

①9 RÉPUBLIQUE FRANÇAISE  
INSTITUT NATIONAL  
DE LA PROPRIÉTÉ INDUSTRIELLE  
COURBEVOIE

①1 N° de publication : **3 084 102**

(à n'utiliser que pour les  
commandes de reproduction)

②1 N° d'enregistrement national : **19 06288**

⑤1 Int Cl<sup>8</sup> : **E 21 B 44/02 (2019.01), E 21 B 45/00**

①2 **DEMANDE DE BREVET D'INVENTION**

**A1**

②2 **Date de dépôt** : 13.06.19.

③0 **Priorité** : 18.07.18 WO PCT/US2018/042650.

④3 **Date de mise à la disposition du public de la demande** : 24.01.20 Bulletin 20/04.

⑤6 **Liste des documents cités dans le rapport de recherche préliminaire** : *Ce dernier n'a pas été établi à la date de publication de la demande.*

⑥0 **Références à d'autres documents nationaux apparentés** :

○ **Demande(s) d'extension** :

⑦1 **Demandeur(s)** : *Landmark Graphics Corporation Corporation — US.*

⑦2 **Inventeur(s)** : Samuel Robello et Mittal Manish K..

⑦3 **Titulaire(s)** : Landmark Graphics Corporation Corporation.

⑦4 **Mandataire(s)** : McWilliams David.

⑤4 **AJUSTEMENT DU FONCTIONNEMENT D'UN OUTIL DE PUIXS POUR MANIPULER LE TAUX DE PÉNÉTRATION (ROP) D'UN TRÉPAN DE FORAGE SUR LA BASE DE MULTIPLES PRÉVISIONS DE ROP.**

⑤7 De multiples valeurs peuvent être déterminées pour le taux de pénétration (ROP) prévisionnel afin d'ajuster les outils de puits et les caractéristiques de puits. Par exemple, les données de surface peuvent être déterminées sur la base d'un signal provenant d'un capteur de surface. Les données de fond de puits peuvent être déterminées sur la base d'un signal provenant d'un capteur de fond de puits. Une première valeur indiquant un premier ROP prévisionnel d'un trépan de forage peut être déterminée en fournissant les données de surface en tant qu'entrée dans un premier modèle d'apprentissage automatique. Une deuxième valeur indiquant un deuxième ROP prévisionnel du trépan de forage peut être déterminée en fournissant les données de fond de puits en tant qu'entrée dans un deuxième modèle d'apprentissage automatique. Une troisième valeur indiquant un troisième ROP prévisionnel du trépan de forage peut être déterminée en fournissant la première valeur et la deuxième valeur en tant qu'entrée dans un troisième modèle d'apprentissage automatique. Une caractéristique de fonctionnement d'un outil de puits peut être ajustée sur la base de la troisième valeur.

FR 3 084 102 - A1



## Description

### **Titre de l'invention : AJUSTEMENT DU FONCTIONNEMENT D'UN OUTIL DE PUIITS POUR MANIPULER LE TAUX DE PÉNÉTRATION (ROP) D'UN TRÉPAN DE FORAGE SUR LA BASE DE MULTIPLES PRÉVISIONS DE ROP**

#### **Domaine technique**

[0001] La présente invention concerne de manière générale des systèmes et des procédés destinés à être utilisés dans un environnement système de puits. Plus spécifiquement, mais sans toutefois s'y limiter, cette invention concerne l'ajustement du fonctionnement d'un outil de puits pour manipuler un taux de pénétration (ROP) d'un trépan de forage sur la base de multiples prévisions de ROP.

#### Contexte

[0002] Le taux de pénétration (ROP) est la vitesse à laquelle un trépan de forage perce la roche dans une formation souterraine pour approfondir un puits. Le ROP peut être influencé directement ou indirectement par un certain nombre de paramètres de forage contrôlables, tels qu'une valeur de tours par minute d'un trépan de forage, une valeur de charge sur le trépan, ou une charge de boue. Le ROP peut également être influencé directement ou indirectement par un certain nombre de caractéristiques de puits de forage incontrôlables liées à la lithologie de la formation souterraine, telles que le type de roche et sa résistance. Certains opérateurs de puits peuvent tenter de prévoir (par exemple, anticiper) le ROP d'un trépan de forage avant de commencer les opérations de forage. Ces prévisions sont souvent toutefois imprécises, ce qui entraîne des performances de forage médiocres, des dommages sur le trépan de forage et sur le train de forage, des dommages sur le puits de forage ou d'autres problèmes.

#### **Brève description des dessins**

[0003] La figure 1 est un schéma d'un exemple d'un système de puits incluant des capteurs et un dispositif informatique pour l'ajustement du fonctionnement d'un outil de puits pour manipuler un taux de pénétration (ROP) d'un trépan de forage sur la base de multiples prévisions de ROP selon certains aspects de la présente invention.

[0004] La figure 2 est un diagramme d'un exemple de liaison de nœud d'un ou de plusieurs modèles d'apprentissage automatique pouvant être utilisés pour déterminer des prévisions de ROP selon certains aspects de la présente invention.

[0005] La figure 3 est un organigramme d'un exemple d'un processus pour déterminer des prévisions de ROP selon certains aspects de la présente invention.

[0006] La figure 4 est un autre organigramme d'un exemple d'un autre processus pour des

prévisions de ROP selon certains aspects de la présente invention.

[0007] La figure 5 est un schéma fonctionnel d'un exemple d'un dispositif informatique pouvant être utilisé pour l'ajustement du fonctionnement d'un outil de puits pour manipuler un ROP d'un trépan de forage sur la base de multiples prévisions selon certains aspects de la présente invention.

[0008] La figure 6 est un diagramme de flux d'un exemple d'un processus d'ajustement du fonctionnement d'un outil de puits pour manipuler un ROP d'un trépan de forage sur la base de multiples prévisions de ROP selon certains aspects de la présente invention.

### **Description détaillée**

[0009] Certains aspects et caractéristiques concernent l'ajustement du fonctionnement d'un outil de puits pour manipuler un taux de pénétration (ROP) d'un trépan de forage sur la base d'une combinaison de prévisions de ROP. Les prévisions de ROP peuvent être déterminées dans le but d'entraîner des ajustements aux caractéristiques et aux réglages d'outil de puits. Les prévisions de ROP peuvent être déterminées à l'aide de données obtenues à partir de capteurs de surface situés à la surface du puits de forage et de capteurs de fond de puits situés à l'intérieur du puits de forage. Par exemple, une prévision de ROP peut être déterminée à l'aide de données provenant des capteurs de surface et une autre prévision de ROP peut être déterminée à l'aide de données provenant des capteurs de fond de puits. Les deux prévisions de ROP peuvent ensuite être utilisées pour déterminer une valeur de ROP prévisionnel finale pour le trépan de forage. Cette valeur finale du ROP prévisionnel peut être utilisée pour ajuster les outils de puits avant et pendant la phase de forage. Les ajustements apportés aux outils de puits peuvent entraîner une modification du ROP du trépan de forage en temps réel pendant la phase de forage des opérations de forage.

[0010] Dans certains exemples, les capteurs de surface et les capteurs de fond de puits peuvent détecter des signaux de tension ou des mesures de vibration et transmettre les signaux de capteur correspondants à un dispositif informatique. Par exemple, un capteur de surface peut détecter une tension de moteur utilisée pour faire tourner le train de forage et le trépan de forage et transmettre un signal de capteur correspondant au dispositif informatique. Comme autre exemple, le capteur de fond de puits peut détecter des vibrations en fond de puits et transmettre un signal de capteur correspondant au dispositif informatique. Le dispositif informatique peut recevoir et décomposer les signaux de capteur en un certain nombre de sous-signaux. Le dispositif informatique peut analyser les sous-signaux pour déterminer les paramètres de forage, tels qu'une valeur de tours par minute du trépan de forage, une valeur de charge sur le trépan, une charge de boue, ou toute combinaison de ceux-ci, parmi d'autres facteurs liés au ROP d'un trépan de forage. Le dispositif informatique peut déterminer dif-

férentes valeurs pour les paramètres de forage sur la base de signaux de capteur provenant des capteurs de surface et des signaux de capteur provenant des capteurs de fond de puits. Par exemple, le dispositif informatique peut déterminer un ensemble de valeurs de paramètres de forage sur la base des signaux de capteur provenant du ou des capteurs de surface, et un autre ensemble de valeurs de paramètres de forage sur la base des signaux de capteurs provenant du ou des capteurs de fond de puits. Dans de tels exemples, le dispositif informatique peut déterminer une valeur de charge sur le trépan sur la base des signaux de capteur provenant des capteurs de surface et une autre valeur de charge sur le trépan sur la base des signaux de capteur provenant des capteurs de fond de puits. Les deux valeurs peuvent toutefois indiquer une valeur de charge sur le trépan réelle, en temps réel.

[0011] Dans certains exemples, le dispositif informatique peut utiliser les valeurs des paramètres de forage en tant qu'entrée dans un ou plusieurs modèles d'apprentissage automatique afin d'obtenir une valeur de ROP prévisionnel. Par exemple, le dispositif informatique peut utiliser un ensemble de valeurs de paramètres de forage dérivées des capteurs de surface en tant qu'entrée dans un modèle d'apprentissage automatique, et un autre ensemble de valeurs de paramètres de forage dérivées des capteurs de fond de puits en tant qu'entrée dans un autre modèle d'apprentissage automatique. Chaque modèle d'apprentissage automatique peut être mis en œuvre en parallèle pour déterminer des valeurs de ROP prévisionnel distinctes. Les deux valeurs de ROP prévisionnel peuvent ensuite être utilisées en tant qu'entrée dans un modèle d'apprentissage automatique supplémentaire pour déterminer une prévision de ROP finale, dérivée à la fois des données de surface provenant des capteurs de surface et des données de fond de puits provenant des capteurs de fond de puits. La prévision de ROP finale peut être utilisée pour ajuster divers réglages d'outil de puits et caractéristiques de puits de forage pour manipuler le ROP réel du trépan de forage.

[0012] Le ROP d'un trépan de forage peut être directement ou indirectement corrélé à une lithologie d'une formation souterraine et à d'autres caractéristiques de puits de forage. La lithologie d'une formation souterraine dans laquelle un puits de forage doit être foré ou est en cours de forage peut inclure divers types de roche ayant des caractéristiques variables, notamment la résistance et la porosité de la roche. Lorsqu'un puits est foré, un trépan de forage peut rencontrer différents types de roches qui peuvent affecter directement le ROP. Par exemple, en supposant que les réglages d'outil de puits ne soient pas ajustés, le forage à travers des formations rocheuses plus denses peut entraîner une réduction du ROP du trépan de forage par rapport au forage à travers des formations rocheuses moins denses. Et le forage à travers des formations rocheuses moins denses peut entraîner une augmentation du ROP du trépan de forage par rapport au forage à travers des formations rocheuses plus denses. De plus, des formations

moins denses peuvent se traduire par des taux de pénétration plus irréguliers et moins cohérents.

[0013] Le contrôle du ROP du trépan de forage pendant le forage d'une formation souterraine peut constituer une partie importante des opérations de forage. Des problèmes opérationnels peuvent survenir pendant le forage lorsque la lithologie d'une formation ou l'estimation de la lithologie d'une formation est inconnue ou inexacte et que le ROP n'est pas ajusté en réponse à des conditions inconnues. Par exemple, le ROP peut augmenter lors du forage à travers une formation rocheuse inattendue ayant une densité inférieure à celle attendue. Cette augmentation indésirable du ROP peut entraîner des problèmes opérationnels, y compris le trépan de forage dépassant une profondeur cible souhaitée. De même, lorsqu'un trépan de forage rencontre une formation rocheuse plus résistante que prévu ou lorsque la formation rocheuse particulière a été omise du plan de forage, le trépan de forage ou le train de forage peut être endommagé.

[0014] Pour éviter les problèmes susmentionnés, il est possible d'ajuster divers réglages d'outil de puits et caractéristiques de puits de forage. Par exemple, une valeur de tours par minute du trépan de forage, une valeur de charge sur le trépan et une charge de boue à l'intérieur du puits de forage peuvent directement affecter le ROP du trépan de forage. Certains outils de puits peuvent être ajustés pour modifier ces paramètres de forage afin de maintenir ou d'ajuster le ROP du trépan de forage en temps réel afin d'atteindre un ROP souhaité. L'ajustement d'une valeur de tours par minute du trépan de forage, en plus du type et de la taille du trépan, peut permettre de stabiliser la roche sous le trépan de forage à des taux variables. Une valeur de charge sur le trépan, ou le niveau de pression appliqué sur la roche au niveau du trépan de forage, peut également être contrôlée pour affecter le ROP. L'ajustement de la charge de boue, ou de la densité de boue peut être utilisé pour contrôler et équilibrer la pression hydrostatique dans un puits de forage afin d'éviter tout écoulement indésirable de fluide dans le puits. Un dépassement excessif de la charge de boue peut ralentir le processus de forage en renforçant efficacement les formations rocheuses environnantes et en limitant l'enlèvement de roche taillée sous le trépan. Un sous-équilibre de charge de boue peut augmenter le ROP en réduisant la pression appliquée en fond de puits. La charge de boue peut être ajustée dans un seuil de sécurité pour altérer le ROP tout au long du forage.

