

Un système de RÀPC pour prévoir l'allocation de parcelles agricoles

Florence Le Ber, Laura Martin, Alain Mille, Marc Benoît

▶ **To cite this version:**

Florence Le Ber, Laura Martin, Alain Mille, Marc Benoît. Un système de RÀPC pour prévoir l'allocation de parcelles agricoles. 1ère conférence sur les Application Pratiques de l'Intelligence Artificielle (APIA), Institut National de Recherche en Informatique et en Automatique (INRIA). FRA., Jul 2015, Rennes, France. hal-01201882

HAL Id: hal-01201882
https://hal.science/hal-01201882

Submitted on 18 Sep 2015

HAL is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.

Un système de RÀPC pour prévoir l'allocation de parcelles agricoles

Florence Le Ber[1], Laura Martin[2], Alain Mille[3], Marc Benoît[2]

[1] ICUBE, Université de Strasbourg, ENGEES, CNRS, France
florence.leber@engees.unistra.fr

[2] SAD ASTER, UR 055, INRA Mirecourt, France
Marc.Benoit@mirecourt.inra.fr

[3] LIRIS, Université Lyon1, UMR CNRS 5205, Lyon, France
alain.mille@univ-lyon1.fr

Résumé : Cet article présente un prototype de raisonnement à partir de cas développé dans le cadre d'une application en agronomie, pour prévoir l'implantation dans les exploitations agricoles d'une nouvelle culture énergétique, le miscanthus. Peu d'expériences étaient disponibles pour construire ce modèle, ce qui nous a conduits à intégrer des variantes dans le module de raisonnement, permettant ainsi des usages différents. Le modèle et ses usages sont discutés. **Mots-clés** : Raisonnement à partir de cas, Agronomie, Explication.

1 Introduction

Parmi les modèles à base de connaissances, le raisonnement à partir de cas (RÀPC), introduit par Riesbeck & Schank (1989), permet d'appréhender des domaines où les connaissances générales sont mal formalisées et où l'expertise repose sur l'expérience. Classiquement, le RÀPC est vu comme un mode de résolution de problèmes s'appuyant sur la réutilisation de solutions de problèmes déjà résolus. Un *cas* est la représentation d'un épisode de résolution de problème : il encode un problème et une solution de ce problème ainsi que des informations sur les liens entre ce problème et cette solution. L'ensemble des cas d'un système de RÀPC est regroupé dans une *base de cas* et un cas de cette base est appelé *cas source* (dont la partie problème est appelée *problème source*). Raisonner à partir de cas c'est résoudre un problème, appelé *problème cible*, en s'appuyant sur la base de cas et sur des connaissances du domaine d'application. Ce raisonnement s'effectue en deux étapes principales, la *remémoration* et l'*adaptation*. La remémoration consiste à sélectionner un cas source jugé « similaire » au problème cible. L'adaptation utilise le cas source remémoré pour résoudre le problème cible, souvent en modifiant la solution associée au cas source et en s'appuyant sur la différence entre le problème source et le problème cible. Cependant, dans certains domaines, le modèle générique de cas, problème-solution, exigeant une forme fixe aussi bien pour la partie problème que la partie solution, n'est pas directement opérationnel. Il faut alors introduire une étape d'élaboration du problème cible, comme présenté par Fuchs *et al.* (2006), permettant de reformuler les choses afin de pouvoir mobiliser les connaissances effectivement disponibles pour l'adaptation d'une solution existante.

Par ailleurs, dans de nombreuses applications du RÀPC, la définition et la modélisation des cas et des connaissances nécessaires aux étapes de remémoration et d'adaptation requièrent un long travail d'analyse commun entre experts du domaine et informaticiens (voir par exemple l'expérience relatée par Le Ber & Brassac (2008)). La notion de cas ne s'applique alors pas de la même façon, mais garde sa pertinence si on considère que l'on cherche à expliquer une situation

à partir de l'explication trouvée dans une situation similaire : il s'agit d'une approche formalisée par Schank *et al.* (1994) permettant de formaliser des domaines en cours d'exploration comme ici ou relevant de l'argumentation comme en jurisprudence par exemple.

Nous présentons ici une démarche et un outil de RÀPC développé dans le domaine agronomique, dans une situation où l'expérience même est rare, puisqu'il s'agit de l'introduction d'une nouvelle culture, le miscanthus, dans des exploitations agricoles. Le modèle du RÀPC s'applique donc à une expérience en construction. Les questions à résoudre sont : quel est le processus de décision qui conduit un agriculteur à implanter du miscanthus dans une parcelle ? ce processus est-il généralisable ou adaptable pour prévoir ce que fera un autre agriculteur sur une autre parcelle ? Un prototype, dénommé SAMM, a été réalisé et expérimenté à partir d'enquêtes menées en Bourgogne, dans une zone où l'exploitation du miscanthus s'est développée il y a peu (Martin, 2014). L'article est organisé comme suit : après un état de l'art, nous exposons la problématique agronomique ; nous détaillons ensuite le modèle SAMM, puis en discutons avant de conclure.

