèle est configuré pour fournir, à partir d'un nombre de piéton(s) dans chaque zone  $Z_i$ , un jeu respectif de paramètres caractérisant le déplacement des piétons dans l'environnement 10.
- [0081] Le modèle est par exemple un réseau de neurones. Selon cet exemple, le réseau de neurones comprend une couche d'entrée comportant un neurone pour chaque zone  $Z_i$  de l'environnement 10, une ou plusieurs couches cachées comportant une pluralité de neurones chacune, et une couche de sortie comportant un neurone pour chaque paramètre du jeu de paramètres. En outre, le réseau de neurones comprend des connexions entre chaque neurone d'une couche vers un neurone d'une couche suivante

et, pour chaque connexion, un poids réglable.

- [0082] En particulier, le modèle est préférentiellement un réseau de neurones en graphe (de l'anglais *Graph Neural Network*) ou un réseau convolutionnel en graphe (de l'anglais *Graph Convolutional Network*). De tels réseaux comprennent une pluralité de couches cachées comportant chacune autant de neurones que la couche d'entrée. En outre, ces réseaux sont propres à recevoir la matrice d'adjacence  $A$  et à n'inclure des connexions que pour les déplacements possibles selon la matrice d'adjacence  $A$ . Autrement dit, avec ces réseaux, une connexion entre un premier neurone  $n_i$  d'une couche cachée et un deuxième neurone  $n_j$  de la couche cachée suivante, n'existe qu'à la condition qu'un déplacement entre une première zone respective  $Z_i$  et la deuxième zone respective  $Z_j$  soit possible, selon la matrice d'adjacence  $A$ . Ainsi, les réseaux GNN et GCN comprennent un nombre plus faible de connexions qu'un réseau de neurones profond classique, et par conséquent moins de poids réglables, permettant ainsi d'accélérer l'apprentissage du réseau de neurones et de stabiliser l'apprentissage du réseau de neurones.
- [0083] L'étape d'entraînement 123 comprend optionnellement une première sous-étape de calcul 124, pour chaque zone  $Z_i$ , d'un nombre moyen de piéton(s) dans la zone  $Z_i$ . A cet effet, lors de la première sous-étape de calcul 124, pour chaque zone  $Z_i$ , le nombre moyen de piéton(s) est par exemple calculé sur une fenêtre temporelle glissante. La fenêtre glissante comprend par exemple un nombre  $N$  prédéfini d'instants successifs  $T_k$ . La fenêtre glissante est appliquée aux nombres de piéton(s) des couples de données de la base de données. Le nombre  $N$  prédéfini d'instants successifs  $T_k$  est par exemple égal à cinq, dix, quinze, ou vingt.
- [0084] A titre d'exemple, pour chaque zone  $Z_i$ , un premier nombre moyen est calculé par moyenne des nombres de piéton(s) dans ladite zone  $Z_i$ , pour chacun des  $N$  premiers instants  $(T_k)_{k=1, \dots, N}$  de la base de données. Puis, pour chaque zone  $Z_i$ , un deuxième nombre moyen est calculé par moyenne des nombres de piéton(s) dans ladite zone  $Z_i$ , pour  $N$  instants successifs  $(T_i)_{i=2, \dots, N+1}$  entre la deuxième instant  $T_2$  et le  $N+1$ -ième instant  $T_{N+1}$  de la base de données. Puis, pour chaque zone  $Z_i$ , le calcul est préférentiellement itéré jusqu'à ce que la fenêtre glissante atteigne le dernier instant  $T_D$  pour lequel la base de données comprend un couple de données.
- [0085] On comprend alors que pour un instant  $T_k$  quelconque et pour chaque zone  $Z_i$ , le nombre de piéton(s) de la zone  $Z_i$  contribue à  $N$  nombres moyennés de piéton(s) de ladite zone  $Z_i$ .
- [0086] De manière analogue, l'étape d'entraînement 123 comprend une deuxième sous-étape de calcul 125, d'au moins un jeu de paramètres moyenné sur la fenêtre temporelle glissante. Le calcul du ou de chaque jeu de paramètres moyenné est analogue à celui du nombre moyen de piéton(s) dans chaque zone  $Z_i$ .