[0015] Bien qu'il puisse être important d'ajuster le ROP du trépan de forage (par exemple, en temps réel) en réponse à des conditions imprévues à l'intérieur du puits, il peut être utile d'empêcher la survenue initiale de tels problèmes et de réduire la quantité d'ajustements postérieurs requis. Certains exemples de la présente invention peuvent atteindre ces objectifs en prévoyant le ROP probable d'un trépan de forage compte tenu des conditions de fond de puits existantes, permettant ainsi d'effectuer des

ajustements anticipés aux réglages d'outil de puits au cours d'une phase de planification. Le ROP prévisionnel du trépan de forage peut être basée à la fois sur les données de surface et sur les données de fond de puits, ce qui permet d'obtenir une valeur de ROP prévisionnel plus précise que ce qui serait autrement possible. Après le début des opérations de forage, certains exemples de la présente invention peuvent être utilisés pour ajuster le ROP en temps réel du trépan de forage en effectuant des ajustements d'outil de puits sur la base de valeurs de ROP prévisionnel plus précises, afin d'optimiser les opérations de forage. L'ajustement du ROP du trépan de forage de cette manière peut réduire le risque d'erreur, augmenter la sécurité, réduire le temps consacré aux actions correctives et/ou éviter d'endommager les outils de puits et le puits de forage.

- [0016] Ces exemples illustratifs sont destinés à familiariser le lecteur avec le sujet général traité ici et ne sont pas destinés à limiter la portée des concepts décrits. Les sections suivantes décrivent diverses caractéristiques et exemples supplémentaires en référence aux dessins, dans lesquels les mêmes numéros désignent des éléments identiques, et des descriptions directionnelles sont utilisées pour décrire les aspects illustratifs mais, comme les aspects illustratifs, ne doivent pas être utilisées pour limiter la présente invention.
- [0017] La figure 1 est un schéma d'un système de puits 100 incluant des capteurs 106, 116 et un dispositif informatique 120 pour l'ajustement du fonctionnement d'un outil de puits pour manipuler un ROP d'un trépan de forage 112 sur la base de multiples prévisions de ROP selon un exemple. Le système de puits 100 peut inclure un puits de forage 102 s'étendant à travers diverses couches de terre. Le puits de forage 102 s'étend à travers une formation souterraine 104 contenant des hydrocarbures.
- [0018] Le système de puits 100 inclut un train de forage 110 pour forer le puits de forage 102 à travers la formation souterraine 104. Le train de forage 110 inclut un ensemble de forage de puits 122, qui peut être entraîné à partir d'un derrick 114 situé à la surface 108 du puits de forage 102. L'ensemble de forage de puits 122 inclut un trépan de forage 112 couplé de manière opérationnelle au train de forage 110, qui peut être déplacé axialement à l'intérieur d'un puits de forage foré 102 tel que fixé au train de forage 110. Le déplacement du train de forage 110 axialement en fond de puits ou en haut de puits peut affecter une valeur de charge sur le trépan qui peut affecter la valeur de ROP du trépan de forage 112 à travers la formation souterraine 104. La charge du train de forage 110 lui-même et d'autres caractéristiques de conception du système de puits peuvent également affecter la valeur de ROP du trépan de forage 112.
- [0019] Le train de forage 110 peut être couplé à un moteur situé à la surface 108. Le moteur peut faire tourner le train de forage 110 à différentes valeurs de tours par minute pour entraîner le trépan de forage 112 à travers la formation souterraine 104. Les valeurs de

tours par minute fournies par le moteur peuvent être directement corrélées à différents taux de pénétration du trépan de forage 112.

[0020] Un capteur 116 peut être couplé au moteur et placé à la surface 108 du puits de forage 102. Ce capteur 116 peut être appelé capteur de surface. Le capteur 116 peut être un composant du moteur ou un composant séparé fixé au moteur pour détecter divers paramètres associés au moteur. Dans certains exemples, le capteur 116 peut mesurer un signal de tension au niveau du moteur, le signal de tension pouvant correspondre à diverses valeurs de performances d'outil de puits et aux caractéristiques de puits de forage à l'intérieur du puits de forage 102 au niveau du trépan de forage 112. Par exemple, une tension de moteur mesurée par le capteur 116 peut être incohérente, de sorte que l'intensité du signal de tension augmente. De tels pics d'intensité peuvent indiquer que le moteur nécessite plus de puissance pour conserver la même valeur de tours par minute. Cela peut se produire du fait que le trépan de forage 112 a des difficultés à forer une partie inopinément dense de la formation souterraine 104. Ainsi, les pics d'intensité peuvent être interprétés comme indiquant une diminution du ROP du trépan de forage 112 du fait de la rencontre d'un matériau plus dense. Dans d'autres exemples, le capteur 116 peut détecter la valeur réelle de tours par minute du train de forage 110.

[0021] Un capteur 106 peut être couplé ou installé en ligne avec le train de forage 110. Ce capteur 106 peut être appelé capteur de fond de puits. Dans certains exemples, le capteur 106 peut être un composant d'un ensemble de trépan de forage. Dans d'autres exemples, le capteur 106 peut être un composant séparé couplé en ligne avec le trépan de forage 112 sur le train de forage 110 de sorte qu'il est situé suffisamment près du trépan de forage 112 pour permettre la mesure de la vibration du trépan de forage 112. Le capteur 106 peut détecter des vibrations indiquant diverses valeurs de performances d'outil de puits et des caractéristiques de puits de forage à l'intérieur du puits de forage 102 à proximité de l'emplacement du trépan de forage 112. Par exemple, les vibrations mesurées par le capteur 106 peuvent être différentes lors du forage à travers une formation plus dense par rapport à une formation moins dense. Le forage à travers un matériau moins dense peut se traduire par un processus de forage plus lisse, ce qui entraîne moins de vibrations sur le trépan de forage 112 détectées par le capteur 106, tandis que le forage à travers un matériau plus dense peut se traduire par un processus de forage turbulent entraînant une plus grande vibration exercée sur le trépan de forage 112 détectée par le capteur 106. Certaines caractéristiques des vibrations peuvent être interprétées comme représentant une diminution du ROP du trépan de forage 112 lors de la rencontre d'un matériau plus dense, ou une augmentation du ROP du trépan de forage 112 lors de la rencontre d'un matériau moins dense.

[0022] Le puits de forage 102 peut inclure un fluide 118. Le fluide 118 peut s'écouler dans

un anneau placé entre l'ensemble de forage de puits 122 et une paroi du puits de forage 102. Dans certains exemples, le fluide 118 peut entrer en contact avec le capteur 106. Ce contact peut permettre au capteur 106 de mesurer des conditions à l'intérieur du puits de forage. De plus, le capteur 106 peut effectuer des mesures liées à l'ensemble de forage de puits 122. Le capteur 106 peut capturer des données sur l'environnement du puits de forage dans une configuration de diagrapie en cours de forage (« LWD ») ou de mesure en cours de forage (« MWD »). Par exemple, le capteur 106 peut transmettre des signaux de vibration détectés ou d'autres informations détectées au dispositif informatique 120 pour déterminer certaines caractéristiques liées à la rhéologie de boue, telles que le débit et la charge de boue à l'intérieur du puits de forage 102.

- [0023] Les capteurs 106, 116 peuvent être couplés en communication à un dispositif informatique 120. Le dispositif informatique 120 peut être situé à la surface 108 pour recevoir des données provenant des capteurs 106, 116. Les données provenant du capteur 116 peuvent être appelées données de surface. Les données provenant du capteur 106 peuvent être appelées données de fond de puits. Dans certains exemples, le dispositif informatique 120 peut décomposer les données de surface et de fond de puits en ensembles de sous-signaux correspondant à différentes valeurs de performances d'outil de puits et à des caractéristiques de puits de forage à l'intérieur du puits de forage 102. Sur la base des ensembles de sous-signaux, le dispositif informatique 120 peut déterminer une ou plusieurs valeurs de ROP prévisionnel. La ou les valeurs de ROP prévisionnel peuvent être utilisées pour ajuster les caractéristiques de fonctionnement d'un ou de plusieurs outils de puits pour manipuler un ROP réel du trépan de forage 112. De tels ajustements peuvent inclure la modification de la valeur de tours par minute du moteur, le changement de la charge de boue, le contrôle de la charge sur le trépan pour exercer plus ou moins de pression en fond de puits, ou toute combinaison de ceux-ci.
- [0024] Dans certains exemples, le dispositif informatique 120 peut déterminer la ou les valeurs de ROP prévisionnel en utilisant deux modèles d'apprentissage automatique ou plus. Le dispositif informatique 120 peut stocker des ensembles multiples de données de surface et les données de fond de puits obtenues précédemment sur un intervalle de temps (par exemple, un mois ou un an) à partir des capteurs 106, 116 pour une utilisation en tant que données d'apprentissage afin d'enseigner (par exemple, former) aux modèles d'apprentissage automatique comment déterminer les valeurs de ROP prévisionnel.
- [0025] Dans certains exemples, le forage peut être automatisé par le dispositif informatique 120 sur la base de la ou des valeurs de ROP prévisionnel, de sorte que les divers réglages d'outil de puits peuvent être ajustés sur la base des sorties des modèles



d'apprentissage automatique, d'une profondeur du trépan de forage 112, ou les deux. Par exemple, la profondeur du trépan de forage 112 peut correspondre à une certaine lithologie de la formation souterraine 104 selon un plan de forage, les taux de pénétration pouvant être optimisés en fonction de la résistance de la roche et de son type à chaque profondeur. Par exemple, il peut être souhaitable de forer à travers un type de roche en utilisant une valeur de ROP par rapport au forage d'un autre type de roche. Sur la base d'une valeur de ROP prévisionnel correspondant à diverses profondeurs d'un plan de forage, le dispositif informatique 120 peut entraîner un ajustement des réglages d'outil de puits afin d'ajuster le ROP à partir d'une première valeur pour le premier type de roche à la deuxième valeur pour le second type de roche (par exemple, optimisant ainsi l'opération de forage). L'ajustement continu des réglages des outils de puits à chaque couche de transition rocheuse peut considérablement améliorer la vitesse de forage tout en réduisant les défaillances des composants. Dans certains exemples, le dispositif informatique 120 peut être couplé en communication à un système de commande, ou peut être un système de commande, pour effectuer des ajustements aux réglages d'outil de puits. Un tel système de commande peut commander automatiquement les moteurs, vannes, systèmes de pompage et autres outils de puits pour affecter le ROP en réponse à la détermination d'une valeur de ROP prévisionnel ou à la détection d'un changement de la valeur de ROP prévisionnel selon un plan de forage. Dans certains exemples, le dispositif informatique 120 peut envoyer un message à un opérateur de puits pour effectuer les ajustements de réglage d'outil de puits souhaités pour obtenir une valeur de ROP souhaitée.

[0026] Dans certains exemples où le forage n'est pas activement effectué, un outil de ligne câblée peut être utilisé pour déterminer les caractéristiques de puits de forage dans le puits de forage 102 et la formation souterraine environnante 104 utiles pour déterminer une valeur de ROP prévisionnel. L'outil de ligne câblée peut être descendu dans le puits de forage 102 et sorti de celui-ci à l'aide d'un système d'enrouleur et de treuil agencé avec le derrick 114. L'outil de ligne câblée peut être équipé d'un capteur de fond de puits pour déterminer les caractéristiques de puits de forage. Par exemple, un outil sismique peut être descendu dans le puits de forage 102 pour déterminer les types de roches environnantes et la profondeur de diverses couches de types de roches. Ces informations peuvent être relayées vers le dispositif informatique 120 pour déterminer ou mettre à jour une valeur de ROP prévisionnel.

[0027] La figure 2 est un diagramme de liaison de nœud d'un ou de plusieurs modèles d'apprentissage automatique pouvant être utilisés pour déterminer des prévisions de ROP selon un exemple. Un modèle d'apprentissage automatique 202 et un modèle d'apprentissage automatique 204 peuvent être exécutés en parallèle via le dispositif informatique 120. Chacun des modèles d'apprentissage automatique 202, 204 peut dé-

terminer une valeur de ROP prévisionnel respective sur la base de ses entrées respectives. Des exemples de modèles d'apprentissage automatique 202, 204 peuvent inclure des réseaux de neurones, des arbres de décision, des classificateurs, ou toute combinaison de ceux-ci.