2 Travaux connexes

Notre travail s'inscrit dans les travaux liant intelligence artificielle et agronomie. Plus précisément, il s'inspire de Osty *et al.* (2008) qui ont discuté de l'intérêt du RÀPC comme outil de modélisation pour l'agronomie des territoires (Benoît *et al.*, 2012) en s'appuyant sur une expérience de développement d'un système pour l'analyse et la comparaison d'enquêtes en exploitations. Plus largement, il existe de nombreux systèmes liant RÀPC et sciences environnementales, la plupart adoptant des approches très numériques, proches de méthodes d'apprentissage. On citera en particulier Du *et al.* (2012), qui intègrent des relations spatiales entre voisins pour mesurer la similarité entre parcelles et prédire leur utilisation (bâti, forêt ou culture). Des travaux plus anciens avaient déjà utilisé le RÀPC pour l'analyse de données géographiques, par exemple pour la classification des sols (Holt & Benwell, 1996).

Dans tous ces travaux fondés sur des approches numériques, il est peu fait mention des connaissances mises en jeu par les acteurs, comme nous avons entrepris de le faire ici. Le travail décrit par Osty *et al.* (2008) se fondait sur des connaissances d'acteurs préformalisées par des chercheurs. Girard *et al.* (2001) ont pris en compte des connaissances d'acteurs dans une approche de modélisation similaires au RÀPC, mais sans aller au développement d'un système. De fait, les systèmes incorporant explicitement des expériences des acteurs, comme celui décrit par Bosch *et al.* (1997) sur les *rangeland* neo-zélandais, sont rares.

Le travail présenté ici s'inscrit en effet dans une situation d'utilisation de l'expérience, de type *Explanation Based Reasoning* (Schank *et al.*, 1994). L'approche d'un raisonnement analogique fondé sur les explications est bien documenté dans la littérature avec plusieurs synthèses toutes produites dans les années 2004-2005. Roth-Berghofer (2004) reprend les fondements de la notion d'explication aussi bien au niveau philosophique que dans le cadre d'un système expert. Il distingue les explications cherchant à répondre aux questions : qu'est ce concept (qui intervient dans la décision), quelle est la justification d'un fait, comment une décision s'est-elle mise en place, dans quel but telle décision a-t-elle été produite, quel est le contexte cognitif de telle décision. Les auteurs énumèrent quelques bonnes propriétés de *bonnes* décisions : fidélité, suffisance, facilité d'élaboration, efficience. Dans leur synthèse, Sørmo *et al.* (2005) s'intéressent spécifiquement à la capacité d'un système expert à fournir les explications permettant à

un utilisateur de s'approprier le raisonnement et ses conclusions. Le RÀPC se prête particulièrement bien à cet exercice en gardant explicitement les explications spécifiques à chaque cas. Un cas, exprimé dans le registre de l'utilisateur, avec des explications faisant appel à des concepts partagés, permet de plus facilement réutiliser un cas pour en résoudre un autre tout en fournissant les clés de compréhension du domaine. L'ouvrage préfacé par Leake & Mcsherry (2005), reprend ces différentes façons de considérer, représenter et raisonner sur les explications.

3 Problématique

Le *Miscanthus x giganteus* – dit miscanthus – est une plante herbacée originaire d'Asie, cultivée en France depuis 2006 (Schnitzler, 2011). Cette plante est pérenne, elle est cultivée pendant 15 à 20 ans sur une même parcelle, et peut produire une biomasse importante tout au long de ce cycle. Elle est cultivée pour des usages exclusivement non alimentaires, comme écomatériau, combustible pour produire de la chaleur et pour le paillage.

L'extension de l'implantation du miscanthus en France est importante et peut constituer une tendance lourde au vue de l'intérêt récent des dirigeants politiques. Cet intérêt s'explique en partie par son potentiel pressenti en termes de bilan énergétique et de bilan environnemental : le miscanthus nécessite peu d'apports, fertilisants ou produits de traitement, et peu d'interventions de l'agriculteur. En revanche le miscanthus a des exigences en matière de substrat, il se développe préférentiellement dans les sols profonds et humides et peut se trouver en concurrence avec d'autres cultures, comme le maïs. Ainsi, modéliser la localisation du miscanthus dans les territoires permet d'identifier et d'anticiper les risques d'une concurrence d'usage des sols et plus globalement de la réorganisation des territoires, en cas de forte demande énergétique.

