EP 2 022 934 A2 (11)

(12)

DEMANDE DE BREVET EUROPEEN

(43) Date de publication:

11.02.2009 Bulletin 2009/07

(51) Int Cl.:

E21B 41/00 (2006.01)

(21) Numéro de dépôt: 08290725.4

(22) Date de dépôt: 25.07.2008

(84) Etats contractants désignés:

AT BE BG CH CY CZ DE DK EE ES FI FR GB GR HR HU IE IS IT LI LT LU LV MC MT NL NO PL PT **RO SE SI SK TR**

Etats d'extension désignés:

AL BA MK RS

(30) Priorité: 06.08.2007 FR 0705740

(71) Demandeur: IFP

92852 Rueil-Malmaison Cédex (FR)

(72) Inventeurs:

- Busby, Daniel 92500 Rueil-Malmaison (FR)
- Feraille, Mathieu 78800 Houilles (FR)
- Romary, Thomas 75012 Paris (FR)
- Touzani, Samir 92800 Puteaux (FR)

(54)Méthode pour évaluer un schéma de production d'un gisement souterrain en tenant compte des incertitudes

Méthode pour évaluer un schéma de production d'un gisement souterrain en tenant compte des incertitudes.

On sélectionne des paramètres d'entrée d'un simulateur d'écoulement, caractérisant le gisement et le schéma de production. On construit un modèle analytique approché permettant de prédire les réponses du gisement. On définit un degré de précision D_p que l'on souhaite obtenir, ce degré de précision D_p mesurant l'écart entre les réponses du modèle et celles du simulateur. On calcule le degré de précision $D_p(M)$ des prédictions du modèle. On construit un plan d'expériences de façon à sélectionner des simulations à réaliser, pertinentes pour ajuster le modèle. On réalise les simulations sélectionnées par le plan d'expérience, puis, pour chacune des réponses simulées par le simulateur, on ajuste le modèle analytique à l'aide d'une méthode d'approximation. On réitère jusqu'à ce que le degré de précision souhaité D_n soit atteint. Enfin, on évalue le schéma de production, en analysant les réponses du gisement prédites par le modèle analytique approché.

Application notamment à l'exploitation de gisements pétroliers.

Quantifier l'incertitude des paramètres du simulateur Sélectionner les paramètres incertains et leur associer un intervalle de variation [min, max] Plan d'expérience Explorer au maximum l'espace des données Un nlan d'expérience de type space-filling naximin LHS. LP-τ) neut être utilisé Construction des Surfaces de Réponses Sélectionner la ou les réponses d'intérêts à analyser. Construire une SR pour chacune de ces ses et estimer l'erreur de prédiction de chaque SR Si nécessaire: Réduire l'erreur de prédiction en ajoutant des simulations par un plan adaptatif séquentiel. S'arrêter quand le degré d'app a été atteint. Analyse de Sensibilité Globale Calculer les effets moyens les Propager l'incertitude Utiliser une méthode d'échantillonnage de type Monte Carlo en remplaçant le simulateur pa indices de premier / deuxième

> Réduction des incertitudes Sélection des paramètres influents afin d'essayer de mieux les caractériser par de

les surfaces de réponses.

ordre et les effets totaux en utilisant le modèle approché

nouvelles mesures ou en consultant des experts laboratoire (Special Core AnaLysis) ou géologues.

Fig. 1

Description

20

30

35

40

55

[0001] La présente invention concerne le domaine de l'exploration et l'exploitation de gisements pétroliers. Plus particulièrement l'invention concerne l'évaluation de tels gisements, par l'étude et l'optimisation de schémas de production de tels gisements pétroliers.

[0002] Un schéma de production constitue une option de développement d'un gisement. Il regroupe tous les paramètres nécessaires à la mise en production d'un gisement. Ces paramètres peuvent être la position d'un puits, le niveau de complétion, la technique de forage...

[0003] L'étude d'un gisement comporte deux phases principales : une phase de caractérisation du réservoir et une phase de prévision de production.

[0004] La phase de caractérisation du réservoir consiste à construire un modèle de réservoir. Un modèle de réservoir est une maquette décrivant la structure spatiale du gisement, sous forme d'une discrétisation de l'espace. Cette discrétisation se matérialise par un ensemble de mailles. A chacune de ces mailles, on associe des valeurs de propriétés caractérisant le gisement : porosité, perméabilité, lithologie, pression, nature des fluides,... Les ingénieurs n'ont accès qu'à une infime partie du gisement qu'ils étudient (mesures sur carottes, diagraphies, essais de puits, ...). Ils doivent extrapoler ces données ponctuelles sur la totalité du champ pétrolier pour construire un modèle de réservoir fiable. En conséquence, la notion d'incertitude doit être constamment prise en compte.