- [0028] Le modèle d'apprentissage automatique 202 peut utiliser des données de surface dérivées du capteur 116 en tant que données d'entrée pour déterminer une valeur de ROP prévisionnel correspondant aux données de surface. Le modèle d'apprentissage automatique 202 peut avoir des nœuds d'entrée N, tels que des nœuds d'entrée 206, 208, pour recevoir les données d'entrée. Le modèle d'apprentissage automatique 202 peut avoir un ou plusieurs nœuds cachés, tels que le nœud caché 210, et un nœud de sortie 212. La sortie du nœud de sortie 212 peut être une valeur de ROP prévisionnel sur la base des données de surface.
- [0029] Le modèle d'apprentissage automatique 204 peut utiliser des données de fond de puits dérivées du capteur 106 en tant que données d'entrée pour déterminer une valeur de ROP prévisionnel correspondant aux données de fond de puits. Le modèle d'apprentissage automatique 204 peut avoir des nœuds d'entrée N, tels que des nœuds d'entrée 214, 216, pour recevoir les données d'entrée. Le modèle d'apprentissage automatique 204 peut avoir un ou plusieurs nœuds cachés, tels que le nœud caché 218, et un nœud de sortie 220. La sortie du nœud de sortie 220 peut être une autre valeur de ROP prévisionnel sur la base des données de fond de puits.
- [0030] Les données d'entrée dans le modèle d'apprentissage automatique 202 peuvent inclure des réglages d'outil de puits et des caractéristiques de puits de forage dérivées du capteur 116. Par exemple, les données d'entrée peuvent inclure des données de tours par minute du trépan de forage, une valeur de charge sur le trépan, une charge de boue, un type de roche, une résistance de roche, un débit du fluide de puits de forage, des données d'accélération tridimensionnelle, une abrasion du trépan de forage, ou toute combinaison de ceux-ci, parmi d'autres types de données utiles pour déterminer une valeur de ROP prévisionnel. Les données d'accélération tridimensionnelle peuvent inclure des valeurs d'accélération correspondant à des décalages indésirables dans le trépan de forage ou le train de forage tout au long du processus de forage. Les données d'abrasion peuvent correspondre à la quantité de friction subie par le trépan de forage tout au long du forage, laquelle peut être affectée par le degré d'usure du trépan de forage. Par exemple, un trépan de forage qui doit être remplacé en raison de l'émoussement ou de dommages peut entraîner un forage inefficace et par conséquent une réduction du ROP.
- [0031] Les données d'entrée dans le modèle d'apprentissage automatique 204 peuvent inclure des réglages d'outil de puits et des caractéristiques de puits de forage dérivées du capteur 106. Par exemple, les données d'entrée peuvent inclure l'un quelconque des

types de données discutés ci-dessus (par exemple, mais avec des valeurs différentes obtenues à l'aide du capteur 106).

[0032] On peut enseigner aux modèles d'apprentissage automatique 202, 204 à déterminer des corrélations entre diverses entrées et sorties. On peut par exemple, enseigner au modèle d'apprentissage automatique 202 en utilisant des données d'apprentissage qui incluent des milliers ou des millions de relations entre des données de surface et des taux de pénétration mesurés. On peut enseigner au modèle d'apprentissage automatique 204 séparément en utilisant des données d'apprentissage qui incluent des milliers ou des millions de relations entre les données de fond de puits et les taux de pénétration mesurés. Ce processus d'apprentissage peut être effectué en fournissant de manière itérative des ensembles de données de surface au premier modèle d'apprentissage automatique et des ensembles de données de fond de puits au deuxième modèle d'apprentissage automatique pour obtenir des sorties multiples indiquant les valeurs de ROP prévisionnel du trépan de forage à travers la formation souterraine. Les ensembles de données de surface et les ensembles de données de fond de puits peuvent être utilisés en tant que données d'apprentissage de surface et données d'apprentissage de fond de puits pour définir des relations multiples dans un ou plusieurs modèles d'apprentissage automatique. Le dispositif informatique peut créer des relations multiples entre les ensembles de données de surface, les ensembles de données de fond de puits et les sorties multiples, dans lequel les relations multiples définissent chaque modèle d'apprentissage automatique. Dans certains exemples, les données de surface obtenues précédemment et les données de fond de puits peuvent être utilisées pour enseigner à chaque modèle d'apprentissage automatique à produire des valeurs de ROP prévisionnel plus précises.

[0033] L'utilisation des données d'apprentissage de surface et des données d'apprentissage de fond de puits en tant qu'entrée dans le modèle d'apprentissage automatique 202 et le modèle d'apprentissage automatique 204, respectivement, peut affiner différentes pondérations (par exemple, des pondérations de nœud) et des biais sur la base des données d'apprentissage. Les pondérations peuvent augmenter ou diminuer la force d'une entrée au niveau d'une connexion nodale, de sorte que des entrées plus importantes peuvent recevoir plus de pondération si elles affectent davantage le ROP que les autres entrées. Ce processus d'apprentissage peut être itéré jusqu'à ce que chaque modèle d'apprentissage automatique soit capable de déterminer une valeur de ROP avec un niveau de précision acceptable (par exemple, correcte à 95 %). Lorsque l'on a suffisamment enseigné à un modèle d'apprentissage automatique à l'aide des données d'apprentissage, le dispositif informatique peut exécuter les modèles d'apprentissage automatique pour prévoir de nouvelles données de sortie lorsque de nouvelles données d'entrée sont disponibles.

- [0034] Comme les valeurs des données de surface et des données de fond de puits peuvent être différentes, les modèles d'apprentissage automatique 202, 204 peuvent chacun produire des valeurs de ROP prévisionnel différentes. Les modèles d'apprentissage automatique 202, 204 peuvent être exécutés en parallèle pour produire simultanément deux valeurs de ROP prévisionnel. Un autre nœud 222 peut utiliser les sorties des nœuds de sortie 212, 220 en tant qu'entrée et produire une valeur de ROP prévisionnel finale sur la base des sorties des nœuds de sortie 212, 220. Ainsi, cette valeur de ROP prévisionnel finale est déterminée en utilisant à la fois les données de surface et les données de fond de puits.
- [0035] Dans certains exemples, le nœud 222 peut être un nœud d'entrée d'un modèle d'apprentissage automatique existant. Dans d'autres exemples, le nœud 222 peut être un nœud d'entrée d'un modèle d'apprentissage automatique supplémentaire, distinct des modèles d'apprentissage automatique 202, 204. Le modèle d'apprentissage automatique supplémentaire peut inclure des nœuds cachés correspondants et un nœud de sortie similaire aux modèles d'apprentissage automatique 202, 204, dans lesquels le nœud de sortie fournit la valeur de ROP finale. On peut enseigner au modèle d'apprentissage automatique supplémentaire de la même manière qu'aux modèles d'apprentissage automatique 202, 204, de sorte que les entrées reçoivent certaines pondérations et biais.
- [0036] Alors que le modèle d'apprentissage automatique 202, le modèle d'apprentissage automatique 204 et le nœud 222 sont décrits ci-dessus comme étant séparés les uns des autres, dans d'autres exemples, ils peuvent tous former collectivement un modèle d'apprentissage automatique unique. Par exemple, les modèles d'apprentissage automatique 202, 204 peuvent tous deux être des parties (par exemple, des parties parallèles) d'un modèle d'apprentissage automatique unique et configurés pour fournir automatiquement leurs sorties au nœud de sortie 212, qui peut également être une partie du modèle d'apprentissage automatique unique. Le modèle d'apprentissage automatique 202, le modèle d'apprentissage automatique 204 et le nœud 222 peuvent être combinés ou reconfigurés de toute manière appropriée.
- [0037] L'utilisation d'entrées de données multiples pour déterminer, en parallèle, deux valeurs de ROP distinctes pouvant ensuite être utilisées pour déterminer une valeur de ROP prévisionnel finale peut augmenter la précision de la valeur de ROP prévisionnel finale. Dans certains exemples, la valeur de ROP prévisionnel finale peut être déterminée au niveau du nœud 222, qui peut sélectionner l'une des valeurs de ROP du nœud de sortie 212 et du nœud de sortie 220. En variante, le nœud 222 peut faire la moyenne des valeurs de ROP du nœud de sortie 212 et du nœud de sortie 220. Dans encore un autre exemple, le nœud 222 peut déterminer la valeur ROP finale en attribuant les valeurs de ROP du nœud de sortie 212 et du nœud de sortie 220 avec des

pondérations spécifiques, de sorte qu'une valeur peut avoir plus de pondération que l'autre. Par exemple, si la valeur de ROP prévisionnel du modèle d'apprentissage automatique 204 est déterminée comme étant plus précise que la valeur de ROP prévisionnel du modèle d'apprentissage automatique 202, alors une plus grande pondération sera accordée à la valeur de ROP prévisionnel du modèle d'apprentissage automatique 204 lors de la détermination d'une valeur de ROP prévisionnel finale (par exemple, la valeur de ROP prévisionnel finale peut sembler être plus proche de la valeur de ROP prévisionnel du modèle d'apprentissage automatique 204 que de la valeur de ROP prévisionnel du modèle d'apprentissage automatique 202).

[0038] Alors que les exemples ci-dessus peuvent impliquer les modèles d'apprentissage automatique 202, 204 prévoyant des sorties sur la base d'entrées données, d'autres exemples peuvent impliquer la prévision de valeurs pour des paramètres d'entrée sur la base d'une sortie donnée (par exemple, souhaitée). Par exemple, le dispositif informatique peut utiliser des milliers, voire des millions, de relations entre les données d'entrée et les données de sortie pour créer un modèle permettant à un utilisateur de saisir une valeur de ROP souhaitée et d'obtenir, en tant que valeurs de sortie, des réglages d'outil de puits et des caractéristiques de puits de forage afin d'obtenir les valeurs de ROP souhaitées. Ce modèle peut être appelé modèle de ROP. Par exemple, le dispositif informatique peut recevoir une entrée correspondant à un ROP qui a une valeur supérieure au ROP actuel d'un trépan de forage, de sorte que la valeur de ROP d'entrée est la valeur optimisée par rapport à la valeur actuelle. Le dispositif informatique peut exécuter le modèle de ROP pour déterminer les données d'entrée devant être modifiées pour appliquer la valeur de ROP souhaitée dans le processus de forage en cours. Sur la base des données d'entrée à modifier, les réglages d'outil de puits et les caractéristiques de puits de forage correspondant à ces données d'entrée peuvent être ajustés pour permettre la modification des données d'entrée, ce qui peut entraîner à son tour la modification du ROP en temps réel comme étant proche ou égale à la valeur de ROP souhaitée.

[0039] Dans certains exemples, le modèle de ROP peut être généré au moins en partie en utilisant des modèles d'apprentissage automatique 202, 204. Par exemple, des milliers voire des millions de points de données d'entrée peuvent être fournis de manière itérative aux modèles d'apprentissage automatique 202, 204 pour obtenir des sorties prévisionnelles. Le dispositif informatique peut établir des relations entre les points de données d'entrée et les sorties prévisionnelles pour créer le modèle de ROP.

[0040] Les processus décrits dans certains exemples peuvent être exécutés en temps réel pour déterminer et mettre à jour en continu une valeur de ROP prévisionnel tout au long du processus de forage. Cela peut permettre d'empêcher les erreurs de forage et d'éviter d'autres problèmes. Par exemple, en déterminant qu'une valeur de ROP pré-

visionnel est différente d'une valeur de ROP souhaitée ou attendue, le dispositif informatique peut utiliser le modèle de ROP pour déterminer laquelle des entrées est probablement à l'origine de la déviation. Une fois la source de l'erreur identifiée, le dispositif informatique peut ajuster les caractéristiques de fonctionnement d'un ou de plusieurs outils de puits ou les caractéristiques de puits de forage afin de rectifier l'erreur aux fins de l'obtention du ROP souhaité. Dans certains exemples, en exécutant les modèles d'apprentissage automatique 202, 204 en parallèle, le dispositif informatique peut minimiser le temps nécessaire pour déterminer une valeur de ROP prévisionnel finale, qui peut à son tour être utilisée pour déterminer une source et des mesures correctives pour une erreur.

[0041] La figure 3 est un organigramme d'un processus pour déterminer des prévisions de ROP selon un exemple. La décomposition en mode empirique peut être utilisée conjointement avec les processus d'apprentissage automatique parallèles décrits à la figure 2 pour déterminer une valeur de ROP prévisionnel plus précise.

[0042] Les capteurs de surface et de fond de puits peuvent détecter les données de surface correspondant à un ou plusieurs signaux de tension (par exemple, la tension du moteur) et les données de fond de puits correspondant à un ou plusieurs signaux de vibration, puis transmettre les données de surface et les données de fond de puits au dispositif informatique. Cependant, les signaux de tension et les signaux de vibration peuvent être au format brut, de sorte que les paramètres de forage associés aux valeurs de ROP (par exemple, le nombre de tours par minute du trépan de forage, la résistance de roche, le débit, la charge de boue, la charge sur le trépan, etc.) peuvent ne pas être facilement identifiables sans manipulation des signaux de tension et des signaux de vibration. Dans certains exemples, le format brut peut être un format analogique. Le signal de tension correspondant aux données de surface peut être un signal incluant des indications sur les caractéristiques de puits de forage, les réglages et les performances de l'outil de puits, comme indiqué par les pics d'intensité. Le signal de vibration correspondant aux données de fond de puits peut être un signal qui compose les vibrations résultant des caractéristiques de puits de forage, des réglages et des performances d'outil de puits. Par exemple, certaines puissances et fréquences du signal de vibration brut peuvent être attribuées à l'abrasion du trépan de forage, tandis que d'autres puissances et fréquences du signal de vibration brut peuvent être le résultat du débit (par exemple, la viscosité du fluide de puits de forage peut amortir les vibrations). À titre d'exemple supplémentaire, un signal de tension correspondant à la tension de moteur peut être sensible aux paramètres fonctionnels des outils de production de fond de puits utilisés pour le pompage de fluides. L'interprétation et la déconvolution du signal de tension peuvent fournir des informations sur les conditions de la pompe.