- [0087] Préférentiellement, les mêmes fenêtres temporelles glissantes sont appliquées pour le calcul des nombres moyens de piéton(s) dans chaque zone  $Z_i$  lors de la première sous-étape de calcul 124 et pour le calcul des jeux de paramètres moyens lors de la deuxième sous-étape de calcul 125.
- [0088] Optionnellement, les première 124 et deuxième 125 sous-étapes de calcul sont effectuées simultanément par l'unité de traitement 24.
- [0089] L'étape d'entraînement 123 comprend avantageusement une sous-étape 126 de normalisation du nombre moyen de piéton(s) dans chaque zone  $Z_i$ , pour obtenir un vecteur normalisé  $VN$  dont une norme algébrique est de préférence égale à un. La sous-étape de normalisation 126 est également appelée sous-étape de standardisation.
- [0090] La norme algébrique  $\| V \|$  d'un vecteur  $V$  comprenant  $K$  composantes est par exemple définie par l'équation suivante :
- [0091] [Math.2]
- $$\| V \| = \sqrt{V^T V} = \sqrt{\sum_{i=1}^K V_i^2}$$
- [0092] où  $T$  est l'opérateur transposé,
- [0093]  $\sqrt{\quad}$  est la fonction racine carré,
- [0094]  $V_i$  est la  $i$ -ème composante du vecteur  $V$ .
- [0095] A cet effet, pour chaque fenêtre glissante, les nombres moyens de piéton(s) sont par exemple regroupés dans un vecteur moyen  $VM$ . Le vecteur moyen  $VM$  est ensuite normalisé, pour obtenir un vecteur normalisé  $VN$  par exemple selon l'équation suivante :
- [0096] [Math.3]
- $$VN = \frac{1}{\|VM\|} VM$$
- [0097] L'étape d'entraînement comprend optionnellement en outre une sous-étape d'application 127, au modèle, d'un algorithme d'apprentissage supervisé à partir du ou de chaque vecteur normalisé  $VN$ , du ou de chaque jeu de paramètres moyenné et de la matrice d'adjacence  $A$ .
- [0098] L'algorithme d'apprentissage supervisé est par exemple un algorithme de descente de gradient stochastique.
- [0099] Lors de la sous-étape d'application 127, l'algorithme d'apprentissage supervisé modifie les poids du modèle de sorte que, lorsqu'un vecteur normalisé  $VN$  est fourni en entrée du modèle, le modèle fournit en sa sortie un jeu de paramètres le plus proche possible du jeu de paramètres moyenné correspondant audit vecteur normalisé  $VN$ . La matrice d'adjacence  $A$  permet de limiter le nombre de poids à modifier par l'algorithme d'apprentissage supervisé.
- [0100] Après l'étape d'entraînement 123, le modèle est dit entraîné et la phase

d'apprentissage 110 prend fin.

- [0101] La phase d'exploitation 120 est par exemple mise en œuvre à la suite de la phase d'apprentissage 110, ou plusieurs heures, jours, ou mois après la phase d'apprentissage 110.
- [0102] La phase d'exploitation 120 comprend une troisième étape de réception 131 lors de laquelle, pour chaque zone  $Z_i$ , un nombre de piéton(s) dans la zone  $Z_i$  est reçu.
- [0103] Optionnellement, la troisième étape de réception 131 comprend une sous-étape 132 d'obtention d'information(s) depuis l'au moins un capteur présent dans l'environnement 10.
- [0104] Lorsque l'au moins un capteur comprend des caméras, lors de la sous-étape d'obtention 132, les images capturées par les caméras sont obtenues par l'unité de traitement 24.
- [0105] Puis, la troisième étape de réception 131 comprend optionnellement une sous-étape 133 de détermination d'un nombre de piéton(s) dans chaque zone  $Z_i$  par traitement des informations obtenues lors de la sous-étape d'obtention 132.
- [0106] Lorsque les informations sont des images, la détermination du nombre de piéton(s) dans chaque zone  $Z_i$  est par exemple effectuée par application d'un algorithme de traitement d'images connu en soi. Un tel algorithme repose par exemple sur des outils d'intelligence artificielle tels que des modèles issues d'un apprentissage machine. Les images sont alors des données VCA (de l'anglais, *Video Content Analysis*).
- [0107] Puis la phase d'exploitation 120 comprend une étape 134 d'application, au nombre de piéton(s) reçu pour chaque zone  $Z_i$ , du modèle entraîné lors de la phase d'apprentissage 110, pour obtenir un jeu respectif de paramètres caractérisant le déplacement des piétons dans l'environnement 10.
- [0108] Le jeu de paramètres obtenu lors de l'étape d'application 134 dépend alors des nombres de piéton(s) reçus.
- [0109] Optionnellement, la phase d'exploitation 120 comprend une première étape 135 de détection d'une anomalie dans le jeu de paramètres. L'anomalie est par exemple le fait que l'un des paramètres du jeu de paramètres dépasse un seuil prédéfini.
- [0110] Par exemple, lorsque le jeu de paramètres comprend la vitesse moyenne des piétons dans l'environnement 10, si la vitesse moyenne est supérieure à une première valeur prédéfinie telle que 10km/h, alors une anomalie est détectée indiquant que les piétons courent au lieu de marcher. Une telle anomalie est par exemple caractéristique d'un mouvement anormal de foule.
- [0111] Dans le même exemple, si la vitesse moyenne est inférieure à une deuxième valeur prédéfinie telle que 2km/h, alors une anomalie est détectée indiquant une congestion globale de l'environnement 10 empêchant le déplacement serein des piétons.
- [0112] Selon un autre exemple, lorsque le jeu de paramètres comprend le débit maximal de

