

①⑨ RÉPUBLIQUE FRANÇAISE  
INSTITUT NATIONAL  
DE LA PROPRIÉTÉ INDUSTRIELLE  
PARIS

①① N° de publication : **2 848 320**  
(à n'utiliser que pour les  
commandes de reproduction)

②① N° d'enregistrement national : **02 15570**

⑤① Int Cl<sup>7</sup> : G 06 N 3/02, G 05 B 17/02 // G 01 N 33/26

①②

## DEMANDE DE BREVET D'INVENTION

A1

②② Date de dépôt : 10.12.02.

③⑦ Priorité :

④③ Date de mise à la disposition du public de la demande : 11.06.04 Bulletin 04/24.

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

⑥⑦ Références à d'autres documents nationaux apparentés :

⑦① Demandeur(s) : INSTITUT FRANCAIS DU PETROLE  
— FR.

⑦② Inventeur(s) : REY FABRET ISABELLE, HENRIOT  
VERONIQUE et TRAN QUANG HUY.

⑦③ Titulaire(s) :

⑦④ Mandataire(s) :

⑤④ METHODE POUR MODELISER DES CARACTERISTIQUES HYDRODYNAMIQUES D'ECOULEMENTS POLYPHASIQUES PAR RESEAUX DE NEURONES.

⑤⑦ - Méthode pour modéliser en temps réel par des réseaux de neurones, des caractéristiques hydrodynamiques d'écoulements polyphasiques en phase transitoire dans des conduites.

- Pour tenir compte spécifiquement des régimes d'écoulement possibles des fluides dans les conduites, on forme différents modèles neuronaux ou "experts" pour plusieurs régimes (ou sous-régimes) d'écoulement, dans l'ensemble du domaine de variation des caractéristiques hydrodynamiques des écoulements (de préférence pour chacun d'eux), et aussi un modèle neuronal estimant la probabilité d'appartenance des écoulements à chaque régime ou sous-régime d'écoulement connaissant certaines de ses caractéristiques. Les probabilités obtenues servent à pondérer les estimations délivrées par chacun des modèles neuronaux, le résultat de la somme pondérée étant alors l'estimation finalement retenue.

- Applications dans différentes industries et notamment à la modélisation d'écoulements d'hydrocarbures dans des conduites pétrolières.

FR 2 848 320 - A1



5

### Désignation du domaine technique

La présente invention concerne une méthode pour modéliser en temps réel par des réseaux de neurones, des caractéristiques hydrodynamiques d'écoulements polyphasiques en phase transitoire dans des conduites.

La méthode trouve des applications notamment pour la modélisation des écoulements d'hydrocarbures dans des conduites pétrolières.

### Etat de la technique

L'acheminement des hydrocarbures depuis les sites de production jusqu'aux unités de traitement constitue un maillon important de la chaîne pétrolière. C'est un maillon délicat en raison de la complexité des interactions entre les phases constituant les effluents transportés. Les opérateurs ont pour objectif premier d'atteindre une productivité optimale dans les meilleures conditions de sécurité. Ils doivent donc gérer au mieux la vitesse et la température, pour éviter des pertes de charges superflues, des dépôts indésirables et des irrégularités d'écoulement. La méthode généralement utilisée consiste à modéliser au mieux le transport de flux polyphasiques complexes de façon à fournir à chaque instant une image des écoulements dans les différentes parties de la chaîne de production, tenant compte de la constitution précise de l'effluent, les débits et pressions et les régimes d'écoulement.

Il existe actuellement différents outils logiciels de simulation du transport de flux polyphasiques complexes, permettant à un stade précoce de concevoir des équipements de production adaptés.

Par les brevets US 5 550 761, FR 2.756.044 (US 6 028 992) et FR 2 756 045 (US 5 960 187) du demandeur, notamment, on connaît des méthodes et outils de modélisation permettant de simuler le transport de flux polyphasiques complexes en régime permanent ou transitoire et capables de prendre en compte des phénomènes d'instabilité qui se produisent du fait de la géométrie irrégulière du terrain où passe la conduite ou de la topographie de celle-ci, que les spécialistes désignent par « terrain slugging » ou « severe slugging ».

La complexité des outils de simulation est à l'image de celle des phénomènes modélisés. Précision et performances ne peuvent être obtenues qu'après un temps de modélisation relativement important qui s'avère difficilement compatible avec une gestion en temps réel.