Les connaissances sur les processus d'allocation du miscanthus sont encore peu nombreuses. Les travaux existants portent principalement sur les facteurs d'adoption du miscanthus dans les exploitations agricoles, en particulier sur les facteurs économiques. Plus récemment d'autres facteurs ont été étudiés, comme la taille de l'exploitation agricole, le capital humain, les contraintes techniques ou en ressources, l'accès à l'information et la confiance (Bocquého, 2012). Or modéliser la localisation du miscanthus requiert de prendre en compte les choix des agriculteurs et de coupler des variables biophysiques et humaines. Il est nécessaire pour cela de recueillir et d'analyser un grand nombre de données et d'informations plus ou moins complexes.

À cette fin, des enquêtes ont été réalisées en 2011 puis renouvelées l'année suivante auprès de treize exploitations agricoles. Pour établir les règles d'allocation du miscanthus, il a été demandé aux enquêtés de décrire leur exploitation îlot par îlot, en explicitant leurs décisions d'allocation de culture. Nous disposons ainsi de la description fine des îlots et des objectifs de l'enquêté. Cette description permet de collecter des valeurs relatives et subjectives nécessaires à prendre en compte pour allouer le miscanthus dans le parcellaire des agriculteurs (Martin *et al.*, 2012). Nous recherchons aussi les règles d'allocation spatiales du miscanthus choisies par les agriculteurs dans la situation réelle et dans deux mises en situation imaginées : 1) les îlots réellement implantés en miscanthus n'existent pas – il est alors demandé à l'enquêté où le miscanthus aurait été implanté ; 2) l'enquêté souhaiterait implanter d'autres îlots en miscanthus – il lui est alors demandé dans quels îlots supplémentaires et sous quelles conditions.

4 Le modèle SAMM

Le système construit doit permettre de prévoir si un agriculteur va décider ou non d'implanter du miscanthus dans une de ses parcelles. Pour cela on dispose d'éléments de connaissances extraits des enquêtes, qui se présentent de la façon suivante : un ensemble de parcelles dans lesquelles a été implanté ou non du miscanthus, chaque parcelle est décrite par un ensemble descripteurs et assortie d'une ou plusieurs règles exprimant le choix de l'agriculteur. Par exemple (1) dans l'expression suivante « *Une parcelle pas drainée : très mauvaise, enfin humide, humide, très humide (...) j'ai tout le temps vu en jachère (...) ce n'est pas le même prix : je dis "hop, je fais le miscanthus dedans"* », on voit que la décision de l'agriculteur se fonde sur le caractère humide de la parcelle et sur son occupation précédente par une jachère peu rémunératrice.

Ces éléments ont permis de développer le prototype SAMM, dont la base de connaissances, le module de raisonnement, et enfin l'implantation informatique sont présentés ci-dessous.

4.1 Base de connaissances

4.1.1 Base de cas

Dans notre application, un cas est défini comme une expérience particulière d'insertion territoriale du miscanthus décidée par un agriculteur. Le couple problème-solution est une parcelle agricole et son potentiel d'implantation du miscanthus. Il est représenté par un vecteur d'attributs-valeurs, composé de deux parties (cf. figure 1) :

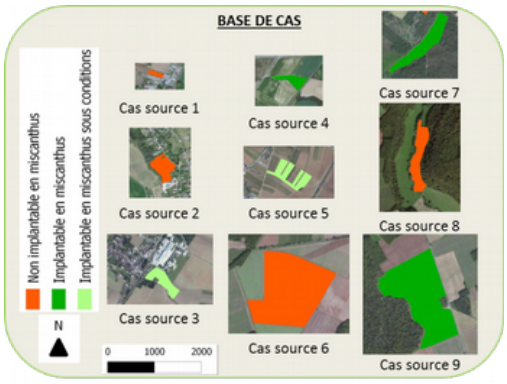
1. la partie problème décrit la parcelle par 32 variables influençant le potentiel d'implantation du miscanthus : ces variables relèvent de six catégories (géométrique, d'accessibilité, etc.) et sont décrites par 159 valeurs – ce jeu des descripteurs est appelé DP ;
2. la partie solution d'un cas décrit le potentiel d'implantation du miscanthus par une seule variable prenant trois valeurs : non implantable en miscanthus (valeur 0), implanté en miscanthus (valeur 1) et implantable avec conditions (valeur 2).