[0005] Pour la phase de prévision de production à un instant donné, pour améliorer cette production, ou, en général, pour augmenter le rendement économique du champ, le spécialiste possède un outil, appelé « simulateur d'écoulement ». Un simulateur d'écoulement est un logiciel permettant, entre autre, de modéliser la production d'un gisement en fonction du temps, à partir de mesures décrivant le gisement, c'est-à-dire, à partir du modèle de réservoir. [0006] Un simulateur d'écoulement fonctionne en acceptant des paramètres en entrée, et en résolvant des équations physiques de mécanique des fluides en milieu poreux, pour délivrer des informations appelées réponses. L'ensemble des paramètres d'entrées est contenu dans le modèle de réservoir. Les propriétés associées aux mailles de ce modèles sont alors appelées paramètres. Ces paramètres sont notamment associés à la géologie du gisement, aux propriétés pétro-physiques, au développement du gisement et aux options numériques du simulateur. Les réponses (sorties) fournies par le simulateur sont, par exemple, la production d'huile, d'eau ou de gaz du réservoir et de chaque puit pour différents temps. Généralement, pour chacune des valeurs des différents paramètres d'entrée, le simulateur d'écoulement renvoie une seule valeur pour chaque réponse (sortie). Le simulateur d'écoulement est alors qualifié de déterministe. [0007] Cependant, la majorité des paramètres d'entrée sont incertains. Ces incertitudes se traduisent par le fait que l'on ne peut pas attribuer une valeur unique, dont est sûr de la valeur, à un paramètre du modèle de réservoir. Par exemple, on ne peut pas assurer que la porosité en un point du gisement est de 20%. On peut au mieux considérer que la porosité est comprise entre 15% et 25% en ce point. Ceci est notamment dû au fait que les paramètres d'entrée sont déterminés à l'aide d'un nombre de mesures et informations limitées. Les réponses possibles du simulateur d'écoulement sont donc multiples, compte tenu de l'incertitude inhérente au modèle de réservoir. Dans notre exemple, il y aura une réponse du simulateur si la porosité est 15%, une réponse différente si la porosité est 20,5%... Il est ainsi indispensable de pouvoir quantifier l'incertitude sur les sorties du simulateur. De même, une correcte caractérisation de l'incertitude

[0008] Le spécialiste de l'exploitation d'un gisement pétrolier doit donc intégrer ces notions d'incertitudes dans l'évaluation d'un gisement, de façon à déterminer, par exemple, des conditions optimales de production.

des paramètres d'entrée est indispensable. Il est également important de déterminer les paramètres d'entrée qui ont

État de la technique

un effet significatif sur les réponses d'intérêts.

[0009] Afin de bien caractériser l'impact de chaque incertitude sur la production de pétrole, de nombreux scénarios de production doivent être testés, et par conséquent, un nombre important de simulations de réservoir est nécessaire.
[0010] Cependant, dans l'industrie pétrolière, pour être de plus en plus fiables et prédictifs, la tendance est d'utiliser des simulateurs d'écoulements de plus en plus complexes, qui demandent un modèle de réservoir de plus en plus détaillé (plusieurs millions de mailles). Mais compte tenu du délai important requis pour effectuer une simulation d'écoulement, il ne peut pas être envisagé de tester tous les scénarios possibles via un simulateur d'écoulement.

[0011] Pour éviter de réaliser un grand nombre de simulations, on connaît une technique, décrite dans le brevet FR 2 874 706, et basée sur les plans d'expériences. Cette méthode permet de gérer des incertitudes via la construction de modèles approchés, appelés « surfaces de réponses », obtenus par exemple par krigeage. Ces surfaces fournissent des réponses approchées de celles issues du simulateur d'écoulement.

[0012] Cependant, toute surface de réponse commet une erreur de prédiction plus ou moins importante, selon la réponse qu'elle essaie d'approximer. En général, l'ajout d'information (i.e. de simulations) permet la construction d'une surface de réponse de plus en plus prédictive.

[0013] L'objet de l'invention est une méthode alternative, pour évaluer des schémas de production de gisements

souterrain, en estimant la production de tels gisements à l'aide d'un modèle approché, et ajusté de façon itérative pour qu'il reproduise au mieux les réponses du simulateur, tout en maîtrisant le nombre de simulations nécessaires à sa construction.

5 La méthode selon l'invention

15

25

30

40

[0014] L'invention concerne une méthode pour évaluer un schéma de production d'un gisement souterrain. Selon la méthode, on sélectionne des propriétés physiques caractérisant ledit gisement et ledit schéma de production. Ces propriétés constituent des paramètres d'entrée d'un simulateur d'écoulement permettant de simuler des réponses du gisement, telles que la production. On construit un modèle analytique approché permettant de prédire lesdites réponses du gisement. La méthode comporte également les étapes suivantes :

- on ajuste ledit modèle analytique approché à l'aide d'un processus itératif comportant les étapes suivantes :
- a)- on définit, pour chacune desdites réponses, un degré de précision D_p que l'on souhaite obtenir, ledit degré de précision D_p mesurant l'écart entre les réponses prédites par le modèle et celles simulées par le simulateur ;
 - b)- on calcule un degré de précision $D_p(M)$ des prédictions du modèle analytique approché ;
- c)- si cette valeur $D_p(M)$ est inférieure au degré de prédiction souhaité D_p , le processus itératif s'arrête, sinon on poursuit par les étapes suivantes :
 - d)- on construit un plan d'expériences de façon à sélectionner des simulations à réaliser, pertinentes pour ajuster ledit modèle ;
 - e)- on réalise les simulations sélectionnées par le plan d'expérience à l'aide du simulateur d'écoulement, puis, pour chacune des réponses simulées par le simulateur, on ajuste ledit modèle analytique à l'aide d'une méthode d'approximation, de façon à ajuster les réponses prédites par le modèle à celles simulées par le simulateur;
 - f)- on recommence à l'étape b), jusqu'à ce que le degré de précision souhaité D_p soit atteint ; et
 - on évalue ledit schéma de production, en analysant lesdites réponses dudit gisement prédites par ledit modèle analytique approché.
- [0015] Selon l'invention, on peut modifier le degré de précision souhaité D_p à chacune des itérations. Les paramètres d'entrée peuvent être incertains, c'est-à-dire que les valeurs de ces paramètres d'entrée sont incertaines.
 - [0016] Les réponses du gisement, prédites par le modèle analytique approché, peuvent être analysées en quantifiant une influence de chacun des paramètres d'entrée sur chacune des réponses, à l'aide d'une analyse de sensibilité globale, dans laquelle on calcule des indices de sensibilité en utilisant le modèle analytique. A l'aide de cette analyse de sensibilité globale, on peut les paramètres les plus influents sur les réponses du gisement, et définir ainsi des mesures à réaliser pour faire décroître une incertitude sur les réponses du gisement.
 - **[0017]** Selon l'invention, si les paramètres d'entrée comportent au moins un champ stochastique, on peut décomposer ce champ stochastique en un nombre *n* de composantes via une décomposition de Karhunen-Loeve. On sélectionne alors les composantes du champ stochastique ayant un impact sur les réponses à l'aide de l'analyse de sensibilité globale.
- [0018] D'autres caractéristiques et avantages de la méthode selon l'invention, apparaîtront à la lecture de la description ci-après d'exemples non limitatifs de réalisations, en se référant aux figures annexées et décrites ci-après.