Une autre approche permettant seule ou en parallèle avec les méthodes de modélisation ci-dessus, de gérer en temps réel des paramètres d'une circulation de fluides met en œuvre des réseaux neuronaux.

Les réseaux neuronaux définissent on le rappelle un mode de traitement de données simulant le fonctionnement des systèmes de neurones biologiques. Dans de tels réseaux, un élément réalise un calcul relativement simple tel qu'une somme pondérée des signaux présents à ses entrées appliquée à une fonction non-linéaire, qui détermine l'état de sa sortie. On utilise un nombre important de tels éléments interconnectés en série et en parallèle. Un choix convenable des facteurs de pondération permet au réseau de réaliser des fonctions complexes. Les réseaux dits à rétropropagation par exemple utilisent des couches multiples d'éléments définis ci-dessus. L'adaptation d'un tel réseau à une tâche précise est faite en « entraînant » le réseau sur un certain nombre d'exemples et en ajustant les facteurs de pondération pour chaque élément aux valeurs qui conviennent. On présente des valeurs d'entrée au réseau, on analyse la valeur de sortie produite par le réseau et on modifie les facteurs de pondération pour minimiser au mieux l'écart entre la valeur effective à la sortie et la valeur attendue dans l'exemple choisi. Après un entraînement suffisant, le réseau est adapté à répondre à de nouvelles valeurs d'entrée pour lesquelles la valeur de sortie n'est pas connue a priori et à produire une valeur de sortie adaptée. Dans son principe, un réseau de neurones procède selon une méthode de régression non linéaire, d'autant plus performante par rapport aux méthodes classiques. Deux types de réseaux

peuvent être mis en œuvre, les réseaux MLP (Multi Layer Perceptron) principalement ou les réseaux de Kohonen, bien connus des spécialistes.

Par le brevet EP1 176 481 du demandeur, on connaît une méthode pour estimer en temps réel le régime d'écoulement en tout point d'une conduite de structure définie par un certain nombre de paramètres structurels et physiques, d'une veine de fluide polyphasique définie par plusieurs grandeurs physiques et comprenant des phases liquides et gazeuses. Suivant cette méthode, on réalise une modélisation du régime d'écoulement en formant un réseau neuronal non linéaire avec une couche d'entrée avec autant d'entrées que de paramètres de structure et de grandeurs physiques, une couche de sortie avec autant de sorties que de grandeurs nécessaires à l'estimation du régime d'écoulement et au moins une couche intermédiaire, en constituant une base d'apprentissage avec des tables prédéfinies reliant différentes valeurs obtenues pour les données de sortie aux valeurs correspondantes des données d'entrée, et en déterminant par itérations des facteurs de pondération de la fonction d'activation permettant de relier correctement les valeurs dans les tables des données d'entrée et de sortie.

De préférence, on analyse des données de sortie des neurones de façon à trier, parmi les valeurs des données de sortie du réseau de neurones, les seules données pertinentes à prendre en compte dans la détermination itérative des coefficients de pondération de la fonction d'activation.

Par le brevet EP 1 217 474 également du demandeur, on connaît une méthode permettant de construire un module (hydrodynamique ou thermodynamique par exemple) le mieux adapté à des conditions opératoires fixées dépendant de la structure de la conduite, et sur un ensemble de grandeurs physiques définies (grandeurs hydrodynamiques ou thermodynamiques par exemple), avec des gammes de variation fixées pour les paramètres et les grandeurs physiques. On adapte la base d'apprentissage aux conditions opératoires imposées et on génère des réseaux neuronaux optimisés s'ajustant au mieux aux conditions opératoires imposées. Dans le cas, par exemple, où le module doit être intégré à un modèle général à la fois hydrodynamique et thermodynamique de simulation d'écoulements polyphasiques, on utilise le modèle pour former la base d'apprentissage, de manière à sélectionner l'ensemble de grandeurs physiques le mieux adapté au fonctionnement du modèle, ainsi que les gammes de variation fixées pour les dits

paramètres et les dites grandeurs physiques, et l'on génère les réseaux neuronaux optimisés s'ajustant au mieux à la base d'apprentissage formée.