piétons en un point de l'environnement 10, si ce débit est inférieur à une troisième valeur prédéfinie telle que 100 piétons par minute, alors une anomalie est détectée indiquant qu'un élément bouche le point précité de l'environnement 10.

- [0113] Selon encore un autre exemple, lorsque le jeu de paramètres comprend la fréquence d'arrivée aux abords de l'environnement 10, de véhicules de transport, si cette fréquence est inférieure à une quatrième valeur prédéfinie, alors une anomalie est détectée indiquant un problème de circulation des véhicules de transport. Un tel problème est par exemple susceptible de créer une congestion dans l'environnement 10 car les piétons risquent de ne pas être extraites de l'environnement 10 suffisamment rapidement par les véhicules de transport.
- [0114] Il est clair que le ou les seuils prédéfinis sont susceptibles d'évoluer au cours du temps, et notamment au cours de la journée ou de l'année.
- [0115] Optionnellement, la phase d'exploitation 120 comprend, si une anomalie est détectée lors de la première étape de détermination 135, une première étape 136 de mise en œuvre d'une action de correction dans l'environnement 10.
- [0116] L'action de correction est par exemple, une ouverture d'une nouvelle zone  $Z_i$  dans l'environnement 10, une extension d'une zone  $Z_i$  déjà existante ou une ouverture d'un passage entre deux zones  $Z_i$  pas encore adjacentes.
- [0117] La première étape de mise en œuvre 136 comprend par exemple l'émission d'une alerte en direction d'un opérateur, via l'unité d'affichage 22. L'opérateur est alors propre à mettre en œuvre l'une des actions de correction précitées.
- [0118] Alternativement, la première étape de mise en œuvre 136 comprend par exemple l'envoi d'une commande d'actionnement dans l'environnement 10 pour effectuer une des actions de correction précitées, de manière autonome.
- [0119] En variante ou en complément facultatif, suite à l'étape d'application 134, la phase d'exploitation 120 comprend une étape 137 de prédiction du déplacement des piétons dans l'environnement 10. L'étape de prédiction 137 comprend par exemple la simulation du déplacement des piétons dans l'environnement 10, par un simulateur inclus dans la mémoire 28 de l'unité de traitement 24, à partir du jeu de paramètres obtenu par application du modèle entraîné au nombre de piéton(s) dans chaque zone  $Z_i$ .
- [0120] On comprend alors que les paramètres du jeu de paramètres sont des grandeurs d'entrée du simulateur permettant de prédire, le plus fidèlement possible, l'évolution du déplacement des piétons dans l'environnement 10. Autrement dit, ces paramètres sont des paramètres de calibrage du simulateur.
- [0121] Lors de l'étape de prédiction 137, un scénario prédit est déterminé. Le scénario prédit décrit l'évolution du déplacement des piétons dans l'environnement 10 durant une durée prédéfinie.
- [0122] La durée prédéfinie est par exemple égale à cinq minutes, dix minutes, trente

minutes, une heure, deux heures, ou cinq heures.