Présentation succincte des figures

50 **[0019]**

- la figure 1 représente un canevas de la méthode de gestion des incertitudes selon l'invention.
- la figure 2 montre un exemple d'évolution de l'erreur de prédiction estimée (en %) par une surface de réponse (modèle approché).

Description détaillée de la méthode

10

20

40

45

50

55

[0020] La méthode selon l'invention permet d'optimiser le schéma de production d'un gisement pétrolier. La méthode est schématisée par le diagramme de la figure 1. Après avoir choisi un simulateur d'écoulement, la méthode comporte les étapes suivantes :

- 1- Sélection et caractérisation des incertitudes des paramètres d'entrée du simulateur
- 2- Construction d'un modèle analytique approché du simulateur
- 3- Ajustement du modèle analytique approché
- 4- Optimisation du schéma de production du gisement.

15 Étape 1 : Sélection et caractérisation des incertitudes des paramètres d'entrée du simulateur

[0021] Tout simulateur d'écoulement permet notamment de calculer la production d'hydrocarbures ou d'eau en fonction du temps, à partir de paramètres physiques caractéristiques du gisement pétrolier, tels que le nombre de couches du réservoir, la perméabilité des couches, la force de l'aquifère, la position des puits de pétrole, etc.

[0022] Ces paramètres physiques constituent les entrées du simulateur d'écoulement. Elles sont obtenues par des mesures effectuées en laboratoire sur des carottes et des fluides prélevés sur le gisement pétrolier, par diagraphies (mesures réalisées le long d'un puits), par essais de puits, etc.

[0023] Parmi les paramètres physiques caractéristiques du gisement pétrolier, on sélectionne de préférence des paramètres d'entrée ayant une influence sur les profils de production d'hydrocarbures ou d'eau par le gisement. La sélection des paramètres peut se faire soit par rapport à la connaissance physique du gisement pétrolier, soit par une étude de sensibilité. Par exemple, on peut mettre en oeuvre un test statistique de Student ou de Fischer.

[0024] Des paramètres peuvent être intrinsèques au réservoir pétrolier. Par exemple, on peut considérer les paramètres suivants : perméabilité de certaines couches du réservoir, force de l'aquifère, saturation d'huile résiduelle après balayage à l'eau...

[0025] Des paramètres peuvent correspondre à des options de développement du gisement. Ces paramètres peuvent être la position d'un puits, le niveau de complétion, la technique de forage.

[0026] Après sélection de ces paramètres d'entrée, on caractérise les incertitudes associées à ces paramètres. On peut par exemple remplacer une valeur d'un paramètre par un intervalle de variation de ce paramètre.

Étape 2 : Construction d'un modèle analytique approché du simulateur

[0027] Le simulateur d'écoulement étant un outil complexe et gourmand en temps de calcul, on ne peut pas l'utiliser pour tester tous les scénarios en tenant compte de toutes les incertitudes des paramètres. On construit alors un modèle analytique approché du comportement du gisement pétrolier. Ce modèle approché est également appelé « surface de réponse ». Il consiste en un ensemble de formules analytiques, chacune traduisant le comportement d'une réponse donnée du simulateur d'écoulement. Ces formules analytiques sont fonction d'un nombre réduit de paramètres, et elles sont construites à partir d'un nombre limité de simulations.

[0028] Ce modèle approché traduit le comportement de réponses données, par exemple le cumulé d'huile produit à 10 ans, en fonction de quelques paramètres d'entrée. Ainsi, pour chaque réponse (sortie) du simulateur d'écoulement, nécessaire à l'optimisation de la production ou l'évaluation du gisement, on associe une formule analytique permettant d'approximer cette réponse à partir de paramètres d'entrée.

[0029] Pour construire ce modèle approché du simulateur d'écoulement, on combine deux techniques : une méthode d'approximation et une méthode de plans d'expériences.

[0030] Les plans d'expériences permettent de déterminer le nombre et la localisation, dans l'espace des paramètres d'entrée, d'un nombre réduit de simulations à réaliser pour avoir le maximum d'informations pertinentes, au coût le plus faible possible.

[0031] La technique des plans d'expériences est décrite par exemple dans Droesbeke J.J, et al., 1997; "Plans d'expériences, Applications à l'entreprise", Editions Technip.

[0032] Un plan indique différents jeux de valeurs pour les paramètres incertains. Chaque jeu de valeurs des paramètres incertains est utilisé pour effectuer une simulation d'écoulement. Dans l'espace des paramètres d'entrée, chaque simulation représente un point. Chaque point correspond à des valeurs pour les paramètres incertains et donc à un modèle de réservoir possible. Le choix de ces points, grâce aux plans d'expériences, peut faire intervenir de nombreux types de critères, comme l'orthogonalité ou le remplissage de l'espace (« space-filling »).

