
Apprentissage incrémental de règles de décision à partir de données d'un simulateur

Marie-Odile Cordier, Thomas Guyet, Christine Largouët, Véronique Masson, Henri-Maxime Suchier

*Université Rennes-1/IRISA
Campus de Beaulieu 35042 Rennes
cordier@irisa.fr*

*AGROCAMPUS OUEST
65 route de St Briec, 35042 Rennes
christine.largouet@agrocampus-ouest.fr*

RÉSUMÉ. Cet article présente un travail en cours sur une méthode incrémentale et interactive d'apprentissage de règles de décision à partir de données de simulation. Nous cherchons à améliorer une méthode existante d'apprentissage de règles de décision à partir des données d'un simulateur d'écoulement des eaux et des polluants à l'échelle d'un bassin versant développée dans le cadre du projet SACADEAU. Nous présentons les principes d'une méthode incrémentale et interactive en proposant des solutions préliminaires de stratégies pour les étapes clés de la méthodes. Ces solutions préliminaires sont évaluées et nous donnons les perspectives d'amélioration à explorer.

ABSTRACT. This article presents a work in progress on an incremental and interactive learning method of decision rules from simulation data. Using this technique, we expect to improve the results of an existing approach, developed in the SACADEAU project and which learns decision rules from water and pollutants flows throughout a catchment area. We present the principles of an incremental and interactive method and we propose preliminary strategies for the key stages. The method is evaluated with these preliminary solutions and we give the prospects to explore for future improvements.

MOTS-CLÉS : Approche incrémentale, apprentissage automatique, règles de de décision,

KEYWORDS: Incremental approach, machine learning, decision rules

1. Introduction

L'objectif du projet SACADEAU (Système d'Acquisition de Connaissances pour l'Aide à la Décision pour la qualité de l'EAU) est de construire un outil d'aide à la décision destiné aux gestionnaires d'un bassin versant afin de les aider et préserver la qualité de l'eau à l'exutoire. Cet outil repose sur un modèle de simulation couplant un modèle biophysique qualitatif simulant le transfert de pesticide à travers le bassin et un modèle décisionnel simulant les décisions des exploitants agricoles en particulier les modes d'application des herbicides sur le maïs et les stratégies de désherbage (Cordier *et al.*, 2006). Deux fonctionnalités sont attendues de cet outil : d'une part, permettre de tester par simulation différents scénarios afin d'évaluer l'impact des stratégies de désherbage, des configurations spatiales des parcelles de maïs traitées, des aménagements de l'espace rural (haies, bandes enherbées) . . . ; d'autre part, analyser l'ensemble des résultats de simulation obtenus afin de déterminer les variables explicatives, mieux comprendre leur rôle et leur importance relative dans la contamination des eaux, et éventuellement pouvoir recommander des actions améliorant les situations courantes (Cordier *et al.*, 2005).

Dans cet article, nous nous intéressons au second point et poursuivons un travail effectué dans le cadre de la thèse de R. Trépos sur l'aide que peut apporter les méthodes d'apprentissage automatique de l'intelligence artificielle pour l'analyse des résultats de simulation obtenus grâce au modèle (Trépos, 2008). Tirant parti de la spatialisation du bassin versant, et de la notion d'arbre d'exutoire, R. Trépos construit un ensemble d'exemples constituant la base d'apprentissage. L'approche CN2 (Clark *et al.*, 1989), qui ne sera pas détaillée dans cet article, permet d'obtenir des règles de classification de type attribut-valeur généralisant ces exemples. L'idée essentielle repose sur la représentation des résultats de simulation grâce à des attributs agrégats résumant les caractéristiques de chaque arbre d'exutoire.