- [0123] Il est clair que plus la durée prédéfini est longue, moins le scénario prédit est réaliste. En effet, après une longue durée, la situation dans l'environnement 10 a évolué telle que les paramètres du jeu de paramètres sont devenus obsolètes.
- [0124] Le scénario prédit comprend une évolution de grandeurs simulées par le simulateur.
- [0125] Les grandeurs simulées sont par exemple la position de chaque piéton dans l'environnement 10, ou la densité de piétons dans chaque zone  $Z_i$
- [0126] Suite à l'étape de prédiction 137, la phase d'exploitation 120 comprend avantageusement une deuxième étape 138 de détection d'une anomalie prédite à partir du scénario prédit.
- [0127] La deuxième étape de détection 138 est analogue à la première étape de détection 135 à l'exception que l'anomalie prédite est détectée dans les grandeurs simulées plutôt que dans les paramètres du jeu de paramètres.
- [0128] Si une anomalie prédite est détectée lors de la deuxième étape de détection 138, alors la phase d'exploitation 120 comprend avantageusement une deuxième étape de mise en œuvre 139 analogue à la première étape de mise en œuvre 136.
- [0129] Lors de la deuxième étape de mise en œuvre 139, l'action de correction est mise en œuvre dans l'environnement 10 de manière préventive. Autrement dit, la ou les actions de correction mises en œuvre lors de la deuxième étape de mise en œuvre 139 sont destinées à éviter que la ou les anomalies prédites détectées n'aient lieu dans l'environnement 10.
- [0130] Puis, la phase d'exploitation 120 est par exemple réitérée avec la réception 131 de nouveaux nombres de piéton(s) dans les zones  $Z_i$ .
- [0131] Ainsi, le procédé selon l'invention permet de caractériser le déplacement des piétons dans l'environnement 10 de manière simple et réaliste.
- [0132] Avec les première 124 et deuxième 125 sous-étapes facultatives de calcul, une dynamique temporelle des piétons est prise en compte. Autrement dit, la prise en compte de plusieurs couples de données pour chaque entrée de l'apprentissage du modèle permet de rendre compte d'une évolution temporelle du déplacement des piétons.
- [0133] Avec l'étape facultative de normalisation 126, ou de standardisation, l'apprentissage est accéléré puisque tous les vecteurs utilisés pour l'apprentissage du modèle sont comparables.
- [0134] Avec la sous-étape optionnelle d'entraînement 127 prenant en compte la matrice d'adjacence  $A$ , l'apprentissage du modèle est accéléré. En outre, pour un nombre de couples de données fixé, l'apprentissage du modèle à partir de la matrice d'adjacence  $A$  est de meilleure qualité que sans l'usage de la matrice d'adjacence  $A$ .
- [0135] En outre, le recours à la matrice d'adjacence  $A$  permet de rendre compte de la

spatialité de l'environnement 10 et tire profit de la connaissance de la répartition des zones  $Z_i$  dans l'environnement 10.

[0136] Les sous-étapes facultatives d'obtention 132 et de détermination 133 permettent de recevoir le nombre de de piéton(s) dans chaque zone  $Z_i$  d'une manière simple et sensiblement peu coûteuse.

[0137] L'étape facultative de prédiction 137 en combinaison avec l'étape d'application 134 permettent de rendre compte fidèlement d'une évolution du déplacement des piétons dans l'environnement 10 et donc de prédire de potentielles anomalies à venir.

[0138] Les étapes facultatives de détection 135, 138 et de mise en œuvre 136, 139 permettent d'assurer le bon déplacement des piétons dans l'environnement 10.

## Revendications

[Revendication 1] Procédé (100) de caractérisation du déplacement d'entités mobiles, telles que des piétons, sur des zones ( $Z_i$ ) d'un environnement (10), le procédé (100) comprenant une phase d'apprentissage (110) comportant les étapes suivantes mises en œuvre par un calculateur (20):

- réception (121) d'une matrice d'adjacence (A) indiquant les déplacements possibles entre deux zones ( $Z_i$ ) adjacentes,
- réception (122) d'une base de données comprenant, pour chacun d'une pluralité d'instant successifs ( $T_k$ ), un couple de données, chaque couple de données comprenant un nombre d'entité(s) mobile(s) dans chaque zone ( $Z_i$ ) et un jeu de paramètre(s) caractérisant le déplacement des entités mobiles dans l'environnement (10),
- entraînement d'un modèle en fonction de la base de données et de la matrice d'adjacence (A), le modèle étant configuré pour fournir, à partir d'un nombre d'entité(s) mobile(s) dans chaque zone ( $Z_i$ ), un jeu respectif de paramètre(s) caractérisant le déplacement des entités mobiles dans l'environnement (10),

le procédé comprenant en outre une phase d'exploitation (120) comprenant les étapes suivantes :

- réception (131), pour chaque zone ( $Z_i$ ), d'un nombre d'entité(s) mobile(s), et
- application (134), au nombre d'entité(s) mobile(s) reçu pour chaque zone ( $Z_i$ ), du modèle entraîné pour obtenir un jeu respectif de paramètre(s) caractérisant le déplacement des entités mobiles dans l'environnement (10) et associé auxdits nombres d'entité(s) mobile(s),

lors de la phase d'exploitation (120), l'étape de réception (131) comprenant les sous-étapes suivantes :

- obtention d'informations sur les entités mobiles dans l'environnement (10) depuis au moins un capteur, et
- pour chaque zone ( $Z_i$ ), détermination du nombre d'entité(s) mobile(s) dans la zone ( $Z_i$ ) par traitement des informations obtenues.