[0033] Pour cette étape "exploratoire", le choix des points de simulation peut être réalisé grâce à différents types de plans d'expériences, par exemple, les plans factoriels, les plans composites, les plans de distance maximum, etc. On peut également utiliser un plan d'expérience de type Hypercube Latin Maximin ou Sobol LP-τ (A. Saltelli, K. Chan and M. Scott: "Sensitivity Analysis", New York, Wiley, 2000).

[0034] Après la construction de ce plan d'expériences, et lorsque les simulations d'écoulement sont réalisées, une méthode d'approximation est utilisée pour déterminer un modèle approché. Ce modèle approche les réponses du simulateur d'écoulement. De façon très simplifiée, on peut imaginer qu'en réalisant quatre simulations, on obtient quatre couples (paramètre d'entrée, réponse). On estime alors une relation respectant au mieux ces couples.

[0035] En pratique, les paramètres et les sorties étant multiples, on peut utiliser, comme méthode d'approximation, des polynômes du premier ou du deuxième ordre, des réseaux de neurones, des machines à support vectoriel ou éventuellement des polynômes d'ordre supérieur à deux. De nombreuses autres techniques sont connues des spécialistes, telles que les méthodes à base d'ondelettes, de SVM, de noyau hilbertien auto reproduisant, ou encore la régression non-paramétrique basée sur un processus Gaussien ou krigeage (Kennedy M., O'Hagan A.: "Bayesian calibration of computer models (with discussion)". J R. Statist. Soc. Ser. B Stat. Methodol. 68, 425-464, 2001). Le choix de la méthode dépend d'une part du nombre de simulations maximum envisageable par l'utilisateur, et d'autre part, du plan d'expériences initial utilisé.

[0036] Ainsi, pour construire le modèle approché, on procède de la façon suivante :

- on construit un plan d'expériences de façon à sélectionner un nombre restreint de simulations ;
- on réalise les simulations sélectionnées par le plan d'expérience à l'aide du simulateur d'écoulement, à partir de paramètres d'entrée sélectionnés ;
- pour chacune des réponses du simulateur, on définit une formule analytique reliant les paramètres d'entrée sélectionnés à la réponse (issue des simulations), à l'aide d'une méthode d'approximation.

Étape 3- Ajustement du modèle analytique approché

20

25

30

35

40

50

[0037] Le modèle approché, ainsi déterminé, permet de prédire les sorties du simulateur d'écoulement avec une certaine précision. Selon l'invention, la méthode comporte une mesure de la précision de prédiction de ce modèle de façon à définir un critère d'évaluation associé à la précision du modèle approché construit. La figure 2 illustre un exemple d'évolution de l'erreur de prédiction estimée (*Err*) par une surface de réponse (modèle approché), en fonction du nombre de simulations (*Nsim*) utilisées pour construire la surface de réponse. Dans cette exemple, la surface de réponse approxime la sortie du simulateur d'écoulement correspondant au débit d'huile du réservoir après 10 ans de production. [0038] Ce critère permet à un utilisateur de décider de l'ajout éventuel de simulations afin d'améliorer la fiabilité de prédiction du modèle.

[0039] Le degré de prédiction requis est obtenu de façon itérative. Cette étape se décompose de la façon suivante :

- a)- on définit un degré de précision D_p de la prédiction du modèle approché que l'on souhaite obtenir pour chaque réponse du simulateur que l'on veut analyser.
- b)- on estime le degré de prédiction $D_p(M)$ du modèle analytique approché. Cette estimation peut se faire en utilisant des méthodes de type validation croisée ou bootstrap.
- c)- Si cette valeur $D_p(M)$ est inférieure au degré de prédiction souhaité D_p , le processus itératif automatique s'arrête, sinon on poursuit par les étapes suivantes :
 - d)- on sélectionne *p* nouvelles combinaisons de paramètres d'entrée dans l'espace des paramètres d'entrée, au moyen d'une méthode adaptative. Une méthode adaptative consiste à ajouter de l'information aux endroits où il en manque, et où le modèle approché n'est pas suffisamment prédictif. De telles méthodes sont bien connues des spécialistes.
 - e)- on réalise les p simulations correspondantes, et l'on modifie le modèle approché en conséquences.
- f)- puis l'on recommence à l'étape b), jusqu'à ce que le degré de précision soit atteint. On peut également recommencer à l'étape a), de façon à définir un nouveau degrés de précision.

On peut également arrêter "manuellement" le processus.

[0040] Le nombre *p* de simulations réalisées à chaque itération peut être contrôlé par l'utilisateur, en fonction du nombre de machines disponibles pour réaliser des simulations par exemple.

[0041] Le modèle approché ainsi obtenu permet de prédire les réponses quasi instantanément (en temps de calcul), et permet donc de remplacer le simulateur d'écoulement coûteux en temps de calcul. On peut donc tester un grand nombre de scénarios de production, tout en tenant compte de l'incertitude de chaque paramètre d'entrée.