[0043] En utilisant la décomposition en mode empirique, les signaux bruts de tension et de

vibration provenant des capteurs de surface et de fond de puits peuvent être répartis selon leurs parts contributives. Les signaux bruts de tension et de vibration peuvent être décomposés ou déconvolués en modes inférieurs en éliminant le bruit jusqu'à ce qu'aucune déconvolution ne puisse être effectuée. Le signal brut 302 peut représenter un signal brut de tension détecté par le capteur de surface situé à la surface du puits de forage. La décomposition du signal brut 302 via la décomposition en mode empirique au bloc 304 peut entraîner l'isolement des contributions de signal provenant de diverses sources qui affectent le ROP. La décomposition de signal brut 302 peut entraîner des sous-signaux N, tels qu'un sous-signal A 306, un sous-signal B 308 et un sous-signal N 310, le sous-signal N 310 pouvant représenter un nombre quelconque de sous-signaux supplémentaires que l'on peut décomposer à partir du signal brut 302. Les sous-signaux A 306, B 308, N 310 peuvent correspondre séparément à des paramètres de forage tels que le nombre de tours par minute du trépan de forage, la résistance de roche, le débit, la charge de boue, la charge sur le trépan, ces paramètres de forage dépendant des réglages d'outil de puits et des caractéristiques de puits de forage.

[0044] Le modèle d'apprentissage automatique 202 peut accepter les sous-signaux A 306, B 308, N 310 en tant qu'entrée. Le modèle d'apprentissage automatique 202 peut affecter diverses pondérations et divers biais aux sous-signaux, comme décrit par certains exemples. Une pondération SW1 312 peut être affectée au sous-signal A 306, une pondération SW2 314 peut être affectée au sous-signal B 308 et une pondération SWN 316 peut être affectée au sous-signal N 310, la pondération SWN 316 pouvant représenter un nombre quelconque de pondérations supplémentaires différentes pour un nombre quelconque de sous-signaux supplémentaires. L'affectation de pondérations aux divers sous-signaux via le modèle d'apprentissage automatique 202 peut entraîner un sous-signal pondéré A 318, un sous-signal pondéré B 320 et un sous-signal pondéré N 322. Sur la base de ces sous-signaux pondérés, le modèle d'apprentissage automatique 202 peut déterminer et générer une valeur de ROP de surface prévisionnel 324 dérivée du signal brut 302.

[0045] Une valeur de ROP peut être déterminée pour les données de fond de puits parallèlement à la valeur de ROP de surface prévisionnel 324. Le signal brut 326 peut représenter un signal de tension brut mesuré par le capteur de fond de puits situé à l'intérieur du puits de forage. La décomposition du signal brut 326 via le bloc de décomposition en mode empirique 328 peut entraîner l'isolement des contributions de signal provenant de diverses sources qui affectent le ROP. La décomposition du signal brut 326 peut entraîner des sous-signaux N, tels qu'un sous-signal A 330, un sous-signal B 332 et un sous-signal N 334, le sous-signal N 334 pouvant représenter un nombre quelconque de sous-signaux supplémentaires que l'on peut décomposer à

partir du signal brut 326. Les sous-signaux A 330, B 332, N 334 peuvent correspondre séparément à des paramètres de forage tels que le nombre de tours par minute du trépan de forage, la résistance de roche, le débit, la charge de boue, la charge sur le trépan, ces paramètres dépendants des réglages d'outil de puits et des caractéristiques de puits de forage.

[0046] Le modèle d'apprentissage automatique 204 peut accepter les sous-signaux A 330, B 332, N 334 en tant qu'entrée. Le modèle d'apprentissage automatique 204 peut affecter diverses pondérations et divers biais aux sous-signaux, comme décrit par certains exemples. Une pondération D W1 336 peut être affectée au sous-signal A 330, une pondération D W2 338 peut être affectée au sous-signal B 332 et une pondération D WN 340 peut être affectée au sous-signal N 334, la pondération D WN 340 pouvant représenter un nombre quelconque de pondérations supplémentaires différentes pour un nombre quelconque de sous-signaux supplémentaires. L'affectation de pondérations aux divers sous-signaux via le modèle d'apprentissage automatique 204 peut entraîner un sous-signal pondéré A 342, un sous-signal pondéré B 344 et un sous-signal pondéré N 346. Sur la base de ces sous-signaux pondérés, le modèle d'apprentissage automatique 204 peut déterminer et générer une valeur de ROP de fond de puits prévisionnel 348 dérivée du signal brut 326.

[0047] Le nœud 222 peut accepter la valeur de ROP de surface prévisionnel 324 et la valeur de ROP de fond de puits prévisionnel 348 en tant qu'entrée, comme décrit dans certains exemples. La sortie provenant du nœud 222, le nœud pouvant ou non faire partie d'un modèle d'apprentissage automatique distinct, peut être une valeur de ROP prévisionnel plus précise 350. L'utilisation de la décomposition en mode empirique en conjonction avec des modèles d'apprentissage automatique en parallèle peut aider à identifier les erreurs dans les opérations d'un outil de puits ou les problèmes liés aux caractéristiques de puits de forage. En identifiant ces problèmes de manière plus précise et plus rapide, des solutions peuvent être apportées plus tôt pour optimiser le ROP réel du trépan de forage tout au long des opérations de forage.

[0048] Dans certains exemples, l'un quelconque des signaux, sous-signaux, entrées et sorties décrits précédemment sur la figure 3 peuvent être dans un format numérique et/ou les processus exécutés par les blocs de décomposition en mode empirique 304, 328 peuvent ne pas être mis en œuvre. Dans de tels exemples, des signaux numériques peuvent être utilisés en tant qu'entrée dans les modèles d'apprentissage automatique 202, 204 et le nœud 222 pour produire la valeur de ROP de surface prévisionnel 324, la valeur de ROP de fond de puits prévisionnel 348 et la valeur de ROP prévisionnel 350 dans des formats numériques. Dans certains exemples, une combinaison de signaux numériques et de signaux analogiques peut être utilisée en tant qu'entrée dans les modèles d'apprentissage automatique 202, 204 et le nœud 222.



[0049] La figure 4 est un autre organigramme représentant un autre processus de prévisions de ROP selon un exemple. De multiples modèles d'apprentissage automatique peuvent être élaborés, enseignés et/ou utilisés en parallèle pour déterminer une valeur de ROP prévisionnel plus précise. L'exemple représenté dans la figure 4 inclut la décomposition du signal brut 302 et du signal brut 326 pour obtenir la valeur de ROP de surface prévisionnel 324 et la valeur de ROP de fond de puits prévisionnel 348 via le modèle d'apprentissage automatique 202 et le modèle d'apprentissage automatique 204, respectivement, comme décrit dans la figure 3. Un nombre quelconque de signaux bruts supplémentaires provenant d'autres capteurs ou sources de données de système de puits peut être décomposé pour produire un nombre quelconque de valeurs de ROP prévisionnel supplémentaires. L'augmentation du nombre de modèles d'apprentissage automatique pour déterminer des valeurs de ROP prévisionnel supplémentaires peut aider à produire une valeur de ROP finale plus précise.

[0050] Par exemple, un capteur en plus du capteur de surface et du capteur de fond de puits mentionnés précédemment peut mesurer un signal brut 402. Le capteur supplémentaire peut être situé, par exemple, à l'intérieur de l'ensemble de trépan de forage, plutôt que près du trépan de forage couplé au train de forage. Dans certains exemples, plusieurs capteurs peuvent être couplés en ligne avec le train de forage sur toute la longueur du train de forage. On peut supposer que de multiples itérations de l'exemple suivant peuvent être mises en œuvre en parallèle avec les exemples de décomposition de signaux décrits précédemment. La décomposition du signal brut 402 via le bloc de décomposition en mode empirique 404 peut entraîner l'isolement des contributions de signal provenant de diverses sources qui affectent le ROP. La décomposition du signal brut 402 peut résulter en N sous-signaux, tels qu'un sous-signal A 406, un sous-signal B 408 et un sous-signal N 410, le sous-signal N 410 pouvant représenter un nombre quelconque de sous-signaux supplémentaires que l'on peut décomposer à partir du signal brut 402. Les sous-signaux A 406, B 408, N 410 peuvent correspondre séparément à des paramètres de forage tels que le nombre de tours par minute du trépan de forage, la résistance de roche, le débit, la charge de boue, la charge sur le trépan, ces paramètres dépendant des réglages d'outil de puits et des caractéristiques de puits de forage.

[0051] Le modèle d'apprentissage automatique 412 peut utiliser en tant qu'entrée les sous-signaux A 330, B 332, N 334. Le modèle d'apprentissage automatique 412 peut affecter diverses pondérations et divers biais aux sous-signaux, comme décrit dans certains exemples. Une pondération NW1 414 peut être affectée au sous-signal A 406, une pondération NW2 416 peut être affectée au sous-signal B 408 et une pondération NWN 418 peut être affectée au sous-signal N 410, la pondération NWN 418 pouvant représenter un nombre quelconque de pondérations supplémentaires différentes pour

un nombre quelconque de sous-signaux supplémentaires. L'affectation de pondérations aux divers sous-signaux via le modèle d'apprentissage automatique 412 peut avoir pour résultat un sous-signal pondéré A 420, un sous-signal pondéré B 422 et un sous-signal pondéré N 424. Sur la base de ces sous-signaux pondérés, le modèle d'apprentissage automatique 412 peut déterminer et générer une autre valeur de ROP prévisionnel 426 dérivée du signal brut 402.

[0052] Le nœud 222 peut utiliser la valeur de ROP prévisionnel supplémentaire 426 en tant qu'entrée avec la valeur de ROP de surface prévisionnel 324 et la valeur de ROP de fond de puits prévisionnel 348. La sortie provenant du nœud 222, celui-ci pouvant faire partie d'un modèle d'apprentissage automatique distinct, peut être une valeur de ROP prévisionnel 428 plus précise. Comme décrit dans certains exemples, la valeur de ROP prévisionnel 428 peut être déterminée en sélectionnant la sortie la plus fiable et la plus précise parmi l'ensemble de sorties du modèle d'apprentissage automatique, en faisant la moyenne de l'ensemble des sorties du modèle d'apprentissage automatique, en affectant des pondérations à chaque sortie de l'ensemble de sorties du modèle d'apprentissage automatique, ou par tout autre procédé approprié. Par rapport à la valeur de ROP prévisionnel 350 déterminée dans la figure 3, l'utilisation supplémentaire de la valeur de ROP prévisionnel 426 peut permettre d'obtenir une valeur de ROP prévisionnel 428 plus précise.

[0053] Bien que l'exemple ci-dessus implique l'utilisation des sorties provenant de trois modèles d'apprentissage automatique 202, 204 et 412 en tant qu'entrée dans le nœud 222, d'autres exemples peuvent impliquer l'utilisation des sorties provenant d'un nombre quelconque et d'une combinaison quelconque de modèles d'apprentissage automatique en tant qu'entrée dans le nœud 222 afin de produire la valeur de ROP prévisionnel 428. De même, bien que les exemples ci-dessus impliquent d'effectuer la décomposition en utilisant des signaux bruts provenant d'un ou de plusieurs capteurs, d'autres exemples peuvent impliquer d'effectuer la décomposition en utilisant des signaux prétraités.

[0054] Dans certains exemples, l'un quelconque des signaux, sous-signaux, entrées et sorties décrits précédemment dans la figure 4 peuvent être au format numérique et/ou les processus mis en œuvre aux blocs de décomposition en mode empirique 304, 328, 404 peuvent ne pas être mis en œuvre. Dans ces exemples, des signaux numériques peuvent être utilisés en tant qu'entrée dans les modèles d'apprentissage automatique 202, 204, 412 et dans le nœud 222 pour produire la valeur de ROP de surface prévisionnel 324, la valeur de ROP de fond de puits prévisionnel 348, la valeur de ROP prévisionnel 426 et la valeur de ROP prévisionnel 428 au format numérique. Dans certains exemples, une combinaison de signaux numériques et de signaux analogiques peut être utilisée en tant qu'entrée dans les modèles d'apprentissage automatique 202, 204, 412 et le nœud

222.