Sans remettre en cause l'intérêt de ce premier travail, nous l'avons poursuivi avec l'idée d'utiliser ces mêmes techniques d'apprentissage de manière incrémentale et interactive. L'utilisateur, pour nous le gestionnaire du bassin versant, soumet une requête au système qui, suite au processus d'apprentissage fournit une certaine généralisation des exemples. Les réponses apportées peuvent conduire l'utilisateur à souhaiter des précisions, compléter ou élaguer des règles, entrant alors dans une boucle d'interaction incluant le simulateur et le processus d'apprentissage. Nous avons donc démarré un travail sur l'apprentissage incrémental qui fait l'objet de cet article.

Partant d'un ensemble initial restreint d'exemples, l'apprentissage de type CN2 est effectué et fournit un ensemble de règles de classification. Leur qualité est alors évaluée en utilisant des critères objectifs (spécificité, précision ...) et des critères subjectifs (reflétant leur adéquation à la requête de l'utilisateur). Les meilleures d'entre elles sont conservées dans une base de règles. Ensuite, une analyse des résultats obtenus à cette première passe conduit à modifier les paramètres de simulation et une seconde passe est lancée. L'ensemble de règles est ainsi construit de manière incrémentale, en tenant compte à chaque cycle des résultats obtenus et de la demande de

l'utilisateur. Ce cycle est poursuivi jusqu'à obtention d'une base de règles ayant atteint une qualité suffisante.

Après un rappel du contexte par une description succincte du projet SACADEAU en section 2, nous présentons ensuite les principes et l'architecture du prototype que nous avons développé en section 3.1. Nous donnons ensuite les premiers résultats obtenus en section 4 et concluons en ouvrant les perspectives de ce travail en cours de développement.

2. Projet SACADEAU

Nous rappelons dans cette section quelques éléments permettant de comprendre le contexte du travail présenté dans cet article.

Le projet SACADEAU (Cordier *et al.*, 2006) vise à fournir une démarche et des outils permettant aux gestionnaires d'un territoire d'améliorer les pratiques agricoles et les aménagements dans un objectif de maîtrise de la qualité de l'eau sur un bassin versant. Ces outils reposent sur l'emploi de la modélisation et la simulation informatique, et sur des techniques d'apprentissage automatique. Le projet s'est focalisé sur une application portant sur le désherbage du maïs et son impact sur la contamination des eaux superficielles dans des contextes de nappe superficielle liée à la topographie, et de systèmes agricoles liés à l'élevage où la part du maïs dans l'assolement est importante. Le site d'étude est celui du bassin versant du Frémur (Morbihan) qui est un des bassins versants du programme Bretagne Eau Pure.

L'architecture générale est donnée dans la figure 1.

Le modèle (cf. Figure 2) évalue la contamination des eaux à l'exutoire de bassins versants de taille moyenne (quelques kilomètres carrés), au pas de temps journalier, sur la période proche des applications. Il permet, à partir de données climatiques, de la configuration spatiale des cultures et des applications, de stratégies et de modalités de désherbage des cultures (appelés également *itinéraires techniques*, ITK), d'obtenir par simulation les niveaux de contamination de l'eau à l'exutoire d'un bassin versant, jour après jour, sur les quelques mois suivant les applications. Ce modèle comprend quatre sous-modèles : un modèle biophysique de transfert des herbicides, un modèle climatique générant des données journalières, un modèle décisionnel générant les données relatives aux interventions agricoles, enfin un modèle spatial générant les données relatives à la topologie du bassin versant.

La modélisation s'appuie une représentation spatiale du bassin versant (Aurousseau *et al.*, 2009) utilisant la notion d'arbre d'exutoire. Un arbre d'exutoire représente les chemins de l'eau connectant un ensemble de sous-parcelles contribuant à un exutoire. Chaque arbre d'exutoire est indépendant d'un point de vue du ruissellement puisque aucun flux n'est échangé entre deux exutoires. Les résultats de simulation du modèle décrivent les flux d'eau et de pesticides pour chaque arbre d'exutoire du bassin versant. À chaque arbre d'exutoire est associé un certain nombre d'attributs décrivant