[0042] Les méthodes utilisées pour sélectionner de nouveaux points dans l'espace des paramètres à l'étape d) peuvent être diverses. On peut par exemple se baser sur une méthode décrite dans les documents suivants :

- Scheidt C., Zabalza-Mezghani I., Feraille M., Collombier D.: "Adaptive Evolutive Experimental Designs for Uncertainty Assessment An innovative exploitation of geostatistical techniques", IAMG, Toronto, 21-26 August, Canada, 2005.
 - Busby D., Farmer C.L., Iske A.: "Hierarchical Nonlinear Approximation for Experimental Design and Statistical Data Fitting". SIAM J. Sci. Comput. 29, 1, 49-69, 2007

Dans Busby et al., on effectue d'abord une partition de l'espace en différentes zones de taille équivalente (méthode connue des spécialistes sous le nom « adaptive gridding »). Les nouveaux points sont ensuite ajoutés dans les zones où la prédiction du modèle approché n'est pas bonne (i.e. au dessous du degré de précision D_p fixé par l'utilisateur). La prédiction du modèle est calculée indépendamment dans chaque zone. Cette erreur de prédiction est calculée en prenant la moyenne des erreurs obtenue par validation croisée (« leave-one-out »).

[0043] L'ajout de simulations à l'étape e) est répété, automatiquement, jusqu'à satisfaire un critère d'arrêt qui est lié au degré de prédiction souhaité par l'utilisateur, défini à l'étape a), par exemple prédiction moyenne de 5% de la réponse étudiée. Un exemple d'estimation de la prédiction est obtenu à partir de la moyenne des erreurs de validation croisée dans chaque zone.

- [0044] Les réponses d'intérêts choisies peuvent correspondre à des sorties directes du simulateur d'écoulement ou à des combinaisons et interpolations de sorties. Par exemple ont peut s'intéresser:
 - uniquement à la production cumulée de l'huile (gaz, eau) du réservoir au temps final de production,
- 30 à la production cumulée de l'huile (gaz, eau) du réservoir pour différents temps,
 - à l'ajout de la production d'huile et de la production d'eau,
 - à la production d'huile pour des valeurs fixées de water cut (ou de production d'eau),
 - à la durée du plateau du profil de production,...

10

15

20

35

40

50

55

[0045] De plus on peut facilement rajouter des incertitudes économiques et les combiner aux incertitudes techniques pour définir des réponses associées à la valeur économique du gisement comme par exemple la Valeur Actuelle Nette (VAN) et ne pas se limiter à des réponses techniques (de production d'huile, de gaz, d'eau, ...). Une telle méthode est décrite dans la demande EP 1 484 704.

4- Optimisation du schéma de production et évaluation du gisement

[0046] Le principe d'optimisation du schéma de production consiste à définir différents scénarios de production, et pour chacun d'eux, prédire la production. Cette technique permet également, de la même façon, d'évaluer économiquement un gisement pétrolier.

[0047] Au cours de cette phase de prévision de production, le modèle approché est utilisé parce qu'il est simple et analytique et, donc, chaque estimation obtenue par ce modèle est immédiate. Cela constitue une économie de temps considérable. L'utilisation de ce modèle autorise l'ingénieur réservoir à tester autant de scénarios qu'il le souhaite, sans se soucier des délais nécessaires pour effectuer une simulation numérique d'écoulement, et surtout cela lui permet de prendre en compte les incertitudes en testant différentes valeurs de paramètres d'entrée.

[0048] Le modèle analytique approché est utilisé avec des techniques d'échantillonnage direct de type Monte Carlo ou Quasi Monte Carlo (MCMC, Hypercube Latin, ...) pour pouvoir propager les incertitudes des paramètres d'entrée sur la ou les réponses du simulateur choisies.

[0049] On obtient ainsi les distributions de probabilité associées aux sorties du simulateur. Ces distributions sont utiles pour pouvoir prendre des décisions sur l'exploitation du gisement en question, compte tenu de la production ou valeur économique possible et de l'incertitude associée.

[0050] Selon un mode de réalisation particulier, on utilise le modèle approché pour réaliser une analyse de sensibilité globale, de façon à sélectionner les paramètres influant la production du gisement, afin de réaliser les mesures nécessaires à une meilleure évaluation du gisement.

[0051] Il est par exemple intéressant de savoir que l'activité de l'aquifère ou la perméabilité d'une couche géologique particulière joue un rôle prépondérant sur les résultats de production future du gisement.

[0052] L'Analyse de Sensibilité Globale (ASG) des paramètres incertains sur les réponses du simulateur permet d'analyser de façon détaillée l'impact de l'incertitude de chaque paramètre ou groupe de paramètre incertain, sur l'incertitude des réponses du simulateur. Une telle technique est décrite dans :

- 10 Saltelli, K. Chan and M. Scott: "Sensitivity Analysis", New York, Wiley, 2000
 - Oakley and A. O'Hagan: "Probabilistic sensitivity analysis of complex models: A Bayesian approach", J. Roy. Statist.
 Soc. Ser. B, 16, pp. 751-769, 2004.
- L'ASG est basée sur une décomposition de Sobol. Cette décomposition est décrite dans le document suivant : I.M Sobol: "Sensitivity estimates for nonlinear mathematical models". Mathematical Modelling and Computational Experiments, 1 : 407-414, 1993.

[0053] Pour décrire la méthode, on considère un modèle mathématique décrit par une fonction f(x), $x = (x_1, ..., x_p)$, et défini dans espace à p dimensions $\Omega^p = \{x | 0 \le x_i \le 1; i = 1,...p\}$.

[0054] L'idée principale de la décomposition de Sobol est de décomposer $f(x_1,...,x_D)$ de la façon suivante :

$$f(x_1,...,x_p) = f_0 + \sum_{i=1}^p f_i(x_i) + \sum_{1 \le i < j \le p} f_{ij}(x_i,x_j) + ... + f_{1,2...,p}(x_1,...,x_p)$$

avec f_0 une constante, et $\int_0^1 f_{i1,...,is}(x_{i1},...,x_{is})dx_{ik} = 0$, où $1 \le i1 < < is \le p$, s = 1,...,p et $1 \le k \le s$.