- [0055] La figure 5 est un schéma fonctionnel d'un dispositif informatique pouvant être utilisé pour ajuster le fonctionnement d'un outil de puits pour manipuler un ROP d'un trépan de forage sur la base de multiples prévisions de ROP selon un exemple. Le dispositif informatique 120 peut inclure un processeur 502, un bus 504, une interface de communication 506 et une mémoire 508. Dans certains exemples, les composants représentés à la figure 5 (par exemple, le processeur 502, le bus 504, l'interface de communication 506, la mémoire 508) peuvent être intégrés dans une structure unique. Par exemple, les composants peuvent se trouver dans un seul logement. Dans d'autres exemples, les composants représentés à la figure 5 peuvent être distribués (par exemple, dans des logements séparés) et en communication électrique les uns avec les autres.
- [0056] Le processeur 502 peut exécuter une ou plusieurs opérations pour mettre en œuvre certains exemples. Le processeur 502 peut exécuter des instructions stockées dans la mémoire 508 pour effectuer les opérations. Le processeur 502 peut inclure un dispositif de traitement ou plusieurs dispositifs de traitement. Des exemples non limitatifs du processeur 502 incluent un réseau prédéfini programmable par l'utilisateur (« FPGA »), un circuit intégré à application spécifique (« ASIC »), un micro-processeur, etc.
- [0057] Le processeur 502 peut être couplé en communication à la mémoire 508 via le bus 504. La mémoire non volatile 508 peut inclure n'importe quel type de dispositif de mémoire qui conserve les informations stockées lorsqu'il est mis hors tension. Des exemples non limitatifs de la mémoire 508 incluent une mémoire morte effaçable et programmable électriquement (« EEPROM »), une mémoire flash ou tout autre type de mémoire non volatile. Dans certains exemples, au moins une partie de la mémoire 508 peut inclure un support à partir duquel le processeur 502 peut lire des instructions. Un support lisible par ordinateur peut inclure des dispositifs de stockage électroniques, optiques, magnétiques ou autres capables de fournir au processeur 502 des instructions lisibles par ordinateur ou un autre code de programme. Des exemples non limitatifs de supports lisibles par ordinateur incluent (sans toutefois s'y limiter) les disques magnétiques, les puces mémoires, la ROM, la mémoire vive (« RAM »), un ASIC, un processeur configuré, un stockage optique, ou tout autre support à partir duquel un processeur d'ordinateur peut lire des instructions. Les instructions peuvent inclure des instructions spécifiques au processeur générées par un compilateur ou un interpréteur à partir d'un code écrit dans un langage de programmation informatique approprié, y compris, par exemple, C, C++, C#, etc.
- [0058] Le dispositif informatique 120 peut être couplé en communication aux capteurs 106, 116 via l'interface de communication 506. L'interface de communication 506 peut être

configurée pour recevoir des informations de capteur de surface et des informations de capteur de fond de puits relatives au ROP du trépan de forage. L'interface de communication 506 peut être configurée pour transmettre les informations reçues provenant des capteurs 106, 116 à la mémoire 508 pour les stocker et les utiliser comme décrit dans les exemples.

- [0059] La mémoire 508 peut inclure un code de programme pour un module de décomposition 510, un module d'apprentissage automatique 512, un module de ROP 514 et un module d'ajustement d'outils de puits 516. Le module de décomposition 510 peut décomposer des signaux bruts (ou des signaux prétraités) provenant des capteurs 106, 116 en divers sous-signaux contributifs, comme décrit dans certains exemples. Le module d'apprentissage automatique 512 peut créer, enseigner et utiliser des modèles d'apprentissage automatique, comme décrit dans certains exemples. Le module de ROP 514 peut déterminer le ROP d'un trépan de forage en temps réel en utilisant les données de capteur les plus récentes. Le module de ROP 514 peut comparer le ROP du trépan de forage à une valeur de ROP prévisionnel déterminée par le module d'apprentissage automatique 512 pour déterminer si un ajustement du réglage d'outil de puits ou des caractéristiques de puits de forage doit être effectué. En réponse à la détermination qu'un ajustement doit être effectué, le module d'ajustement d'outil de puits 516 peut entraîner l'ajustement, comme décrit dans certains exemples. Le module de ROP 514 peut également recevoir une valeur de ROP souhaitée pour déterminer, via le module d'apprentissage automatique 512 (qui peut par exemple inclure un modèle de ROP), des ajustement d'outil de puits permettant d'effectuer le ROP souhaité en temps réel.
- [0060] La figure 6 est un diagramme de flux d'un processus d'ajustement du fonctionnement d'un outil de puits pour manipuler un ROP d'un trépan de forage sur la base de multiples valeurs de ROP prévisionnel selon un exemple. D'autres exemples peuvent inclure plus d'étapes, moins d'étapes, des étapes différentes ou un ordre différent des étapes décrites en relation avec la figure 6 Les étapes de la figure 6 sont décrites en référence aux composants discutés à la figure 5.
- [0061] Au bloc 602, un dispositif informatique 120 détermine des données de surface sur la base d'un premier signal de capteur provenant d'un capteur de surface 116. Le capteur de surface 116 peut transmettre un premier signal de capteur (par exemple, un signal brut), le premier signal de capteur pouvant correspondre à des données pouvant être utilisées pour déterminer une valeur de ROP prévisionnel. Le capteur de surface 116 peut être positionné à la surface d'un puits de forage foré à travers une formation souterraine. Le premier signal de capteur détecté par le capteur de surface 116 peut être décomposé en données de surface.
- [0062] Au bloc 604, le dispositif informatique 120 détermine des données de fond de puits

sur la base d'un second signal de capteur provenant d'un capteur de fond de puits 106. Le capteur de fond de puits 106 peut transmettre un second signal de capteur (par exemple, un signal brut), le second signal de capteur pouvant correspondre à des données pouvant être utilisées pour déterminer une valeur de ROP prévisionnel. Le capteur de fond de puits 106 peut être positionné à l'intérieur du puits de forage foré à travers la formation souterraine. Une fois le second signal de capteur détecté, le capteur de fond de puits 106 peut être décomposé en données de fond de puits.

- [0063] Au bloc 606, le dispositif informatique 120 fournit les données de surface en tant qu'entrée dans un premier modèle d'apprentissage automatique. Le premier modèle d'apprentissage automatique peut être configuré pour déterminer une première valeur indiquant un premier ROP prévisionnel d'un trépan de forage à travers la formation souterraine sur la base de données de surface.
- [0064] Au bloc 608, le dispositif informatique 120 fournit les données de fond de puits en tant qu'entrée dans un deuxième modèle d'apprentissage automatique. Le deuxième modèle d'apprentissage automatique peut être configuré pour déterminer une deuxième valeur indiquant un deuxième ROP prévisionnel d'un trépan de forage à travers la formation souterraine sur la base des données de fond de puits. La deuxième valeur peut être déterminée en parallèle avec la première valeur.
- [0065] Au bloc 610, le dispositif informatique 120 fournit la première valeur et la deuxième valeur en tant qu'entrée dans un troisième modèle d'apprentissage automatique. Le troisième modèle d'apprentissage automatique peut être configuré pour déterminer une troisième valeur indiquant un troisième ROP prévisionnel du trépan de forage à travers la formation souterraine sur la base de la première valeur et de la deuxième valeur. Le troisième ROP prévisionnel peut être plus précis que le premier ROP prévisionnel et le deuxième ROP prévisionnel.
- [0066] Au bloc 612, le dispositif informatique 120 entraîne l'ajustement d'une caractéristique de fonctionnement d'un outil de puits sur la base de la troisième valeur (par exemple, pour contrôler le ROP du trépan de forage). Par exemple, le dispositif informatique 120 peut entraîner l'ajustement d'un réglage d'outil de puits, d'une caractéristique de puits de forage ou des deux pour manipuler le ROP du trépan de forage. Le dispositif informatique 120 peut entraîner ces ajustements en transmettant des commandes à un ou plusieurs outils de puits ou en utilisant d'autres techniques.
- [0067] Comme discuté ci-dessus, le dispositif informatique 120 peut entraîner ces ajustements sur la base de la troisième valeur provenant du troisième modèle d'apprentissage automatique. Par exemple, la troisième valeur provenant du troisième modèle d'apprentissage automatique peut indiquer que le ROP du trépan de forage est sous-optimale (ou le sera ultérieurement), de sorte que le dispositif informatique peut entraîner en réponse l'ajustement d'un ou de plusieurs réglages d'outil de puits ou ca-

ractéristiques de puits de forage pour améliorer le ROP du trépan de forage.

[0068] Certains aspects de la présente invention peuvent être mis en œuvre selon un ou plusieurs des exemples suivants. Tel qu'utilisé ci-dessous, toute référence à une série d'exemples doit être comprise comme une référence à chacun de ces exemples de manière disjonctive (par exemple, « exemples 1-4 » doit être compris comme l'un quelconque des « exemples 1, 2, 3 ou 4 »).

[0069] L'exemple 1 est un système comprenant : un dispositif de traitement ; et un support lisible par ordinateur transitoire, ou non transitoire, comprenant un code de programme exécutable par le dispositif de traitement pour amener le dispositif de traitement à : déterminer des données de surface sur la base d'un premier signal de capteur provenant d'un capteur de surface, dans lequel le capteur de surface peut être positionné sur une surface d'un puits de forage foré à travers une formation souterraine ; déterminer des données de fond de puits sur la base d'un second signal de capteur provenant d'un capteur de fond de puits pouvant être positionné à l'intérieur du puits de forage ; fournir les données de surface en tant qu'entrée dans un premier modèle d'apprentissage automatique, dans lequel le premier modèle d'apprentissage automatique est configuré pour déterminer une première valeur indiquant un premier taux de pénétration (ROP) prévisionnel d'un trépan de forage à travers la formation souterraine sur la base des données de surface ; fournir les données de fond de puits en tant qu'entrée dans un deuxième modèle d'apprentissage automatique, dans lequel le deuxième modèle d'apprentissage automatique est configuré pour déterminer une deuxième valeur indiquant un deuxième ROP prévisionnel du trépan de forage à travers la formation souterraine sur la base des données de fond de puits ; fournir la première valeur et la deuxième valeur en tant qu'entrée dans un troisième modèle d'apprentissage automatique, dans lequel le troisième modèle d'apprentissage automatique est configuré pour déterminer une troisième valeur indiquant un troisième ROP prévisionnel du trépan de forage à travers la formation souterraine sur la base de la première valeur et de la deuxième valeur ; et entraîner l'ajustement d'une caractéristique de fonctionnement d'un outil de puits sur la base de la troisième valeur.

[0070] L'exemple 2 est le système selon l'exemple 1, dans lequel le support lisible par ordinateur transitoire, ou non transitoire, comprend en outre un code de programme exécutable par le dispositif de traitement pour amener le dispositif de traitement à : enseigner au premier modèle d'apprentissage automatique à l'aide d'un premier ensemble de données obtenu à partir du capteur de surface ; et enseigner au deuxième modèle d'apprentissage automatique à l'aide d'un second ensemble de données obtenu à partir du capteur de fond de puits.

[0071] L'exemple 3 est le système selon l'un quelconque des exemples 1 à 2, dans lequel le support lisible par ordinateur transitoire, ou non transitoire, comprend en outre un code

de programme exécutable par le dispositif de traitement pour amener le dispositif de traitement à : générer un modèle de ROP en : fournissant de manière itérative une pluralité de données de surface au premier modèle d'apprentissage automatique et une pluralité de données de fond de puits au deuxième modèle d'apprentissage automatique, afin d'obtenir une pluralité de sorties indiquant des valeurs de ROP prévisionnel du trépan de forage à travers la formation souterraine ; créant des relations multiples entre la pluralité de données de surface, la pluralité de données de fond de puits et une pluralité de sorties, dans lequel les relations multiples définissent le modèle de ROP ; recevoir une entrée indiquant une valeur de ROP souhaitée ; déterminer, à l'aide du modèle de ROP, une ou plusieurs valeurs de réglage pour un ou plusieurs outils de puits configurés pour obtenir la valeur de ROP souhaitée ; et ajuster les un ou plusieurs outils de puits afin que les une ou plusieurs valeurs de réglage entraînent une pénétration de la formation souterraine à la valeur de ROP souhaitée.

[0072] L'exemple 4 est le système selon l'un quelconque des exemples 1 à 4, dans lequel le troisième modèle d'apprentissage automatique est configuré pour déterminer la troisième valeur en sélectionnant soit la première valeur, soit la deuxième valeur en tant que troisième valeur.

[0073] L'exemple 5 est le système selon l'un quelconque des exemples 1 à 5, dans lequel le premier modèle d'apprentissage automatique, le deuxième modèle d'apprentissage automatique et le troisième modèle d'apprentissage automatique forment collectivement un seul et même modèle d'apprentissage automatique, et dans lequel le premier modèle d'apprentissage automatique et le deuxième modèle d'apprentissage automatique sont configurés pour fournir automatiquement en tant qu'entrées la première valeur et la deuxième valeur au troisième modèle d'apprentissage automatique.

[0074] L'exemple 6 est le système selon l'un quelconque des exemples 1 à 6, dans lequel le support lisible par ordinateur transitoire, ou non transitoire, comprend en outre un code de programme exécutable par le dispositif de traitement pour amener le dispositif de traitement à : recevoir le premier signal de capteur provenant du capteur de surface ; décomposer le premier signal de capteur en une première pluralité de signaux ; générer les données de surface sur la base de la première pluralité de signaux ; recevoir le second signal de capteur provenant du capteur de fond de puits, dans lequel le capteur de fond de puits est couplé à un train de forage ; décomposer le second signal de capteur en une seconde pluralité de signaux ; et générer les données de fond de puits sur la base de la seconde pluralité de signaux.

[0075] L'exemple 7 est le système selon l'exemple 6, dans lequel la première pluralité de signaux représente une première valeur de tours par minute du train de forage, une première valeur de charge sur le trépan et une première charge de boue, et dans lequel la seconde pluralité de signaux représente une seconde valeur de tours par minute du

train de forage, une seconde valeur de charge sur le trépan et une seconde charge de boue.

[0076] L'exemple 8 est le système selon l'un quelconque des exemples 1 à 7, dans lequel l'ajustement de la caractéristique de fonctionnement de l'outil de puits comprend le fait d'entraîner la modification d'une valeur de tours par minute du trépan de forage, d'une valeur de charge sur le trépan ou d'une valeur de charge de boue.