- [Revendication 2] Procédé (100) selon la revendication 1, dans lequel le procédé comprend en outre, lors de la phase d'exploitation (120), les étapes suivantes :
- détection (135) d'une anomalie dans le jeu de paramètre(s) obtenu, et
  - si l'anomalie est détectée dans le jeu de paramètre(s), mise en œuvre (136) d'une action de correction dans l'environnement (10).
- [Revendication 3] Procédé (100) selon la revendication 1 ou 2, comprenant en outre, lors de la phase d'exploitation (120), une étape (137) de prédiction des déplacements des entités mobiles dans l'environnement (10), à partir du jeu de paramètre(s) obtenu, pour obtenir un scénario prédit.
- [Revendication 4] Procédé (100) selon la revendication 3, comprenant en outre, suite à l'étape de prédiction (137), les étapes suivantes :
- détection (138) d'une anomalie prédite à partir du scénario prédit, et
  - si l'anomalie prédite est détectée, mise en œuvre (139) d'une action de correction dans l'environnement (10).
- [Revendication 5] Procédé (100) selon l'une quelconque des revendications précédentes, dans lequel l'étape d'entraînement (123) comprend les sous-étapes suivantes :
- pour chaque zone ( $Z_i$ ), calcul (124), sur une fenêtre temporelle glissante d'instant successifs ( $T_k$ ), d'un nombre moyen d'entité(s) mobile(s) de la zone ( $Z_i$ ),
  - calcul (125) d'au moins un jeu de paramètre(s) moyenné(s), sur la fenêtre temporelle glissante, à partir du jeu de paramètre(s) caractérisant le déplacement des entités mobiles dans l'environnement (10),
  - application (127), au modèle, d'un algorithme d'apprentissage supervisé à partir du nombre moyen d'entité(s) mobile(s) dans chaque zone ( $Z_i$ ), de l'au moins un jeu de paramètre(s) moyenné(s) et de la matrice d'adjacence (A).