Dans les méthodes antérieures citées, on considère les écoulements de façon globale, sans faire de distinction selon les différents régimes possibles d'écoulement des fluides dans la conduite : écoulements stratifiés, écoulements dispersés, écoulements intermittents, dont les comportements sont différents. Ceci peut générer des erreurs de modélisation parfois trop importantes vis-à-vis de la qualité d'estimation requise pour le suivi de production. De plus, elles ne tiennent pas compte de l'existence de modèles simples (par exemple des modèles analytiques) traduisant sous forme mathématique des caractéristiques d'un (ou plusieurs) régime(s) d'écoulement.

### **La méthode selon l'invention**

La méthode selon l'invention a pour objet la construction d'un modèle pour simuler en temps réel le comportement hydrodynamique d'un écoulement de fluides polyphasiques en phase transitoire dans une conduite, compte tenu de conditions opératoires fixées portant sur un certain nombre de paramètres structurels définis relatifs à la conduite, et d'un ensemble de grandeurs physiques définies, avec des gammes de variation fixées pour les dits paramètres et les dites grandeurs physiques. Des réseaux de neurones sont utilisés avec des entrées pour des paramètres de structure et des grandeurs physiques, et des sorties où sont disponibles des résultats nécessaires à l'estimation du comportement hydrodynamique, et au moins une couche intermédiaire, les réseaux neuronaux étant déterminés itérativement pour s'ajuster aux valeurs d'une base d'apprentissage avec des tables prédéfinies reliant différentes valeurs obtenues pour les données de sortie aux valeurs correspondantes des données d'entrée.

La méthode comporte :

- la construction de plusieurs réseaux neuronaux dédiés respectivement à des régimes différents d'écoulement des fluides ;
- la construction d'un réseau neuronal de probabilité adapté à évaluer à tout instant les probabilités que l'écoulement dans la conduite corresponde respectivement aux différents régimes d'écoulement ; et

- la combinaison des résultats fournis par les différents réseaux neuronaux pondérés par les dites probabilités.

Suivant un exemple de mise en œuvre, la méthode comporte la construction d'au moins trois réseaux neuronaux dédiés respectivement au régime d'écoulement stratifié, au régime d'écoulement dispersé et au régime d'écoulement intermittent, on évalue les probabilités que l'écoulement des fluides dans la conduite corresponde respectivement aux trois régimes d'écoulement et on combine linéairement les résultats aux sorties des trois réseaux neuronaux dédiés en les pondérant par les dites probabilités.

Quand la base de données disponible est suffisamment détaillée pour distinguer des sous-régimes à l'intérieur d'un même régime d'écoulement, on construit un réseau neuronal de probabilité ( $RN_{Pr oba}$ ) adapté à évaluer à tout instant les probabilités que l'écoulement dans la conduite corresponde respectivement aux différents sous-régimes d'écoulement distingués dans les différents régimes d'écoulement, et, on combine les résultats fournis par les différents réseaux neuronaux en les pondérant par les dites probabilités.

Les résultats d'estimation obtenus sont d'autant plus précis :

- qu'on développe un modèle neuronal par régime ou sous-régime d'écoulement, ce qui permet de prendre en compte les particularités de la physique contenue dans chacune des lois représentées ; et
- que le lien continu et dérivable (au sens mathématique) qui permet la transition entre les différentes lois, est créé par un réseau de neurones ou expert spécifique.

Par ailleurs, la méthode conserve la capacité des méthodes précédentes citées à effectuer la simulation des écoulements en temps réel, et les résultats obtenus tirent profit de la régularité de la fonction d'estimation obtenue.

### **Présentation succincte des figures**

Les caractéristiques et avantages de la méthode selon l'invention, apparaîtront plus clairement à la lecture de la description ci-après d'un exemple non limitatif de réalisation, en se référant aux dessins annexés où :

- la figure 1 montre un exemple de structure de modèle ; et
- la figure 2 montre un exemple de structure de chacun des réseaux de neurones de la figure 1.