[0077] L'exemple 9 est un support lisible par ordinateur transitoire, ou non transitoire, comprenant un code de programme exécutable par un dispositif de traitement pour amener le dispositif de traitement à : déterminer des données de surface sur la base d'un premier signal de capteur provenant d'un capteur de surface, dans lequel le capteur de surface peut être positionné sur une surface d'un puits de forage foré à travers une formation souterraine ; déterminer des données de fond de puits sur la base d'un second signal de capteur provenant d'un capteur de fond de puits pouvant être positionné à l'intérieur du puits de forage ; fournir les données de surface en tant qu'entrée dans un premier modèle d'apprentissage automatique, dans lequel le premier modèle d'apprentissage automatique est configuré pour déterminer une première valeur indiquant un premier taux de pénétration (ROP) prévisionnel d'un trépan de forage à travers la formation souterraine sur la base des données de surface ; fournir les données de fond de puits en tant qu'entrée dans un deuxième modèle d'apprentissage automatique, dans lequel le deuxième modèle d'apprentissage automatique est configuré pour déterminer une deuxième valeur indiquant un deuxième ROP prévisionnel du trépan de forage à travers la formation souterraine sur la base des données de fond de puits ; fournir la première valeur et la deuxième valeur en tant qu'entrée dans un troisième modèle d'apprentissage automatique, dans lequel le troisième modèle d'apprentissage automatique est configuré pour déterminer une troisième valeur indiquant un troisième ROP prévisionnel du trépan de forage à travers la formation souterraine sur la base de la première valeur et de la deuxième valeur ; et entraîner l'ajustement d'une caractéristique de fonctionnement d'un outil de puits sur la base de la troisième valeur.

[0078] L'exemple 10 est le support lisible par ordinateur transitoire, ou non transitoire, selon l'exemple 9, dans lequel le support lisible par ordinateur transitoire, ou non transitoire, comprend en outre un code de programme exécutable par le dispositif de traitement pour amener le dispositif de traitement à : enseigner au premier modèle d'apprentissage automatique à l'aide d'un premier ensemble de données obtenu à partir du capteur de surface ; et enseigner au deuxième modèle d'apprentissage automatique à l'aide d'un second ensemble de données obtenu à partir du capteur de fond de puits.

[0079] L'exemple 11 est le support lisible par ordinateur transitoire, ou non transitoire, selon l'un quelconque des exemples 9 à 10, dans lequel le support lisible par ordinateur



transitoire, ou non transitoire, comprend en outre un code de programme exécutable par le dispositif de traitement pour amener le dispositif de traitement à : générer un modèle de ROP en : fournissant de manière itérative une pluralité de données de surface au premier modèle d'apprentissage automatique et une pluralité de données de fond de puits au deuxième modèle d'apprentissage automatique, afin d'obtenir une pluralité de sorties indiquant des valeurs de ROP prévisionnel du trépan de forage à travers la formation souterraine ; créant des relations multiples entre la pluralité de données de surface, la pluralité de données de fond de puits et une pluralité de sorties, dans lequel les relations multiples définissent le modèle de ROP ; recevoir une entrée indiquant une valeur de ROP souhaitée ; déterminer, à l'aide du modèle de ROP, une ou plusieurs valeurs de réglage pour un ou plusieurs outils de puits configurés pour obtenir la valeur de ROP souhaitée ; et ajuster les un ou plusieurs outils de puits afin que les une ou plusieurs valeurs de réglage entraînent une pénétration de la formation souterraine à la valeur de ROP souhaitée.

- [0080] L'exemple 12 est le support lisible par ordinateur transitoire, ou non transitoire, selon l'un quelconque des exemples 9 à 11, dans lequel le support lisible par ordinateur transitoire, ou non transitoire, comprend en outre un code de programme exécutable par le dispositif de traitement pour amener le dispositif de traitement à : recevoir le premier signal de capteur provenant du capteur de surface ; décomposer le premier signal de capteur en une première pluralité de signaux ; générer les données de surface sur la base de la première pluralité de signaux ; recevoir le second signal de capteur provenant du capteur de fond de puits, dans lequel le capteur de fond de puits est couplé à un train de forage ; décomposer le second signal de capteur en une seconde pluralité de signaux ; et générer les données de fond de puits sur la base de la seconde pluralité de signaux.
- [0081] L'exemple 13 est le support lisible par ordinateur transitoire, ou non transitoire, selon l'exemple 12, dans lequel la première pluralité de signaux représente une première valeur de tours par minute du train de forage, une première valeur de charge sur le trépan et une première charge de boue, dans lequel la seconde pluralité de signaux représente une seconde valeur de tours par minute du train de forage, une seconde valeur de charge sur le trépan et une seconde charge de boue.
- [0082] L'exemple 14 est le support lisible par ordinateur transitoire, ou non transitoire, selon l'un quelconque des exemples 9 à 13, dans lequel l'ajustement de la caractéristique de fonctionnement de l'outil de puits comprend le fait d'entraîner la modification d'une valeur de tours par minute du trépan de forage, d'une valeur de charge sur le trépan ou d'une valeur de charge de boue.
- [0083] L'exemple 15 est un procédé mis en œuvre par ordinateur comprenant : la détermination de données de surface sur la base d'un premier signal de capteur provenant

d'un capteur de surface, dans lequel le capteur de surface est positionné sur une surface d'un puits de forage foré à travers une formation souterraine ; la détermination de données de fond de puits sur la base d'un second signal de capteur provenant d'un capteur de fond de puits pouvant être positionné à l'intérieur du puits de forage ; la fourniture des données de surface en tant qu'entrée dans un premier modèle d'apprentissage automatique, dans lequel le premier modèle d'apprentissage automatique est configuré pour déterminer une première valeur indiquant un premier taux de pénétration (ROP)

[0084] prévisionnel d'un trépan de forage à travers la formation souterraine sur la base des données de surface ; la fourniture en tant qu'entrée des données de fond de puits à un deuxième modèle d'apprentissage automatique, dans lequel le deuxième modèle d'apprentissage automatique est configuré pour déterminer une deuxième valeur indiquant un deuxième ROP prévisionnel du trépan de forage à travers la formation souterraine sur la base des données de fond de puits ; la fourniture de la première valeur et de la deuxième valeur en tant qu'entrée dans un troisième modèle d'apprentissage automatique, dans lequel le troisième modèle d'apprentissage automatique est configuré pour déterminer une troisième valeur indiquant un troisième ROP prévisionnel du trépan de forage à travers la formation souterraine sur la base de la première valeur et de la deuxième valeur ; et le fait d'entraîner l'ajustement d'une caractéristique de fonctionnement d'un outil de puits sur la base de la troisième valeur.

[0085] L'exemple 16 est le procédé mis en œuvre par ordinateur selon l'exemple 15, comprenant en outre : l'enseignement au premier modèle d'apprentissage automatique à l'aide d'un premier ensemble de données obtenu à partir du capteur de surface ; et l'enseignement au deuxième modèle d'apprentissage automatique à l'aide d'un second ensemble de données obtenu à partir du capteur de fond de puits.

[0086] L'exemple 17 est le procédé mis en œuvre par ordinateur selon l'un quelconque des exemples 15 à 16, comprenant en outre : la génération d'un modèle de ROP en : fournissant de manière itérative une pluralité de données de surface au premier modèle d'apprentissage automatique et une pluralité de données de fond de puits au deuxième modèle d'apprentissage automatique, afin d'obtenir une pluralité de sorties indiquant des valeurs de ROP prévisionnel du trépan de forage à travers la formation souterraine ; créant des relations multiples entre la pluralité de données de surface, la pluralité de données de fond de puits et une pluralité de sorties, dans lequel les relations multiples définissent le modèle de ROP ; la réception d'une entrée indiquant une valeur de ROP souhaitée ; la détermination, à l'aide du modèle de ROP, d'une ou de plusieurs valeurs de réglage pour un ou plusieurs outils de puits configurés pour obtenir la valeur de ROP souhaitée ; et l'ajustement des un ou plusieurs outils de puits afin que les une ou plusieurs valeurs de réglage entraînent une pénétration de la

formation souterraine à la valeur de ROP souhaitée.

- [0087] L'exemple 18 est le procédé mis en œuvre par ordinateur selon l'un quelconque des exemples 15 à 17, comprenant en outre : la réception du premier signal de capteur provenant du capteur de surface ; la décomposition du premier signal de capteur en une première pluralité de signaux ; la génération des données de surface sur la base de la première pluralité de signaux ; la réception du second signal de capteur provenant du capteur de fond de puits, dans lequel le capteur de fond de puits est couplé à un train de forage ; la décomposition du second signal de capteur en une seconde pluralité de signaux ; et la génération des données de fond de puits sur la base de la seconde pluralité de signaux.
- [0088] L'exemple 19 est le procédé mis en œuvre par ordinateur selon l'exemple 18, dans lequel la première pluralité de signaux représente une première valeur de tours par minute du train de forage, une première valeur de charge sur le trépan et une première charge de boue, et dans lequel la seconde pluralité de signaux représente une seconde valeur de tours par minute du train de forage, une seconde valeur de charge sur le trépan et une seconde charge de boue.
- [0089] L'exemple 20 est le procédé mis en œuvre par ordinateur selon l'un quelconque des exemples 15 à 19, dans lequel l'ajustement de la caractéristique de fonctionnement de l'outil de puits comprend le fait d'entraîner la modification d'une valeur de tours par minute du trépan de forage, d'une valeur de charge sur le trépan ou d'une valeur de charge de boue.
- [0090] La description ci-dessus de certains exemples, y compris des exemples illustrés, a été présentée uniquement à des fins d'illustration et de description et n'est pas destinée à être exhaustive ni à limiter l'invention aux formes précises décrites. De nombreuses modifications, adaptations et utilisations de celles-ci seront évidentes à l'homme du métier sans sortir du cadre de l'invention.

## Revendications

[Revendication 1]

Système comprenant:

un dispositif de traitement; et

un support lisible par ordinateur comprenant un code de programme exécutable par le dispositif de traitement pour amener le dispositif de traitement à:

déterminer des données de surface sur la base d'un premier signal de capteur provenant d'un capteur de surface, dans lequel le capteur de surface peut être positionné sur une surface d'un puits de forage foré à travers une formation souterraine;

déterminer des données de fond de puits sur la base d'un second signal de capteur provenant d'un capteur de fond de puits pouvant être positionné à l'intérieur du puits de forage;

fournir les données de surface en tant qu'entrée dans un premier modèle d'apprentissage automatique, dans lequel le premier modèle d'apprentissage automatique est configuré pour déterminer une première valeur indiquant un premier taux de pénétration (ROP) prévisionnel d'un trépan de forage à travers la formation souterraine sur la base des données de surface;

fournir les données de fond de puits en tant qu'entrée dans un deuxième modèle d'apprentissage automatique, dans lequel le deuxième modèle d'apprentissage automatique est configuré pour déterminer une deuxième valeur indiquant un deuxième ROP prévisionnel du trépan de forage à travers la formation souterraine sur la base des données de fond de puits;

fournir la première valeur et la deuxième valeur en tant qu'entrée dans un troisième modèle d'apprentissage automatique, dans lequel le troisième modèle d'apprentissage automatique est configuré pour déterminer une troisième valeur indiquant un troisième ROP prévisionnel du trépan de forage à travers la formation souterraine sur la base de la première valeur et de la deuxième valeur; et

entraîner l'ajustement d'une caractéristique de fonctionnement d'un outil de puits sur la base de la troisième valeur.

[Revendication 2]

Support lisible par ordinateur comprenant un code de programme exécutable par un dispositif de traitement pour amener le dispositif de traitement à:

déterminer des données de surface sur la base d'un premier signal de

capteur provenant d'un capteur de surface, dans lequel le capteur de surface peut être positionné sur une surface d'un puits de forage foré à travers une formation souterraine;

déterminer des données de fond de puits sur la base d'un second signal de capteur provenant d'un capteur de fond de puits pouvant être positionné à l'intérieur du puits de forage;

fournir les données de surface en tant qu'entrée dans un premier modèle d'apprentissage automatique, dans lequel le premier modèle d'apprentissage automatique est configuré pour déterminer une première valeur indiquant un premier taux de pénétration (ROP) prévisionnel d'un trépan de forage à travers la formation souterraine sur la base des données de surface;

fournir les données de fond de puits en tant qu'entrée dans un deuxième modèle d'apprentissage automatique, dans lequel le deuxième modèle d'apprentissage automatique est configuré pour déterminer une deuxième valeur indiquant un deuxième ROP prévisionnel du trépan de forage à travers la formation souterraine sur la base des données de fond de puits;

fournir la première valeur et la deuxième valeur en tant qu'entrée dans un troisième modèle d'apprentissage automatique, dans lequel le troisième modèle d'apprentissage automatique est configuré pour déterminer une troisième valeur indiquant un troisième ROP prévisionnel du trépan de forage à travers la formation souterraine sur la base de la première valeur et de la deuxième valeur; et

entraîner l'ajustement d'une caractéristique de fonctionnement d'un outil de puits sur la base de la troisième valeur.