[0055] Selon cette définition, on peut écrire :

$$f_0 = \int_{\Omega^p} f(x) dx$$

et si (*il*,...,*is*) \neq (*j*1,...,*jl*), alors $\int_{\Omega^p} f_{i1,...,is} f_{j1,...,jl} dx = 0$

[0056] Sobol a montré que la décomposition de $f(x_{1,...,}x_p)$ est unique et que tous les termes peuvent être évaluées via des intégrales multidimensionnelles :

$$f_i(x_i) = -f_0 + \int_{\Omega^{p-1}} f(x) dx^i$$

$$f_{i,j}(x_i, x_j) = -f_0 - f_i(x_i) - f_j(x_j) + \int_{\Omega^{p-2}} f(x) dx^{ij}$$

avec dx^i et dx^{ij} le produit $dx_1...dx_p$ sans dx_i et dx_i dx_j , respectivement. La variance totale V de f(x) peut alors s'écrire :

25

30

35

40

45

$$V = \sum_{i=1}^{k} V_i + \sum_{1 \le i < j \le p} V_{ij} + \dots + V_{1,2,\dots,p}$$

5

10

ou encore:
$$V = \int_{\mathbb{R}^p} f^2(x) dx - f_0^2$$

[0057] Puis, pour expliquer la part de la variance des réponses due aux paramètres d'entrées, l'indice de sensibilité suivant peut être défini :

$$S_{i1,...,is} = \frac{V_{i1,...,is}}{V}$$
 for $1 \le i1 < ... < is \le p$

15

20

25

35

40

45

50

55

[0058] S_i est appelé l'indice de sensibilité de première ordre pour le facteur x_i . Cet indice mesure la part de la variance de la réponse expliquée par l'effet de x_i .

[0059] $S_{i,j}$, pour $i \neq j$, est appelé l'indice de sensibilité de second ordre. Cet indice mesure la part de la variance de la réponse due aux interactions entre les effets de x_i et x_j .

[0060] L'indice de sensibilité total, S_{Ti} pour un paramètre particulier x_i , défini comme la somme de tous les indices de sensibilité impliquant les paramètres, peut également être très utile pour mesurer la part de la variance de la réponse expliquée par tous les effets dans lesquels x_i joue un rôle.

[0061] $S_{Ti} = \sum_{k \neq i} S_k$ où #i représente tous les termes $S_{il,...,is}$ qui inclus l'indice i.

[0062] L'analyse de sensibilité globale permet d'expliquer la variabilité des réponses en fonction des paramètres d'entrée, à travers la définition d'indices de sensibilité total ou partiel. Ces indices peuvent être estimés par des techniques de Monte Carlo ou Quasi Monte Carlo pour approximer les différentes intégrales multidimensionnelles, nécessitant un large échantillonnage.

[0063] Ainsi, l'analyse de sensibilité globale ne peut pas être utilisée directement en utilisant un simulateur d'écoulement. Selon l'invention, les calculs des indices de sensibilité sont effectués en utilisant des modèles analytiques pour chaque réponses, Ces modèles analytiques sont construits comme décrits précédemment.

[0064] L'Analyse de Sensibilité Globale (ASG) utilisée dans l'invention n'a pas les limitations classiques liées aux hypothèses que peuvent avoir d'autres méthodes permettant les calculs d'indices de sensibilité type Spearman, Pearson, SRC, indice de rang, ... La seule hypothèse est le fait que les paramètres incertains sont indépendants, ce qui élargi grandement l'utilisation de l'ASG utilisant la décomposition de Sobol. Cette hypothèse est généralement respectée dans les problèmes d'ingénierie de réservoir, puisque les liens entre paramètres sont connus a priori.

[0065] Au cours de cette analyse, on détermine la contribution de l'incertitude de chaque paramètre à la variance totale de la (ou les) réponse(s). Le principe consiste à calculer plusieurs indices de sensibilité (premier, deuxième, ... Nième ordre et indices totaux) permettant de connaître l'influence précise de chaque paramètre ou groupe de paramètres sur les réponses d'intérêt. Ces indices sont calculés par des formules nécessitant le calcul d'intégrales multiples pouvant être réalisé de manière approximative par des techniques de Monte Carlo ou Quasi Monte Carlo.

[0066] L'Analyse de Sensibilité Globale (ASG) des paramètres incertains sur les réponses du simulateur permet également d'évaluer l'effet moyen d'un paramètre sur une réponse donnée. Cet effet moyen peut être utilisé par exemple pour des paramètres contrôlables, e.g. position d'un puit, débit d'injection etc... et constitue donc un outil simple de comportement des paramètres.

[0067] L'utilisation du modèle approché afin de faire de l'ASG, permet de déterminer les paramètres influents, et la façon dont ils sont influents. Il est ainsi possible de connaître l'impact total d'un paramètre, ainsi que son impact combiné avec un ou plusieurs autres paramètres sur la réponse en production ou économique du gisement. L'ASG permet clairement une meilleure compréhension du comportement du gisement. De plus, la détermination des effets moyens des paramètres est aussi un outil permettant caractériser l'influence moyenne d'un paramètre, compte tenue de l'incertitude sur les autres paramètres sur les réponses en production ou économique du réservoir.