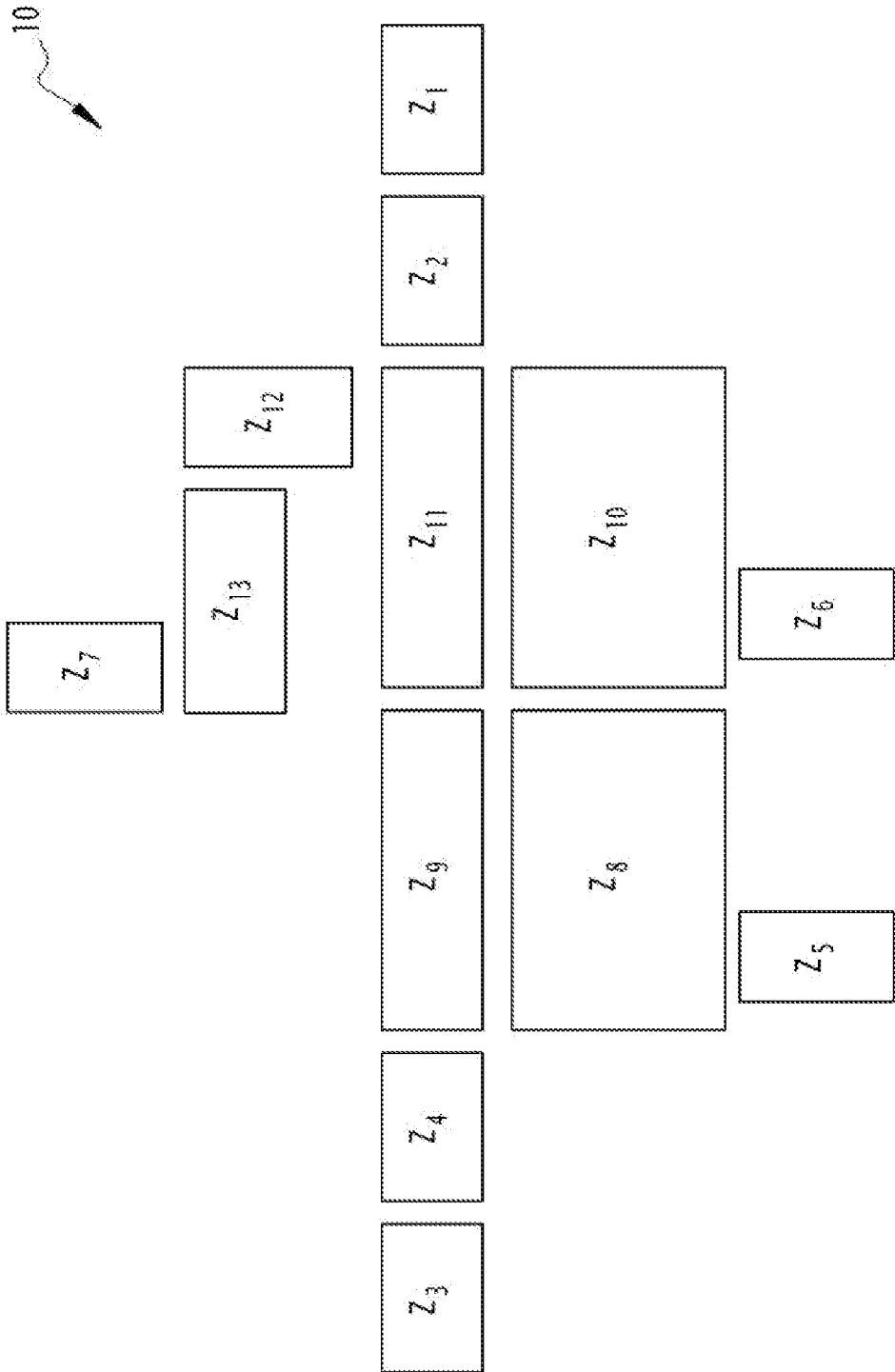
- [Revendication 6] Procédé (100) selon la revendication précédente, comprenant en outre, entre la sous-étape de calcul (125) d'au moins un jeu de paramètre(s) moyenné(s) et la sous-étape d'application (127), une sous-étape (126) de normalisation du nombre moyen d'entité(s) mobile(s) de chaque zone ( $Z_i$ ) pour obtenir un vecteur normalisé ( $VN$ ) de nombre d'entité(s) mobile(s) dont une norme algébrique est de préférence égale à un, lors de l'étape d'application (127), l'algorithme d'apprentissage est appliqué au modèle à partir du vecteur normalisé ( $VN$ ), de l'au moins un jeu de paramètre(s) moyenné(s) et de la matrice d'adjacence ( $A$ ).
- [Revendication 7] Procédé (100) selon l'une quelconque des revendications précédentes, dans lequel le jeu respectif de paramètre(s) obtenu lors de la phase d'exploitation (120) comprend au moins un paramètre choisi dans un groupe consistant en :
- une vitesse moyenne des entités mobiles dans l'environnement (10),
  - un débit maximal d'entités mobiles en un ou plusieurs points de l'environnement (10),
  - un débit moyen d'entités mobiles en un ou plusieurs points de l'environnement (10),
  - une fréquence d'arrivée aux abords de l'environnement (10), de véhicules de transport,
  - pour au moins un premier et un deuxième points de l'environnement, une proportion des piétons au deuxième point qui sont précédemment passés par le premier point, et
  - pour au moins un premier point de l'environnement, un deuxième point de l'environnement et au moins un chemin entre les premier et deuxième points, une proportion de piétons empruntant ledit chemin parmi les piétons allant du premier au deuxième point.
- [Revendication 8] Procédé (100) selon l'une quelconque des revendications précédentes, dans lequel les zones ( $Z_i$ ) sont numérotés, la matrice d'adjacence ( $A$ ) comprenant une pluralité de lignes, une pluralité de colonnes, et un coefficient ( $A_{i,j}$ ) pour chaque ligne et chaque colonne, chaque coefficient ( $A_{i,j}$ ) étant égal à une valeur prédéfinie si un déplacement est possible depuis la zone ( $Z_i$ ) dont le numéro est égal à la

colonne du coefficient ( $A_{i,j}$ ), vers la zone ( $Z_i$ ) dont le numéro est égal à la ligne du coefficient ( $A_{i,j}$ ).