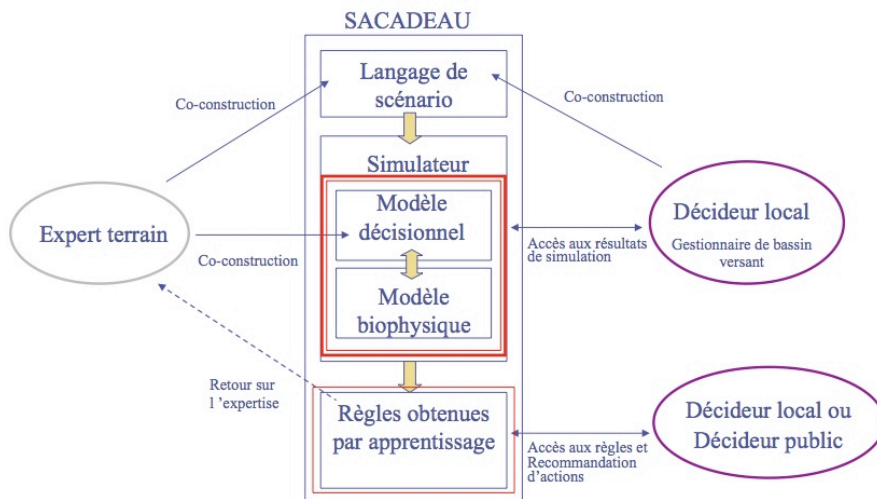


Figure 1. Architecture générale du projet SACADEAU.

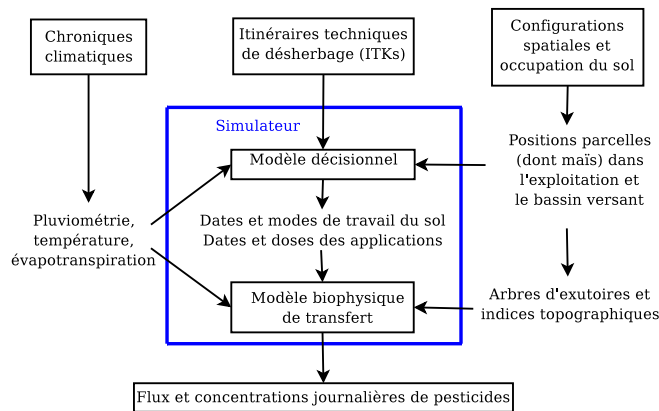


Figure 2. Le modèle SACADEAU est le couplage d'un modèle décisionnel simulant les pratiques agricoles et d'un modèle biophysique des transferts de l'eau et des herbicides.

les caractéristiques des parcelles contributives ainsi qu'un attribut de sortie qui est le taux de transfert. Celui-ci exprime la résistance du paysage au transfert d'eau et de charges polluantes.

L'apprentissage s'effectue à partir d'une base d'apprentissage, collectant les résultats associés aux arbres d'exutoires des différentes simulations. Deux types d'apprentissage ont été expérimentés. L'approche que nous retenons consiste à définir un ensemble d'attributs synthétisant l'information contenue dans les arbres d'exutoires et utilise ensuite le système CN2 qui produit un ensemble de règles de classification attribut-valeur.

Par exemple, la règle suivante prédit un transfert important pour un arbre d'exutoires possédant au moins un exutoire de parcelle maïs de taille importante (au moins 1,54 ha) et l'utilisation de matières actives à risque fort de transfert (au moins 50% de la quantité totale appliquée).

```
SI agr_surf_max_maïs > 1,54 ha
ET agr_rapport_risque_fort > 50 %
ALORS classe = transfert_important [support=125,confiance=1]
```

3. Présentation du système

3.1. Principes

Dans ce travail, l'apprentissage itératif est utilisé pour construire progressivement un ensemble de règles de décision. L'objectif consiste à proposer au final un ensemble de règles avec une qualité supérieure à celle qui aurait été obtenue par un apprentissage unique. Le principe repose sur l'amélioration de la qualité de cet ensemble de règles, en ajoutant à plusieurs reprises les étapes simulation-apprentissage.