### DESCRIPTION DÉTAILLÉE DE LA MÉTHODE

5 On considère une circulation de fluides polyphasiques dans une conduite avec au moins une phase liquide et au moins une phase gazeuse, et l'on cherche à construire un modèle permettant, à partir d'un certain nombre de données d'entrées géométriques et physiques relatives à la conduite et de données physiques sur les fluides, de donner à chaque instant et pour chaque section de la veine fluide une estimation du régime

10 d'écoulement. A cet effet, comme on l'a vu, on utilise pour une grandeur donnée  $S$  (Fig.1) différents réseaux neuronaux adaptés spécifiquement à différents régimes d'écoulement  $N_{flows}$  au sein de la conduite. On construit par exemple un réseau expert  $E_{Stra}$ , modélisant spécifiquement les écoulements stratifiés, un autre,  $E_{Int}$ , modélisant spécifiquement les écoulements intermittents et un troisième,  $E_{Disp}$ , modélisant spécifiquement les

15 écoulements dispersés. On construit également un modèle neuronal  $RN_{Proba}$  chargé spécifiquement d'évaluer à chaque instant la probabilité  $p_{Stra}$ ,  $p_{Int}$ , et  $p_{Disp}$ . Si  $S_{Stra}$ ,  $S_{Int}$  et  $S_{Disp}$  sont respectivement les valeurs en sortie des trois experts, on construit alors une fonction d'évaluation  $\hat{S}$  telle que :

$$\hat{S} = p_{Stra} S_{Stra} + p_{Disp} S_{Disp} + p_{Int} S_{Int}$$

20 **Entrées et sorties des différents modèles neuronaux ou experts composant le modèle hydrodynamique :**

Quel que soit le modèle neuronal considéré, les données d'entrée sont issues :

- de données géométriques : diamètre de la conduite, rugosité, inclinaison, etc.,
- de données décrivant les caractéristiques du fluide : masses volumiques des phases, viscosités des phases, etc.,
- 25 - de données caractérisant le mélange : fraction de gaz, tension superficielle gaz/liquide, etc.,

- de combinaisons linéaires ou non linéaires de ces entrées,
- mais aussi de modèles simplifiés, continus ou non, contenant une information sur la physique du mélange.

Chaque modèle produit par exemple en sortie le comportement hydrodynamique des effluents, et, notamment, le régime d'écoulement. Il évalue et délivre sur deux sorties principales, des données hydrodynamiques dans la partie de conduite dont on souhaite déterminer le régime d'écoulement, la différence  $dV$  de vitesse entre gaz et liquide par exemple, la perte de charge linéaire  $\partial P/\partial x$  ou la fraction  $\beta$  ( $\beta \in [0 ; 1]$ ) d'écoulement du régime traité par lui. D'autres grandeurs qualifiant le régime d'écoulement peuvent être calculées à partir de ces deux sorties.

Les sorties fournies par les experts sont essentiellement les différences de vitesse entre les phases, sous l'hypothèse d'un certain régime d'écoulement (par exemple, l'expert Stratifié délivre l'estimation de la différence de vitesse entre les phases dans l'hypothèse d'un écoulement stratifié).

Les sorties fournies par le réseau de probabilités est la probabilité d'appartenance à chacun des régimes d'écoulement traités par les réseaux experts, connaissant les entrées.

### Structure des réseaux

Les différents réseaux de neurones ou experts dédiés aux différents régimes d'écoulement sont de préférence des réseaux de type Multi Layer Perceptron (MLP) bien connus des gens de l'art, estimant généralement une grandeur hydrodynamique. Ils comportent chacun (Fig.2) une couche d'entrée composée d'un certain nombre  $N_i$  de neurones correspondant à  $N_i$  données d'entrée du modèle physique complet, une couche de sortie d'un neurone par exemple correspondant au paramètre recherché ( $dV$ ,  $\partial P/\partial x$  ou  $\beta$ ), et au moins une couche intermédiaire, dite couche cachée, dont le nombre de neurones  $N_c$  est optimisé. Le nombre de couches cachées et le nombre de neurones qui les composent, sont déterminés à partir des résultats d'apprentissage et de validation des réseaux. Le réseau est totalement connecté. La non linéarité de ce réseau est obtenue soit par une fonction d'activation sigmoïde régissant le comportement des neurones de la couche cachée, soit la fonction identité ou la fonctions softmax pour la couche de sortie.

Les réseaux de neurones comportent une couche d'entrée, une ou deux couches cachées, et une couche de sortie. Les fonctions d'activation des différents neurones, bien connues des gens de l'art, sont soit la fonction sigmoïde (pour les couches cachées), soit la fonction identité ou la fonction softmax (pour les couches de sortie).