[Revendication 3]

Support lisible par ordinateur selon la revendication 2, dans lequel le support lisible par ordinateur comprend en outre un code de programme exécutable par le dispositif de traitement pour amener le dispositif de traitement à:

recevoir le premier signal de capteur provenant du capteur de surface; décomposer le premier signal de capteur en une première pluralité de signaux;

générer les données de surface sur la base de la première pluralité de signaux;

recevoir le second signal de capteur provenant du capteur de fond de puits, dans lequel le capteur de fond de puits est couplé au train de forage;

décomposer le second signal de capteur en une seconde pluralité de signaux; et  
généraliser les données de fond de puits sur la base de la seconde pluralité de signaux.

[Revendication 4] Support lisible par ordinateur selon la revendication 3, dans lequel la première pluralité de signaux représente une première valeur de tours par minute du train de forage, une première valeur de charge sur le trépan, et une première charge de boue, dans lequel la seconde pluralité de signaux représente une seconde valeur de tours par minute du train de forage, une seconde valeur de charge sur le trépan et une seconde charge de boue.

[Revendication 5] Support lisible par ordinateur selon l'une quelconque des revendications 2 à 4, dans lequel le support lisible par ordinateur comprend en outre un code de programme exécutable par le dispositif de traitement pour amener le dispositif de traitement à:  
enseigner au premier modèle d'apprentissage automatique à l'aide d'un premier ensemble de données obtenu à partir du capteur de surface; et  
enseigner au deuxième modèle d'apprentissage automatique à l'aide d'un second ensemble de données obtenu à partir du capteur de fond de puits.

[Revendication 6] Support lisible par ordinateur selon l'une quelconque des revendications 2 à 5, dans lequel le support lisible par ordinateur comprend en outre un code de programme exécutable par le dispositif de traitement pour amener le dispositif de traitement à:  
généraliser un modèle de ROP en:  
fournissant de manière itérative une pluralité de données de surface au premier modèle d'apprentissage automatique et une pluralité de données de fond de puits au deuxième modèle d'apprentissage automatique, afin d'obtenir une pluralité de sorties indiquant des valeurs de ROP prévisionnel du trépan de forage à travers la formation souterraine;  
créant des relations multiples entre la pluralité de données de surface, la pluralité de données de fond de puits et une pluralité de sorties, dans lequel les relations multiples définissent le modèle de ROP;  
recevoir une entrée indiquant une valeur de ROP souhaitée;  
déterminer, à l'aide du modèle de ROP, une ou plusieurs valeurs de réglage pour un ou plusieurs outils de puits configurés pour obtenir la valeur de ROP souhaitée; et  
ajuster les un ou plusieurs outils de puits afin que les une ou plusieurs

valeurs de réglage entraînent une pénétration de la formation souterraine à la valeur de ROP souhaitée.

[Revendication 7] Support lisible par ordinateur selon l'une quelconque des revendications 2 à 6, dans lequel l'ajustement de la caractéristique de fonctionnement de l'outil de puits comprend le fait d'entraîner la modification d'une valeur de tours par minute du trépan de forage, d'une valeur de charge sur le trépan ou d'une valeur de charge de boue.

[Revendication 8] Support lisible par ordinateur selon l'une quelconque des revendications 2 à 7, dans lequel le troisième modèle d'apprentissage automatique est configuré pour déterminer la troisième valeur en sélectionnant soit la première valeur soit la deuxième valeur en tant que troisième valeur.

[Revendication 9] Support lisible par ordinateur selon l'une quelconque des revendications 2 à 8, dans lequel le premier modèle d'apprentissage automatique, le deuxième modèle d'apprentissage automatique, et le troisième modèle d'apprentissage automatique forment collectivement un seul et même modèle d'apprentissage automatique, et dans lequel le premier modèle d'apprentissage automatique et le deuxième modèle d'apprentissage automatique sont configurés pour fournir automatiquement la première valeur et la deuxième valeur en tant qu'entrée dans un troisième modèle d'apprentissage automatique.

[Revendication 10] Procédé mis en œuvre par ordinateur, comprenant:  
 la détermination de données de surface sur la base d'un premier signal de capteur provenant d'un capteur de surface, dans lequel le capteur de surface est positionné sur une surface d'un puits de forage foré à travers une formation souterraine;  
 la détermination de données de fond de puits sur la base d'un second signal de capteur provenant d'un capteur de fond de puits positionné à l'intérieur du puits de forage;  
 la fourniture des données de surface en tant qu'entrée dans un premier modèle d'apprentissage automatique, dans lequel le premier modèle d'apprentissage automatique est configuré pour déterminer une première valeur indiquant un premier taux de pénétration (ROP) prévisionnel d'un trépan de forage à travers la formation souterraine sur la base des données de surface;  
 la fourniture des données de fond de puits en tant qu'entrée dans un deuxième modèle d'apprentissage automatique, dans lequel le deuxième modèle d'apprentissage automatique est configuré pour déterminer une deuxième valeur indiquant un deuxième ROP prévisionnel du trépan de

forage à travers la formation souterraine sur la base des données de fond de puits;

la fourniture de la première valeur et de la deuxième valeur en tant qu'entrée dans un troisième modèle d'apprentissage automatique, dans lequel le troisième modèle d'apprentissage automatique est configuré pour déterminer une troisième valeur indiquant un troisième ROP prévisionnel du trépan de forage à travers la formation souterraine sur la base de la première valeur et de la deuxième valeur; et

le fait d'entraîner l'ajustement d'une caractéristique de fonctionnement d'un outil de puits sur la base de la troisième valeur.

[Revendication 11] Procédé mis en œuvre par ordinateur selon la revendication 10, comprenant en outre:

la réception du premier signal de capteur provenant du capteur de surface;

la décomposition du premier signal de capteur en une première pluralité de signaux;

la génération des données de surface sur la base de la première pluralité de signaux;

la réception du second signal de capteur provenant du capteur de fond de puits, dans lequel le capteur de fond de puits est couplé au train de forage;

la décomposition du second signal de capteur en une seconde pluralité de signaux; et

la génération des données de fond de puits sur la base de la seconde pluralité de signaux.

[Revendication 12] Procédé mis en œuvre par ordinateur selon la revendication 11, dans lequel la première pluralité de signaux représente une première valeur de tours par minute du train de forage, une première valeur de charge sur le trépan, et une première charge de boue, et dans lequel la seconde pluralité de signaux représente une seconde valeur de tours par minute du train de forage, une seconde valeur de charge sur le trépan et une seconde charge de boue.

[Revendication 13] Procédé mis en œuvre par ordinateur selon l'une quelconque des revendications 10 à 12, comprenant en outre:

l'enseignement au premier modèle d'apprentissage automatique à l'aide d'un premier ensemble de données obtenu à partir du capteur de surface;

et

l'enseignement au deuxième modèle d'apprentissage automatique à



l'aide d'un second ensemble de données obtenu à partir du capteur de fond de puits.

[Revendication 14]

Procédé mis en œuvre par ordinateur selon l'une quelconque des revendications 10 à 13, comprenant en outre:

la génération d'un modèle de ROP en:

fournissant de manière itérative une pluralité de données de surface au premier modèle d'apprentissage automatique et une pluralité de données de fond de puits au deuxième modèle d'apprentissage automatique, afin d'obtenir une pluralité de sorties indiquant des valeurs de ROP prévisionnel du trépan de forage à travers la formation souterraine;

créant des relations multiples entre la pluralité de données de surface, la pluralité de données de fond de puits et une pluralité de sorties, dans lequel les relations multiples définissent le modèle de ROP;

la réception d'une entrée indiquant une valeur de ROP souhaitée;

la détermination, à l'aide du modèle de ROP, d'une ou de plusieurs valeurs de réglage pour un ou plusieurs outils de puits configurés pour obtenir la valeur de ROP souhaitée; et

l'ajustement des un ou plusieurs outils de puits afin que les une ou plusieurs valeurs de réglage entraînent une pénétration de la formation souterraine à la valeur de ROP souhaitée.

[Revendication 15]

Procédé mis en œuvre par ordinateur selon l'une quelconque des revendications 10 à 14, dans lequel l'ajustement de la caractéristique de fonctionnement de l'outil de puits comprend le fait d'entraîner la modification d'une valeur de tours par minute du trépan de forage, d'une valeur de charge sur le trépan ou d'une valeur de charge de boue.



[Fig. 2]

2/6

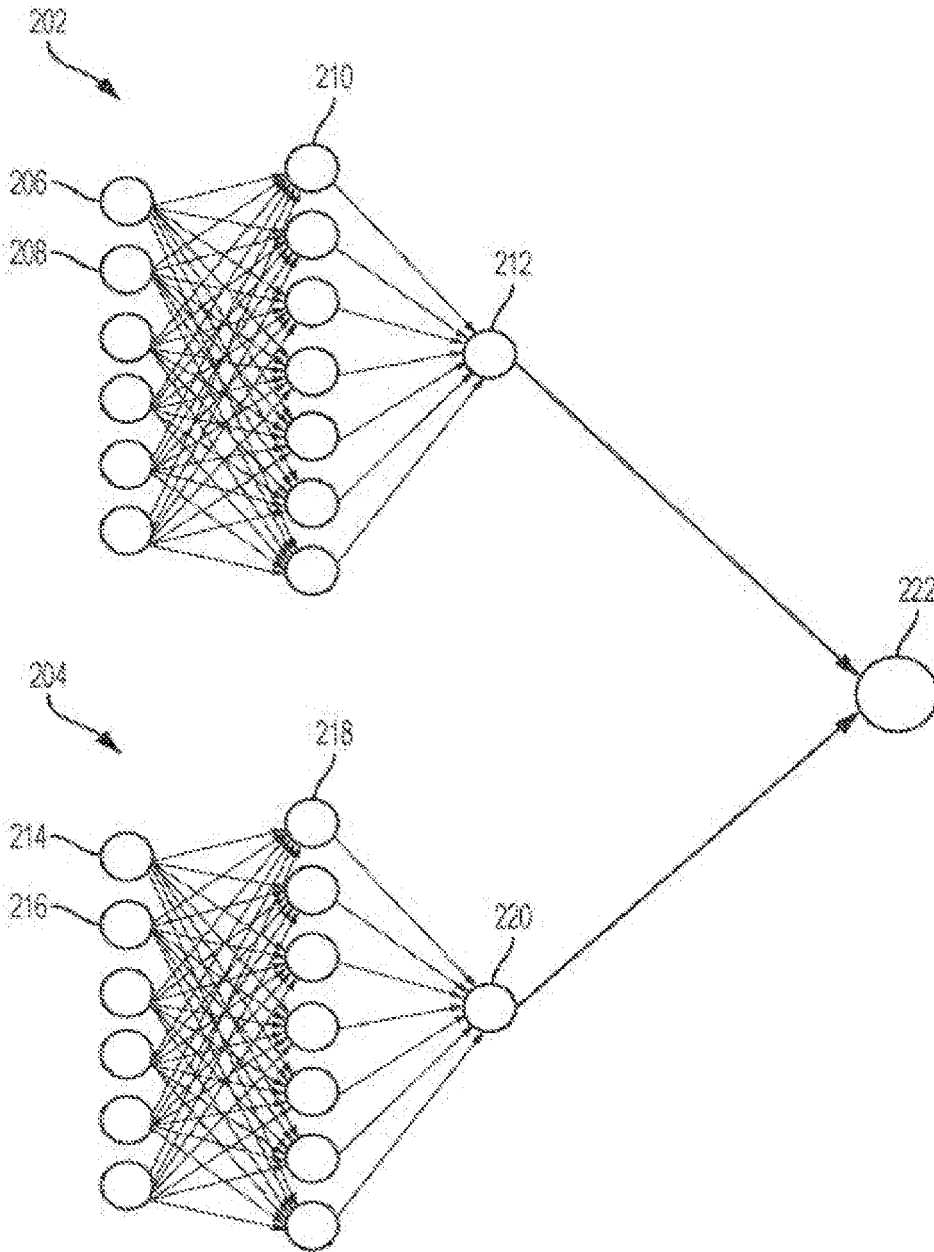


FIG. 2

[Fig. 3]