[0068] Enfin, on peut déterminer les mesures supplémentaires à réaliser pour mieux caractériser le gisement et ainsi faire décroître l'incertitude sur la production future. La quantification de l'influence des paramètres incertains sur la production du gisement permet de déterminer les paramètres les plus influents. Ainsi, pour limiter l'incertitude sur la production ou l'économie future du gisement, on caractérise d'abord les paramètres les plus influents. L'utilisation de

la méthodologie décrite donne donc les moyens à l'ingénieur réservoir de déterminer les paramètres qui doivent être mieux définis, et donc, donne un guide dans le choix des nouvelles mesures à réaliser (logging, carottage, SCAL, ...). Une fois les paramètres influents mieux caractériser par mesures, il est alors possible d'utiliser à nouveau la méthodologie décrite afin de propager l'incertitude pour quantifier la nouvelle incertitude sur les réponses de production ou économique du réservoir.

[0069] La propagation, l'analyse de sensibilité globale et le calcul des effets moyens requièrent plusieurs milliers d'évaluation de la ou des réponses associées. Cela rend donc ces méthodes inutilisables directement avec des gros codes numériques (comme c'est le cas pour les simulateurs d'écoulement), d'où l'intérêt de construire des modèles approché prédictifs, permettant d'utiliser ces techniques très intéressantes pour les réponses qu'elles apportent à des questions métiers.

[0070] Selon un autre mode de réalisation, les paramètres d'entrées comporte des champs stochastiques, e.g. perméabilité, porosité, faciès,... L'incertitude provenant des cartes géostatistiques est souvent négligée dans les méthodes d'analyse d'incertitude basée sur des plans d'expérience.

[0071] Dans le cas de paramètres de type champ stochastique on décompose le champ stochastique en un nombre n de composantes via la décomposition de Karhunen-Loeve (M.M. Loève. Probability Theory. Princeton University Press, 1955.). Les techniques géostatistiques utilisés en ingénierie de réservoir pour modéliser les grandeurs de perméabilité et de porosité des roches, sont pour la plupart basées sur des fonctions aléatoires gaussiennes, discrétisés sur un maillage couvrant l'espace physique du réservoir. La décomposition de Karhunen-Loève d'un modèle géostatistique consiste à représenter celle-ci dans la base formée des vecteurs propres de son opérateur de covariance. On obtient ainsi une représentation fonctionnelle du champ aléatoire. En ne conservant qu'un nombre limité de composantes dans cette représentation, on obtient une approximation du champ aléatoire qui représente une part quantifiable de la variance du processus. En effet, à chaque terme de la décomposition est attribuée une part de la variance globale qui est égale à la valeur propre associée au vecteur propre correspondant. On peut ainsi quantifier l'erreur d'approximation en terme de variance. Le nombre de composantes nécessaires à reproduire le modèle géostatistique est souvent assez élevé. Des tests numériques ont montrés qu'une centaine de composantes peuvent être nécessaires dans certains cas. Pourtant, dans beaucoup de cas, seule la variation d'un nombre limité de ces composantes va impacter les réponses en production simulées du modèle de réservoir, par exemple le cumulé d'huile après 10 ans de production. Selon l'invention, on sélectionne les composantes du champ stochastique ayant un impact sur les réponses d'intérêts simulées, à l'aide d'une analyse de sensibilité globale avec un modèle approché comme indiqué dans les étapes précédentes.

Avantages

20

30

35

40

45

50

55

[0072] La méthode selon l'invention constitue un outil pour l'analyse des incertitudes d'un simulateur d'écoulement, et pour aider un ingénieur à réduire cette incertitude, en se focalisant sur la caractérisation des paramètres dont l'incertitude contribue de façon principale à la mauvaise caractérisation des sorties.

[0073] Cette méthode fournit un outil robuste et à moindre coût (en termes du nombre de simulations) pour l'analyse de sensibilité globale et la propagation des incertitudes. Elle permet à l'ingénieur de contrôler le degré d'approximation de ses résultats en analysant en temps réel les avantages en termes de prédiction par rapport au nombre de simulations effectuées.

[0074] L'analyse de sensibilité globale et l'effet moyen des paramètres permettent de voir l'impact de l'incertitude d'un paramètre sur l'incertitude globale d'une réponse, et donne donc un guide dans le choix des nouvelles mesures à réaliser afin de mieux caractériser les paramètres ayant un rôle central sur les résultats de production ou économiques.

[0075] Enfin, la méthode permet la prise en compte des incertitudes du modèle géostatistique (perméabilité, porosité, faciès, ...) par une utilisation des techniques de surface de réponse et d'analyse de sensibilité globale.

Revendications

- 1. Méthode pour évaluer un schéma de production d'un gisement souterrain, dans laquelle on sélectionne des propriétés physiques caractérisant ledit gisement et ledit schéma de production, lesdites propriétés constituant des paramètres d'entrée d'un simulateur d'écoulement permettant de simuler des réponses du gisement, telles que la production, et l'on construit un modèle analytique approché permettant de prédire lesdites réponses du gisement, caractérisé en ce que l'on réalise les étapes suivantes :
 - on ajuste ledit modèle analytique approché à l'aide d'un processus itératif comportant les étapes suivantes :
 - a)- on définit, pour chacune desdites réponses, un degré de précision D_p que l'on souhaite obtenir, ledit degré de précision D_p mesurant l'écart entre les réponses prédites par le modèle et celles simulées par le

simulateur;