## 5 Apprentissage

Les poids de chacun des réseaux ou experts sont déterminés à l'issue d'une phase d'apprentissage ; au cours de cette phase, on les nourrit d'un ensemble de données constituant leur base d'apprentissage, et on optimise la configuration et les poids du réseau en minimisant des erreurs constatées pour l'ensemble des échantillons de la base, entre les données de sortie issues du calcul du réseau et les données attendues à la sortie, données par la base. Les erreurs peuvent être les erreurs absolues entre les grandeurs d'entrée et de sortie ou les erreurs relatives, selon la performance désirée pour le réseau. Les facultés de généralisation du réseau sont ensuite testées sur sa capacité à bien calculer les deux sorties pour des entrées qui lui sont inconnues.

15 Les bases de données utilisées sont de différentes natures :

- pour l'estimation de la différence de vitesse  $dV$  ou de la perte de charge, chaque base contient des couples de valeurs d'entrées/sorties, chaque valeur de sortie étant la valeur désirée de la grandeur estimée dans le cas du régime d'écoulement traité par le réseau dédié ;
- 20 - pour l'estimation des probabilités, la sortie souhaitée est un vecteur de grandeur égale au nombre  $N_{flows}$  de régimes d'écoulements considérés (dans l'exemple de la figure 1, le vecteur est de dimension 3) ; ce vecteur contient  $(N_{flows} - 1)$  valeurs nulles, et une valeur égale à 1, qui correspond à la probabilité que le régime d'écoulements des fluides dans la conduite corresponde à celui dont s'occupe le réseau de neurones dédié.

25 Dans l'exemple que l'on a décrit, on a considéré trois régimes d'écoulement différents : stratifié, intermittent et dispersé. Ceci n'est nullement limitatif. Dans le cas où l'on possède des données plus détaillées permettant de faire des distinctions à l'intérieur d'un même régime d'écoulement, comme par exemple de séparer ce qui relève dans le régime stratifié, du stratifié à vagues ou du stratifié lisse, il est préférable de créer des experts spécifiques modélisant chacun de ces sous-régimes.

30

## Résultats

Avec la mise en œuvre d'une telle modélisation, on obtient un modèle hydrodynamique transitoire continu et infiniment dérivable qui calcule en temps réel les principales grandeurs hydrodynamiques caractérisant l'écoulement. La fonction d'estimation des probabilités permet de créer une loi hydrodynamique globale à partir des différentes lois d'écoulement modélisée par les différents modèles neuronaux dédiés. La transition entre deux lois d'écoulement est plus ou moins raide (dérivée plus ou moins forte) selon la précision donnée à l'estimation des probabilités, mais elle est continue, ce qui élimine les possibles incertitudes dans les résultats du modèle liées à l'existence des discontinuités. Le modèle global est adapté soit à une utilisation indépendante de tout autre module, soit à une intégration dans un modèle complet.

## REVENDICATIONS

1) Méthode pour modéliser en temps réel le comportement hydrodynamique d'un écoulement de fluides polyphasiques en phase transitoire dans une conduite, compte tenu de conditions opératoires fixées portant sur un certain nombre de paramètres structurels définis relatifs à la conduite, et d'un ensemble de grandeurs physiques définies, avec des gammes de variation fixées pour les dits paramètres et les dites grandeurs physiques, par des réseaux de neurones avec des entrées pour des paramètres de structure et des grandeurs physiques, et des sorties où sont disponibles des résultats nécessaires à l'estimation du comportement hydrodynamique, et au moins une couche intermédiaire, les réseaux neuronaux étant déterminés itérativement pour s'ajuster aux valeurs d'une base d'apprentissage avec des tables prédéfinies reliant différentes valeurs obtenues pour les données de sortie aux valeurs correspondantes des données d'entrée, caractérisée en ce qu'elle comporte :

- la construction de plusieurs réseaux neuronaux ( $E_{Stra}$ ,  $E_{Disp}$ ,  $E_{Int}$ ) dédiés respectivement à des régimes différents d'écoulement des fluides ;
- la construction d'un réseau neuronal de probabilité ( $RN_{Pr oba}$ ) adapté à évaluer à tout instant les probabilités que l'écoulement dans la conduite corresponde respectivement aux différents régimes d'écoulement ; et
- la combinaison des résultats fournis par les différents réseaux neuronaux pondérés par les dites probabilités.