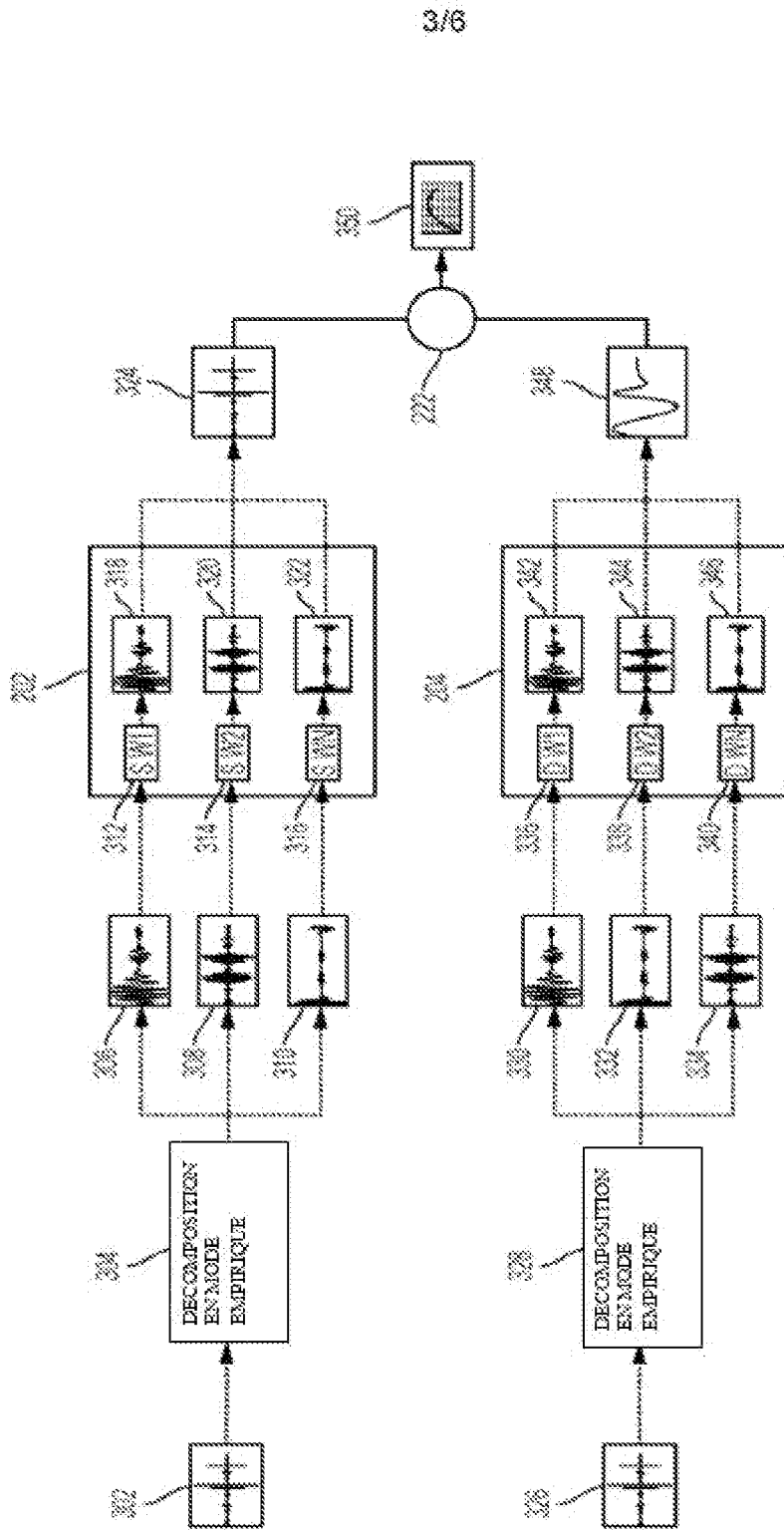


FIG. 3

[Fig. 4]

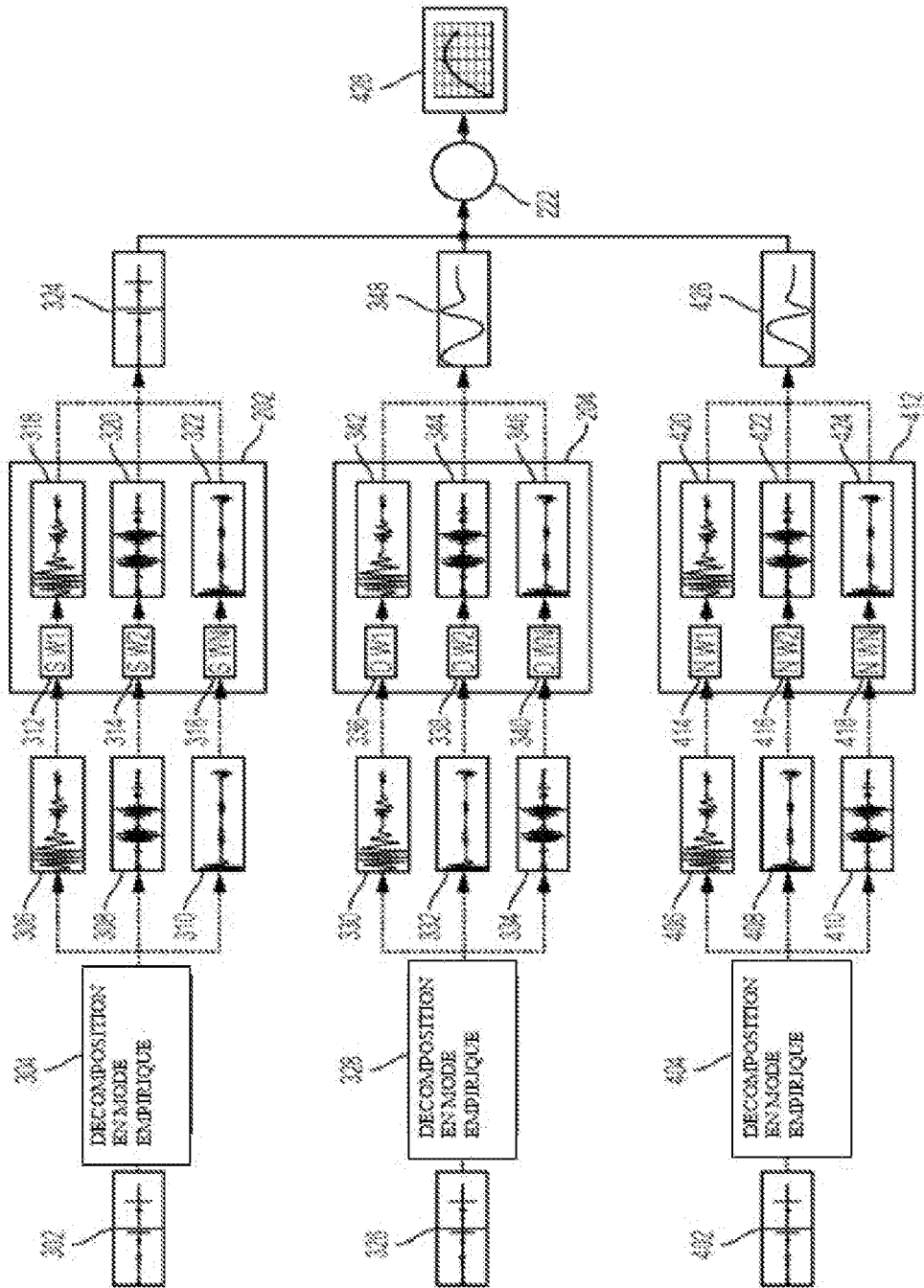


FIG. 4

[Fig. 5]

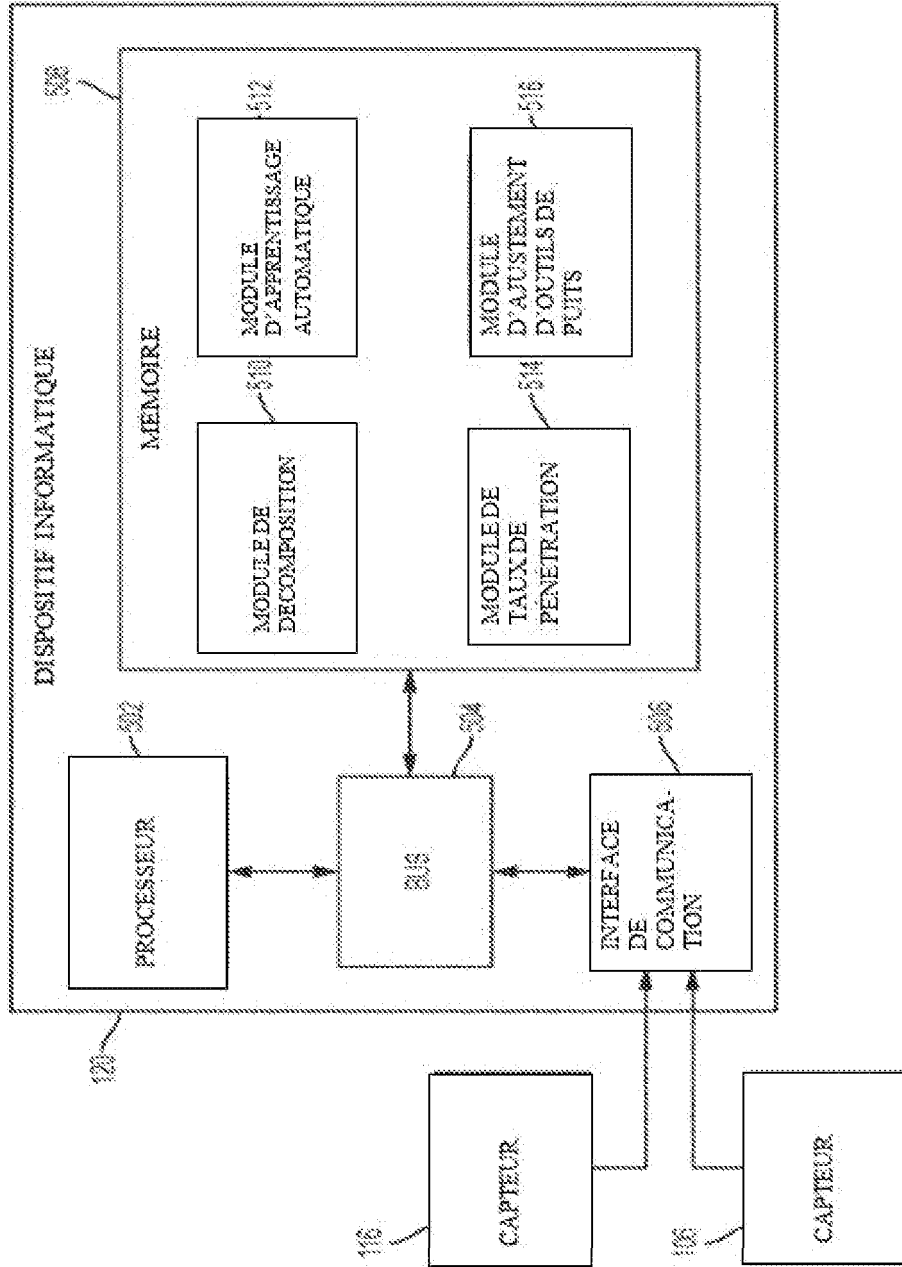


FIG. 5

[Fig. 6]

6/6

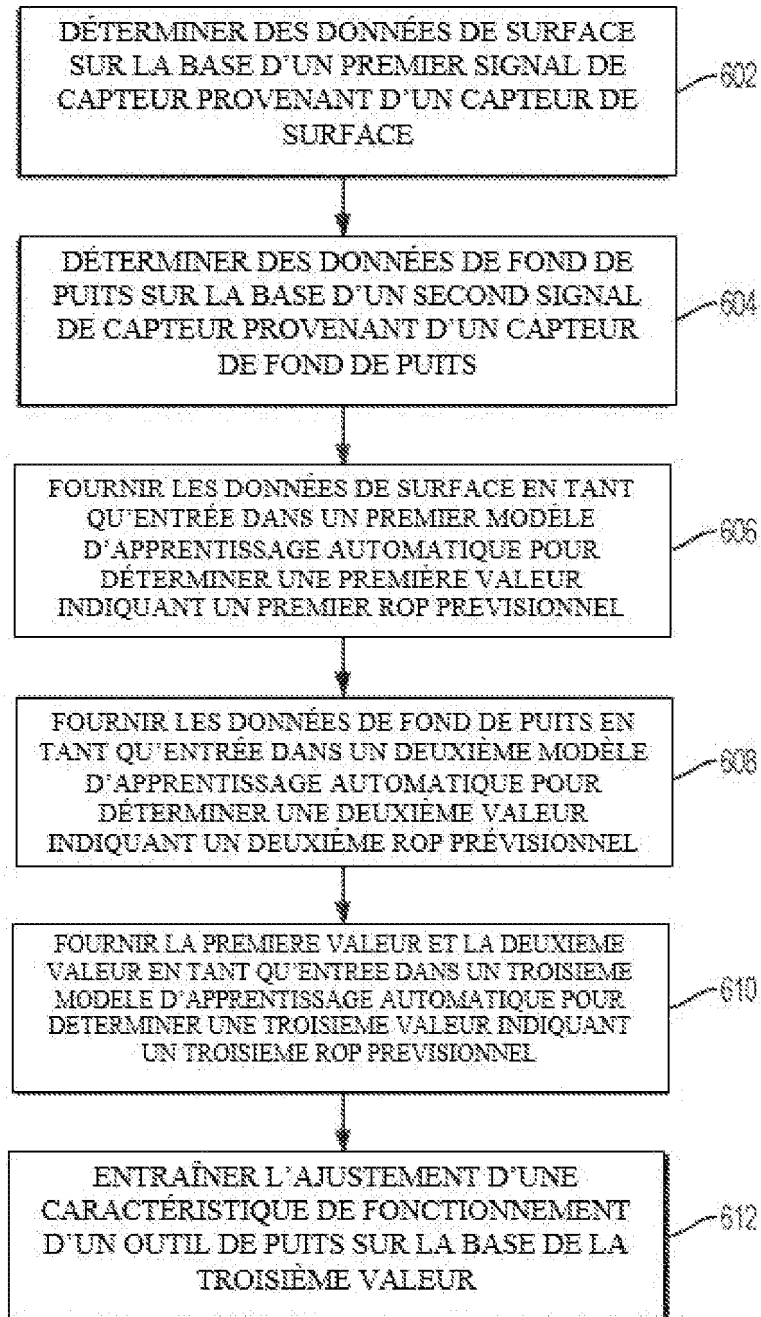


FIG. 6