Le travail repris ici a été mis au point dans le projet SACADEAU et repose sur deux étapes (*cf.* figure 3) : la mise en œuvre du simulateur qui fournit un jeu d'exemples et l'apprentissage proprement dit qui produit un ensemble de règles de décision. On considère par la suite que ces deux étapes constituent une *itération*. On appelle *configuration* les variables en entrée du simulateur qui affectent l'un des 62 itinéraires techniques (ITK) aux exploitations agricoles du bassin versant (les variables climatiques et les configurations spatiales restent inchangées, *cf.* figure 2). Ces paramètres sont définis manuellement selon le type de simulation recherchée. Le simulateur fournit en sortie des exemples représentant des arbres d'exutoires répartis en deux classes de pollution (fort, faible). La technique d'apprentissage (CN2) utilisée dans ce travail permet de synthétiser l'information contenue dans les arbres et induit un ensemble de règles attribut-valeur. Les résultats sont évalués à partir des exemples tests de la base d'apprentissage.

Dans le cadre de l'approche décrite dans ce papier et présentée figure 4, l'*itération* se répète jusqu'à ce l'ensemble de règles atteigne une qualité satisfaisante pour l'utilisateur. La configuration initiale du simulateur est tirée de manière aléatoire. À la suite de l'étape d'apprentissage, les règles obtenues sont évaluées de sorte à suggérer à l'utilisateur celles qui faudrait ajouter à la théorie globale. Les règles ainsi que ces critères

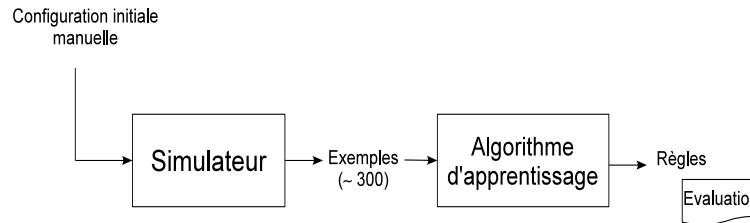


Figure 3. Apprentissage en une “itération” (projet SACADEAU)

d'évaluation sont présentés à l'utilisateur, qui dispose de toute la latitude pour intégrer une ou plusieurs règles à la base de règles, appelée *théorie globale*. Une fois cette étape de sélection des règles achevée, il s'agit de préparer l'itération suivante en déterminant la nouvelle configuration du simulateur. Une fois la nouvelle configuration définie, l'itération suivante peut alors démarrer et les itérations s'enchaîner jusqu'à satisfaction de l'utilisateur vis-à-vis des règles obtenues dans la théorie globale.

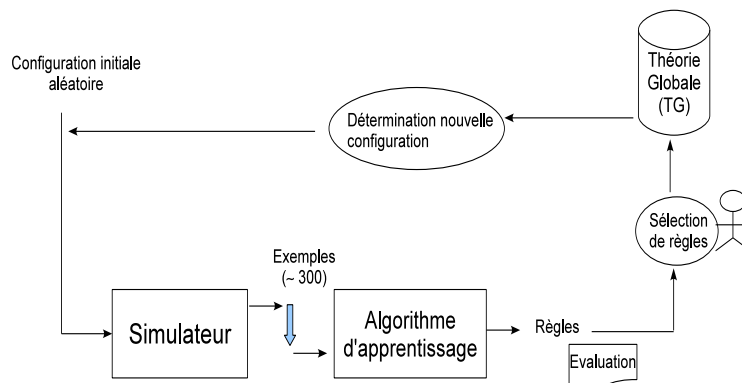


Figure 4. Apprentissage selon le principe incrémental et interactif

Détaillons plus précisément la technique permettant d'établir une nouvelle configuration. Les 62 ITK sont regroupés selon 6 clusters. Une nouvelle configuration est générée à partir d'une distribution de la probabilité qu'un exemple utilise un ITK de l'un des 6 clusters. Initialement, on utilise une distribution équiprobable d'attribution d'un ITK à un exemple¹. À la suite d'une itération, nous nous intéressons à l'espace des ITK non couverts par la théorie globale, avec pour objectif de simuler des exemples correspondant à cet espace dans les itérations suivantes.