2) Méthode selon la revendication 1, caractérisée en ce que l'on construit au moins trois réseaux neuronaux dédiés respectivement aux régimes d'écoulement stratifié, d'écoulement dispersé et d'écoulement intermittent, on évalue les probabilités que l'écoulement des fluides dans la conduite corresponde respectivement aux trois régimes d'écoulement et on combine linéairement les résultats aux sorties des trois réseaux neuronaux dédiés en les pondérant par les dites probabilités.

3) Méthode selon la revendication 1 ou 2, caractérisée en ce que, quand la base de données disponible est suffisamment détaillée pour distinguer des sous-régimes à l'intérieur d'un même régime d'écoulement, on construit un réseau neuronal de probabilité

( $RN_{Proba}$ ) adapté à évaluer à tout instant les probabilités que l'écoulement dans la conduite corresponde respectivement aux différents sous-régimes d'écoulement distingués dans les différents régimes d'écoulement, et, on combine les résultats fournis par les différents réseaux neuronaux en les pondérant par les dites probabilités.

1/1

FIG.1

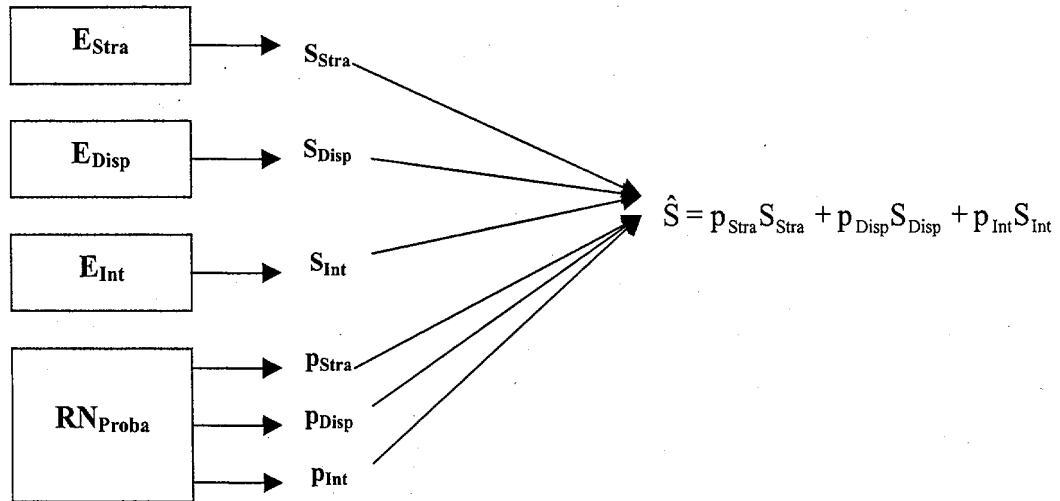
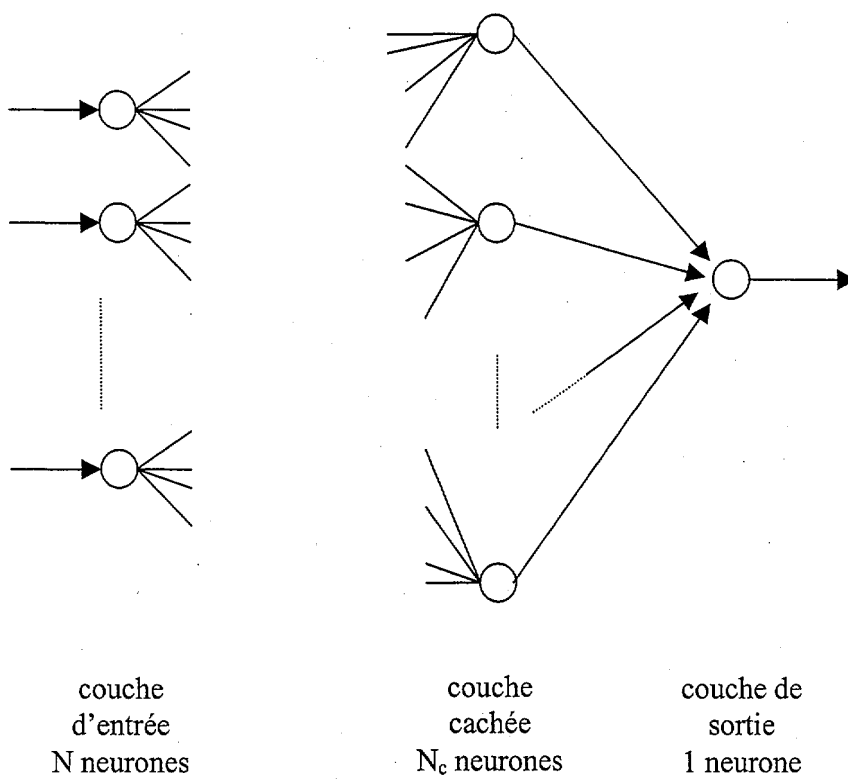