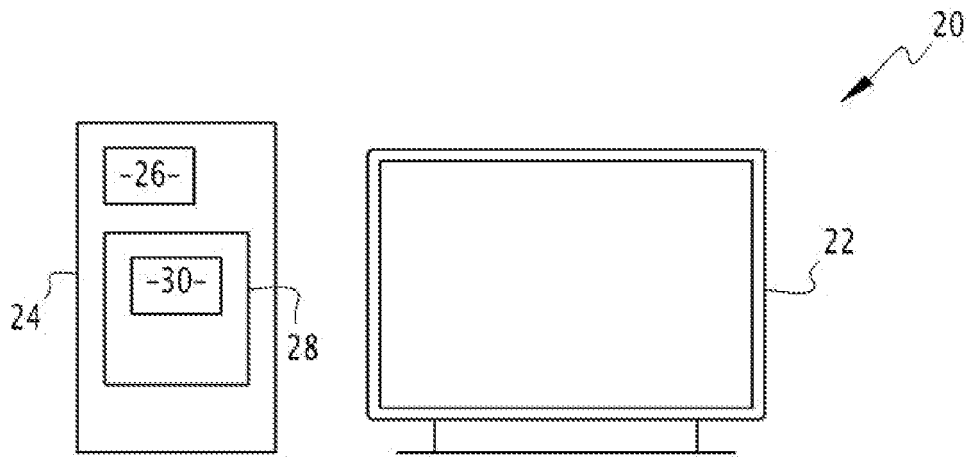
[Revendication 9]

Produit programme d'ordinateur comportant des instructions logicielles qui, lorsqu'elles sont exécutées par un ordinateur, mettent en œuvre le procédé (100) de caractérisation selon l'une quelconque des revendications 1 à 8.

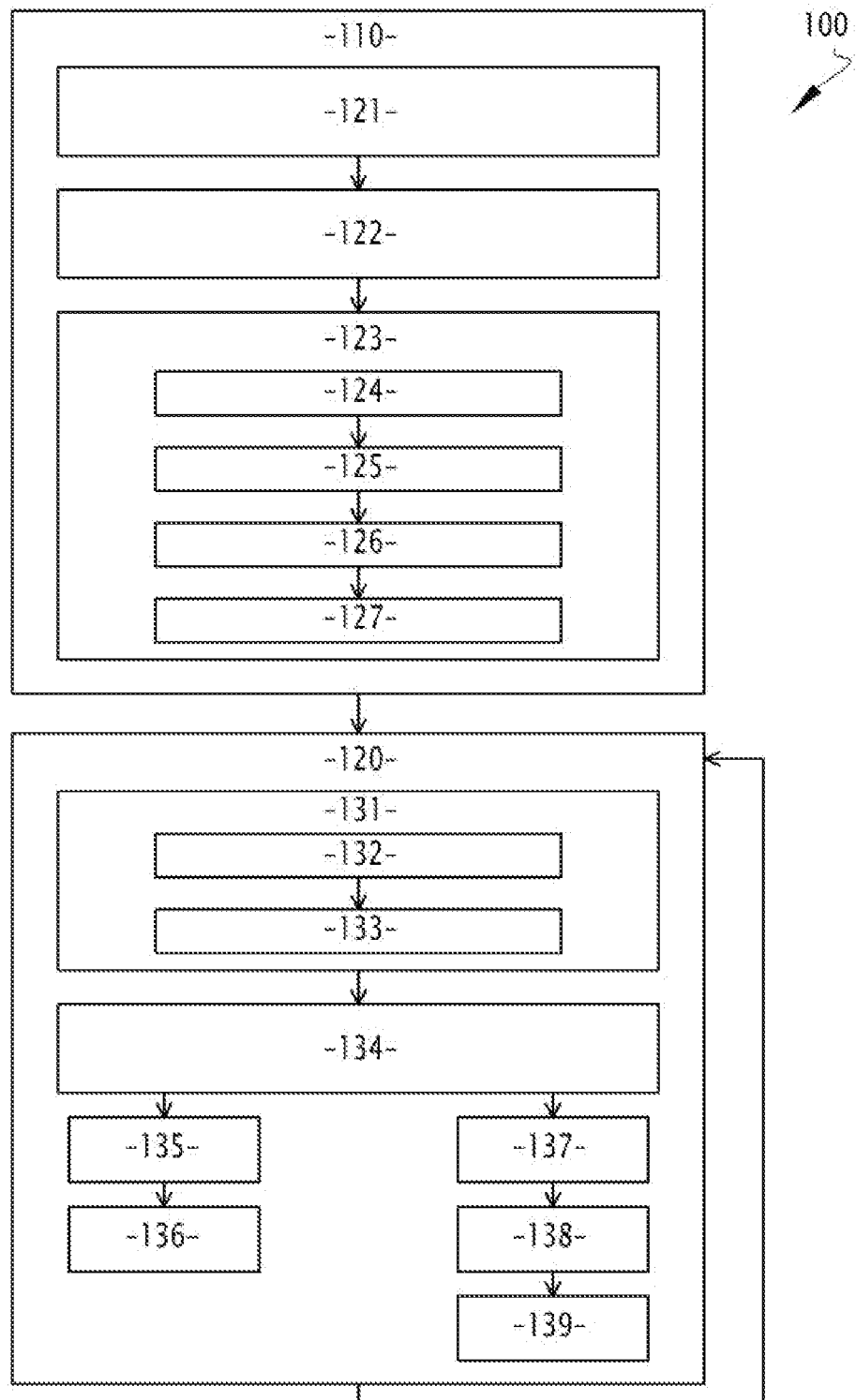
[Fig. 1]