1. En fait, un exemple (arbre d'exutoire) ne peut être directement associé à un ITK. On fait ici l'hypothèse que statistiquement la distribution des arbres d'exutoire *représentatifs* d'un groupe d'ITK sera bien proportionnel à la distribution de probabilité des ITKs.

3.2. Choix de stratégies

Les choix de stratégie pour les deux étapes clés : 1) la détermination d'une nouvelle configuration, 2) la sélection automatique de règles à ajouter, sont détaillées ci-dessous. D'autres stratégies reposant sur des critères différents peuvent être envisagées et sont décrites section 5 .

Pour la détermination d'une nouvelle configuration, notre stratégie consiste tout d'abord à repérer la nouvelle zone de l'espace de recherche à explorer par un point de référence. Ce point de référence sera ensuite utilisé pour adapter la distribution de probabilités. Pour construire le point de référence, un clustering (*K-Means*) est appliqué sur les exemples non couverts par la théorie globale. Des attributs communs, représentant la pression d'herbicides, permettent de comparer les ITK et les exemples (les arbres d'exutoire) selon un même espace à deux dimensions. Le centre du plus gros cluster d'exemples mals classés sert de point de référence pour l'espace à explorer. Le groupe d'ITK le plus proche du point de référence est privilégié lors de l'itération suivante. La détermination d'une distribution de probabilité d'ITK consiste à adapter les probabilités p_i de chaque groupe d'ITK $i \in \mathbb{N}_5$ (de centre C_i), de la manière suivante :

$$p_i^{new} = \frac{p_i^{old}}{\|P_r - C_i\|_2}$$

où $\|P_r - C_i\|_2$ est la distance euclidienne entre le point de référence et le centre du groupe d'ITK i . La nouvelle distribution est ensuite normalisée.

Pour la sélection automatique de règles à ajouter (qui servirait à suggérer les règles à un "vrai" utilisateur), notre stratégie de sélection de règles utilise la confiance d'une règle (sur la base d'apprentissage). Toutes les règles générées à une itération qui ont une confiance supérieure à 80% sont ajoutées à la théorie globale.

4. Implémentation et résultats

Nous avons implanté un outil permettant à un utilisateur de construire incrémentalement et interactivement un ensemble de règles. Il utilise des réalisations existantes : le simulateur (Tortrat, 2006) et l'algorithme d'apprentissage CN2 (implémentation de Clark (Clark *et al.*, 1989)).

La figure 5 illustre l'interface graphique de l'outil. On se trouve ici à la fin du troisième cycle pendant lequel 3 nouvelles règles (*cf.* figure 5, boîte de dialogue) ont été trouvées. Les règles surlignées sont celles qui sont suggérées automatiquement pour l'ajout à la théorie globale (l'utilisateur peut ou non suivre ces suggestions). La théorie globale comporte déjà 4 règles (*cf.* figure 5, partie supérieure gauche de la fenêtre en arrière plan).

La partie droite de l'interface sert à la visualisation des exemples d'apprentissage dans un plan défini par 2 attributs. D'autres outils de visualisation permettent de suivre l'évolution de la qualité de la théorie globale en construction.