FIG.2





**RAPPORT DE RECHERCHE  
PRÉLIMINAIRE**

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

N° d'enregistrement  
national

FA 630601  
FR 0215570

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		
D, Y	EP 1 217 474 A (INST FRANCAIS DU PETROL) 26 juin 2002 (2002-06-26) * colonne 2, ligne 38 - colonne 8, ligne 3 *	1-3	G06N3/02 G05B17/02
Y	----- WALTER P ET AL: "3D object recognition with a specialized mixtures of experts architecture" NEURAL NETWORKS, 1999. IJCNN '99. INTERNATIONAL JOINT CONFERENCE ON WASHINGTON, DC, USA 10-16 JULY 1999, PISCATAWAY, NJ, USA, IEEE, US, 10 juillet 1999 (1999-07-10), pages 3563-3568, XP010373074 ISBN: 0-7803-5529-6 * page 3563, colonne de droite, ligne 9 - page 3565, colonne de droite, ligne 26; figures 1-3 *	1-3	
A	----- LIN-CHENG WANG ET AL: "A modular neural network vector predictor for predictive VQ" PROCEEDINGS OF THE INTERNATIONAL CONFERENCE ON IMAGE PROCESSING (ICIP) LAUSANNE, SEPT. 16 - 19, 1996, NEW YORK, IEEE, US, vol. VOL. 1, 16 septembre 1996 (1996-09-16), pages 431-434, XP010202423 ISBN: 0-7803-3259-8 * page 432, colonne de droite, ligne 23 - page 433, colonne de gauche, ligne 5; figure 1 *	1-3	DOMAINES TECHNIQUES RECHERCHÉS (Int.CL.7)  G06N G05B
		----- -/--	
Date d'achèvement de la recherche		Examineur	
4 novembre 2003		SchenkeIs, P	
CATÉGORIE DES DOCUMENTS CITÉS		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	
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			

2

EPO FORM 1503 12.99 (P04C14)



**RAPPORT DE RECHERCHE  
PRÉLIMINAIRE**

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

N° d'enregistrement  
national

FA 630601  
FR 0215570

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		
A	TABUSE M ET AL: "Recurrent neural network using mixture of experts for time series processing" SYSTEMS, MAN, AND CYBERNETICS, 1997. COMPUTATIONAL CYBERNETICS AND SIMULATION., 1997 IEEE INTERNATIONAL CONFERENCE ON ORLANDO, FL, USA 12-15 OCT. 1997, NEW YORK, NY, USA, IEEE, US, 12 octobre 1997 (1997-10-12), pages 536-541, XP010248978 ISBN: 0-7803-4053-1 * page 537, colonne de droite, ligne 4 - page 538, colonne de droite, ligne 7; figures 2,3 *	1-3	
A	US 6 208 983 B1 (PARRA ET AL) 27 mars 2001 (2001-03-27) * colonne 3, ligne 14 - colonne 5, ligne 50; figures 3-5 *	1-3	
			<b>DOMAINES TECHNIQUES RECHERCHÉS (Int.CL.7)</b>
		Date d'achèvement de la recherche	Examineur
		4 novembre 2003	Schenkels, P
<p><b>CATÉGORIE DES DOCUMENTS CITÉS</b></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>			

**ANNEXE AU RAPPORT DE RECHERCHE PRÉLIMINAIRE  
RELATIF A LA DEMANDE DE BREVET FRANÇAIS NO. FR 0215570 FA 630601**

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 04-11-2003

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

Document brevet cité au rapport de recherche		Date de publication	Membre(s) de la famille de brevet(s)	Date de publication
EP 1217474	A	26-06-2002	FR 2818742 A1	28-06-2002
			BR 0106241 A	20-08-2002
			EP 1217474 A1	26-06-2002
			NO 20016302 A	24-06-2002
			US 2002082815 A1	27-06-2002
US 6208983	B1	27-03-2001	AUCUN	