[Fig. 2]



[Fig. 3]





**RAPPORT DE RECHERCHE  
PRÉLIMINAIRE**

N° d'enregistrement  
national

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

**FA 905812**  
**FR 2114547**

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	<p><b>WANG JINGCHENG ET AL: "Metro Passenger Flow Prediction via Dynamic Hypergraph Convolution Networks",</b> <b>IEEE TRANSACTIONS ON INTELLIGENT TRANSPORTATION SYSTEMS, IEEE, PISCATAWAY, NJ, USA,</b> <b>vol. 22, no. 12,</b> <b>21 avril 2021 (2021-04-21), pages</b> <b>7891-7903, XP011889975,</b> <b>ISSN: 1524-9050, DOI:</b> <b>10.1109/TITS.2021.3072743</b> <b>[extrait le 2021-11-24]</b> <b>* abrégé *</b> <b>* figures 1-4 *</b> <b>* sections III.A-D, IV.A-B *</b> <b>* le document en entier *</b></p> <p style="text-align: center;">-----</p>	1-9	G06F30/27 G01C21/00 G06Q50/30
X	<p><b>LI LIN ET AL: "Attention-based Graph Neural Network Enabled Method to Predict Short-term Metro Passenger Flow",</b> <b>2020 5TH INTERNATIONAL CONFERENCE ON UNIVERSAL VILLAGE (UV), IEEE,</b> <b>24 octobre 2020 (2020-10-24), pages 1-6,</b> <b>XP033914339,</b> <b>DOI: 10.1109/UV50937.2020.9426223</b> <b>[extrait le 2021-05-06]</b> <b>* abrégé *</b> <b>* sections III.A-B, IV.A-C, V *</b> <b>* le document en entier *</b></p> <p style="text-align: center;">-----</p> <p style="text-align: center;">-/--</p>	1-9	<p><b>DOMAINES TECHNIQUES RECHERCHÉS (IPC)</b></p> <p><b>G06F</b></p>
Date d'achèvement de la recherche		Examineur	
<b>5 décembre 2022</b>		<b>Joris, Pierre</b>	
<p>CATÉGORIE DES DOCUMENTS CITÉS</p> <p>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</p> <p>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                      .....                      &amp; : membre de la même famille, document correspondant</p>			

1  
EPO FORM 1503 12.99 (P04C14)

**RAPPORT DE RECHERCHE  
PRÉLIMINAIRE**

N° d'enregistrement  
national

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

**FA 905812**  
**FR 2114547**

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		
<b>X</b>	<p><b>LIU MENGHANG ET AL: "Pedestrian Flow Prediction in Open Public Places Using Graph Convolutional Network", ISPRS INTERNATIONAL JOURNAL OF GEO-INFORMATION, vol. 10, no. 7, 2 juillet 2021 (2021-07-02), page 455, XP093003964, DOI: 10.3390/ijgi10070455</b></p> <p><b>* abrégé *</b> <b>* figures 1-3 *</b> <b>* sections 2.1-2.3.2, 3.3.2 *</b> <b>* le document en entier *</b></p> <p style="text-align: center;">-----</p>	<b>1-9</b>	
			<b>DOMAINES TECHNIQUES RECHERCHÉS (IPC)</b>
Date d'achèvement de la recherche		Examineur	
<b>5 décembre 2022</b>		<b>Joris, Pierre</b>	
<p>CATÉGORIE DES DOCUMENTS CITÉS</p> <p>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</p>		<p>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 ..... &amp; : membre de la même famille, document correspondant</p>	

1  
EPO FORM 1503 12.99 (P04C14)