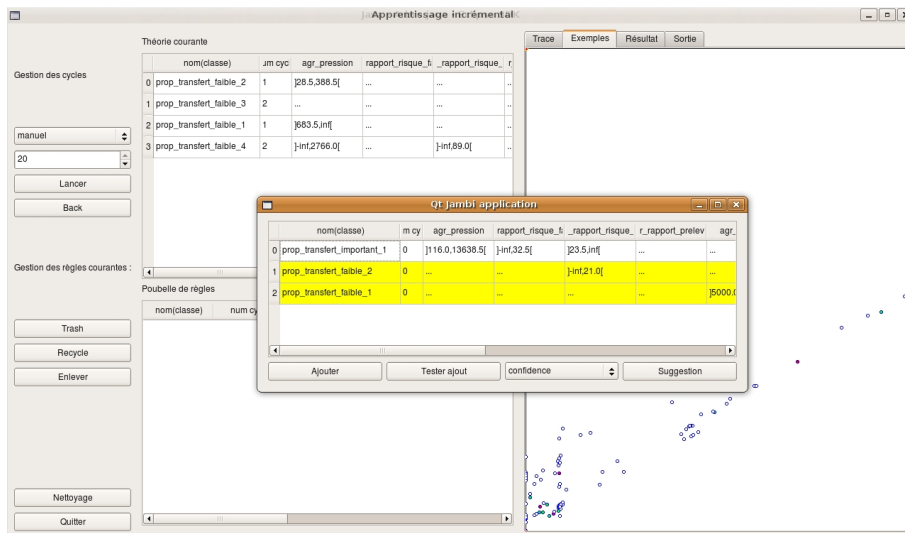


Figure 5. Interface (cf. texte pour les détails).

Dans une évaluation, nous cherchons à évaluer la pertinence des stratégies choisies. Pour cela, on a réalisé des apprentissages incrémentaux en s'arrêtant au bout de 20 incréments². Nous n'évaluons pas ici l'intérêt de l'aspect interactif de la méthode, mais uniquement l'aspect incrémental. En pratique, les règles choisies par la stratégie de sélection de règles sont celles qui sont ajoutées à la théorie globale.

À chaque étape, on calcule la précision de la théorie globale sur une base de validation constituée d'un grand nombre d'exemples (1300 dans notre application), on construit ainsi des courbes d'évolution de la précision en fonction des itérations successives.

La figure 6 illustre un exemple d'évolution de la précision en fonction des itérations successives. Si on reproduit l'expérimentation plusieurs fois, on obtient des courbes assez similaires. Mais toutes ne sont pas toujours croissantes. En moyenne, la précision maximale atteinte est de $0.83(\pm 0.04)$ et la précision moyenne est de $0.81(\pm 0.03)$.

5. Conclusion et perspectives

Dans ce travail exploratoire nous avons cherché à expérimenter une méthode d'apprentissage incrémentale et interactive afin d'améliorer un ensemble de règles de dé-

2. L'ensemble des 20 incréments est réalisé en environ 1min sur un Intel Centrino Duo.

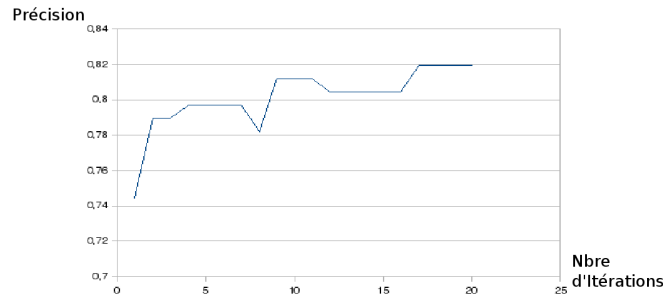


Figure 6. Exemple de courbe d'évolution de la précision en fonction des itérations successives.

cision. Si ce type de techniques commencent à apparaître dans la communauté de l'apprentissage automatique, c'est cependant, à notre connaissance, la première fois qu'un simulateur est couplé à un algorithme de généralisation afin de fournir de nouveaux exemples. Les résultats obtenus dans SACADEAU sont supérieurs à ceux issus de plusieurs itérations. Et nous travaillons actuellement sur des critères utilisés par les stratégies qui permettront d'améliorer ces résultats :

- les critères d'évaluation des règles pour la stratégie de sélection,
- les critères d'évaluation des zones de recherche à privilégier pour les stratégies de détermination de la configuration suivante.