5

10

15

20

25

35

40

45

50

- b)- on calcule un degré de précision $D_p(M)$ des prédictions du modèle analytique approché ;
- c)- si cette valeur $D_p(M)$ est inférieure au degré de prédiction souhaité D_p , le processus itératif s'arrête, sinon on poursuit par les étapes suivantes :
- d)- on construit un plan d'expériences de façon à sélectionner des simulations à réaliser, pertinentes pour ajuster ledit modèle ;
- e)- on réalise les simulations sélectionnées par le plan d'expérience à l'aide du simulateur d'écoulement, puis, pour chacune des réponses simulées par le simulateur, on ajuste ledit modèle analytique à l'aide d'une méthode d'approximation, de façon à ajuster les réponses prédites par le modèle à celles simulées par le simulateur;
- f)- on recommence à l'étape b), jusqu'à ce que le degré de précision souhaité \mathcal{D}_p soit atteint ; et
- on évalue ledit schéma de production, en analysant lesdites réponses dudit gisement prédites par ledit modèle analytique approché.
- 2. Méthode selon la revendication 1, dans laquelle on modifie le degré de précision souhaité D_p à chacune des itérations.
- 3. Méthode selon l'une des revendication précédentes, dans laquelle les valeurs des paramètres d'entrée sont incertaines.
- 4. Méthode selon l'une des revendication précédentes, dans laquelle on analyse lesdites réponses dudit gisement prédites par ledit modèle analytique approché, en quantifiant une influence de chacun desdits paramètres d'entrée sur chacune desdites réponses, à l'aide d'une analyse de sensibilité globale, dans laquelle on calcule des indices de sensibilité en utilisant ledit modèle analytique.
- **5.** Méthode selon la revendication 4, dans laquelle on sélectionne les paramètres les plus influents sur les réponses dudit gisement, à l'aide de l'analyse de sensibilité globale, et on définit des mesures à réaliser pour faire décroître une incertitude sur les réponses dudit gisement.
- 6. Méthode selon la revendication 4, dans laquelle les paramètres d'entrée comportant au moins un champ stochastique, on décompose le champ stochastique en un nombre n de composantes via une décomposition de Karhunen-Loeve, et on sélectionne les composantes du champ stochastique ayant un impact sur les réponses à l'aide de l'analyse de sensibilité globale.

Quantifier l'incertitude des paramètres du simulateur

Sélectionner les paramètres incertains et leur associer un intervalle de variation [min, max].

Plan d'expérience

Explorer au maximum l'espace des données. Un plan d'expérience de type *space-filling* (maximin LHS. LP-τ) peut être utilisé

Construction des Surfaces de Réponses

Sélectionner la ou les réponses d'intérêts à analyser. Construire une SR pour chacune de ces réponses et estimer l'erreur de prédiction de chaque SR.

Si nécessaire: Réduire l'erreur de prédiction en ajoutant des simulations par un plan adaptatif séquentiel. S'arrêter quand le degré d'approximation désiré pour chaque réponse a été atteint.

Propager l'incertitude

Utiliser une méthode d'échantillonnage de type Monte Carlo en remplaçant le simulateur par les surfaces de réponses.

Analyse de Sensibilité Globale

Calculer les effets moyens les indices de premier / deuxième ordre et les effets totaux en utilisant le modèle approché

Réduction des incertitudes

Sélection des paramètres influents afin d'essayer de mieux les caractériser par de nouvelles mesures ou en consultant des experts laboratoire (Special Core AnaLysis) ou géologues.

Fig. 1

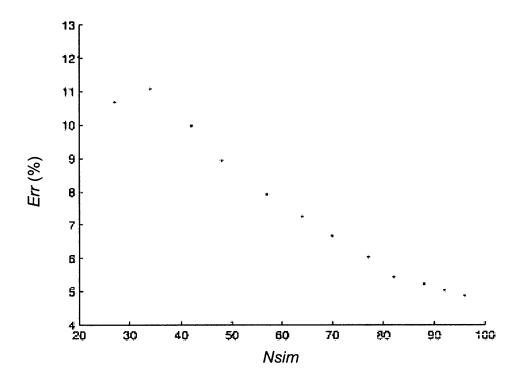


Fig. 2

RÉFÉRENCES CITÉES DANS LA DESCRIPTION

Cette liste de références citées par le demandeur vise uniquement à aider le lecteur et ne fait pas partie du document de brevet européen. Même si le plus grand soin a été accordé à sa conception, des erreurs ou des omissions ne peuvent être exclues et l'OEB décline toute responsabilité à cet égard.

Documents brevets cités dans la description

• FR 2874706 [0011]

• EP 1484704 A [0045]

Littérature non-brevet citée dans la description

- DROESBEKE J.J et al. Plans d'expériences, Applications à l'entreprise. 1997 [0031]
- A. SALTELLI; K. CHAN; M. SCOTT. Sensitivity Analysis. Wiley, 2000 [0033]
- Bayesian calibration of computer models (with discussion. KENNEDY M.; O'HAGAN A. J R. Statist.
 Soc. Ser. B Stat. Methodol. 2001, vol. 68, 425-464 [0035]
- SCHEIDT C.; ZABALZA-MEZGHANI I.; FE-RAILLE M.; COLLOMBIER D. Adaptive Evolutive Experimental Designs for Uncertainty Assessment -An innovative exploitation of geostatistical techniques. IAMG, 21 Août 2005 [0042]
- BUSBY D.; FARMER C.L.; ISKE A. Hierarchical Nonlinear Approximation for Experimental Design and Statistical Data Fitting. SIAM J. Sci. Comput., 2007, vol. 29 (1), 49-69 [0042]
- SALTELLI, K. CHAN; M. SCOTT. Sensitivity Analysis. Wiley, 2000 [0052]
- OAKLEY; A. O'HAGAN. Probabilistic sensitivity analysis of complex models: A Bayesian approach. J. Roy. Statist. Soc. Ser. B, 2004, vol. 16, 751-769 [0052]
- I.M SOBOL. Sensitivity estimates for nonlinear mathematical models. Mathematical Modelling and Computational Experiments, 1993, vol. 1, 407-414 [0052]