Dans le cadre d'une procédure interactive telle que présentée ici, l'évaluation des règles au sein d'une théorie est un élément fondamental puisqu'il s'agit de fournir le maximum d'information à l'utilisateur pour l'aider à comprendre et à sélectionner les règles. Jusqu'à présent, seuls des critères statistiques classiques (confiance) ne prenant pas en compte le reste de la théorie sont utilisés cependant d'autres critères de qualité pourraient être envisagés. Dans le domaine de l'extraction des connaissances, ces critères sont classés en critères objectifs, *i.e.* guidés par les données, et critères subjectifs, *i.e.* guidés par l'expert du domaine. Concernant les critères objectifs (Lenca *et al.*, 2008) permettant d'évaluer les règles en vue d'une sélection : l'intérêt (qui s'appuie sur le nombre de contre-exemples), la redondance ou la similarité (par rapport au contenu actuel de la théorie globale), la forme des règles, la généralité ou la rareté seraient des critères intéressants à prendre en considération. Les mesures subjectives dépendent du point de vue de l'utilisateur et sont généralement de deux types (Al-Hegami, 2004) : la surprise et l'actionnabilité. Vis-à-vis du critère de surprise, une règle sera intéressante si elle surprend l'utilisateur par rapport à ses propres connaissances du domaine. Vis-à-vis du critère d'actionnabilité, une règle sera intéressante si elle aide l'utilisateur à prendre une décision dans son travail. Bien que majeur dans un contexte d'aide à la décision tel que SACADEAU, l'actionnabilité reste un critère difficile à définir de façon formelle.

Le deuxième point clé à explorer est la stratégie de détermination d'une nouvelle configuration pour l'itération suivante. La difficulté repose dans la construction d'un lien entre les résultats en sortie de l'algorithme d'apprentissage et les variables en entrée du simulateur. Jusqu'à présent, nous avons utilisé un critère qui indique, parmi les 6 zones définies par les groupes d'ITK, la zone de l'espace de variables d'entrées qu'il faut explorer aux itérations suivantes. Des critères pouvant localiser plus finement l'espace des entrées à explorer sont donc à étudier.

6. Bibliographie

- Al-Hegami A., « Subjective measures and their role in data mining process », *Proceedings of the International Conference on Cognitive Systems (ICCS)*, 2004.
- Aurousseau P., Squividant H., Trépos R., Tortrat F., Gascuel-Odoux C., Cordier M.-O., « A plot drainage network as a conceptual tool for the spatialisation of surface flow pathways for agricultural catchments », *Computer & Geosciences*, vol. 35, p. 276-288, 2009.
- Clark P., Niblett T., « The CN2 induction algorithm », *Machine Learning*, vol. 4, n° 4, p. 261-283, 1989.
- Cordier M.-O., Garcia F., Gascuel C., Masson V., Salmon-Monviola J., Tortrat F., Trépos R., « A machine learning approach for evaluating the impact of land use and management practices on streamwater pollution by pesticides », *Proceedings of the International Congress on Modelling and Simulation MODSIM'05*, 2005.
- Cordier M.-O., Tortrat F., Trépos R., Aurousseau P., Chanomordic B., Falchier M., Gascuel-Odoux C., Garcia F., Heddadj D., Lebouille L., Masson V., *Modélisation du transfert des herbicides dans un bassin versant en vue de la construction d'un outil d'aide à la décision pour la maîtrise de la qualité des eaux*, Update Sciences & Technologies, Éditions Inra, p. 219-225, 2006.
- Lenca P., Meyer P., Vaillant B., Lallich S., « On selecting interestingness measures for association rules : User oriented description and multiple criteria decision aid », *European Journal of Operational Research*, vol. 184, p. 610-626, 2008.
- Tortrat F., *Modélisation orientée décision des processus de transfert par ruissellement et subsurface des herbicides dans les bassins versants agricoles*, PhD thesis, ENSA de Rennes, 2006.
- Trépos R., *Apprentissage symbolique á partir de données issues de simulation pour l'aide á la décision. Gestion d'un bassin versant pour une meilleure qualité de l'eau*, PhD thesis, Université Rennes-1, 2008.