La base de cas du prototype SAMM comprend 82 parcelles pour lesquelles le potentiel d'insertion territoriale du miscanthus a été explicité par les agriculteurs lors des enquêtes en exploitations agricoles ; il s'agit donc de parcelles pour lesquelles la solution est connue. L'organisation de cette base de cas est plate, mais, pour faciliter la remémoration des cas sources, des index sont utilisés. Ce second jeu de descripteurs est appelé DI. Il correspond aux éléments qui ont effectivement pesé dans la décision de l'agriculteur, l'hydromorphie de la parcelle et son occupation précédente dans l'exemple (1) cité ci-dessus.

4.1.2 Connaissances de similarité et d'adaptation

Les connaissances de similarité ont été élaborées à partir des résultats des enquêtes sur les décisions des agriculteurs. Différents niveaux et types de similarité sont considérés :

– un niveau numérique global : le nombre de descripteurs partagés entre les cas source et cible, noté n ; on peut considérer l'ensemble DP ou l'ensemble DI ;
– un niveau sémantique local : les valeurs des descripteurs communs sont comparées deux à deux ; si elles sont égales, la distance locale est nulle ; si elles sont différentes, la distance



	Source 12	
Attribut	DP	DI
Occ précédente	jachère	jachère
Potentiel agronomique	moyen	
Pierrosité		
Hydromorphie	résurgences sources	
Taille	petite	petite
Distance au siège	proche	
Largeur obstacle	étroit	
Statut foncier	propriété	

FIGURE 1 – Quelques cas sources (parcelle, potentiel d'implantation) et détail des attributs d'un cas ; le potentiel d'implantation est représenté ici par une couleur (0/rouge, 1/vert, 2/vert clair)

varie entre 5 et 20, selon qu'elles influencent de la même façon ou non le potentiel d'implantation ; par exemple la valeur d'hydromorphie "terre humide" est similaire à la valeur "résurgences sources", mais distante de la valeur "terres séchantes" ;

– un niveau sémantique global : la moyenne des mesures locales à savoir, distance globale (source, cible) = $\Sigma_{i=1}^{n}$ distance locale (source$_i$, cible$_i$) / n où source$_i$ (resp. cible$_i$) est un descripteur du problème source (resp. cible).

Les connaissances d'adaptation reposent sur les règles de décision des agriculteurs. Ces règles sont de deux types : les règles de décision génériques et non situées dans l'espace (dites aspatiales) et les règles de décision spatialisées (liées à une parcelle). Nous disposons de 96 règles de la forme $<$ *prémisses (descripteurs), conclusion (potentiel d'insertion)* $>$.

4.2 Module de raisonnement

4.2.1 Remémorer des cas sources

La remémoration consiste à identifier un ou plusieurs cas sources de la base de cas susceptibles d'aider à la résolution du problème cible. Elle se déroule en trois temps : l'appariement du problème cible aux problème sources, l'évaluation de la similarité entre les problèmes et la sélection finale des cas sources. Dans le prototype SAMM, l'appariement du problème cible aux cas sources consiste en un appariement de vecteurs. L'évaluation de la similarité entre chaque problème source et le problème cible s'appuie sur les mesures définies ci-dessus. La sélection est réalisée selon différentes combinaisons de ces mesures (cf. figure 2).

Quatre algorithmes de remémoration ont été définis. Ils se caractérisent par les descripteurs utilisés pour la comparaison des cas et la procédure de remémoration choisie :

– il y a deux ensembles de descripteurs permettant de comparer les cas : le premier, DP, est composé de l'ensemble des descripteurs du problème source ; le second jeu, DI, est composé des descripteurs qui indexent le cas source ;

– il y a deux procédures : *(i)* la première filtre d'abord les cas sources minimisant la distance globale puis les cas sources maximisant le nombre de descripteurs comparés et *(ii)* la seconde, à l'inverse, filtre dans un premier temps les cas sources maximisant le nombre de

descripteurs comparés puis les cas sources minimisant la distance globale.

```
Comparaison cas source 10499801 avec cas cible 10385231
distance pb entre odsP_jachere et odsP_jachere : 0
distance pb entre hydr_sechant et hydr_partiellement hydromorphe : 20
distance pb entre forme_pointue et forme_pointue et convexe : 10
distance pb entre foncS_0 et foncS_1 : 20
distanceIndex entre odsP_jachere et odsP_jachere : 0
distanceIndex entre forme_pointue et forme_pointue et convexe : 10
nombre d'éléments pb comparés : 4
distance globale pb : 12.5
nombre d'éléments index comparés : 2
distance globale index : 5.0
```

FIGURE 2 – Exemple de résultats obtenus après comparaison d'un cas source à un cas cible

4.2.2 Adapter la solution des cas sources

Dans les systèmes de RÀPC existants, l'adaptation s'opère quand au moins un descripteur du problème source est dissemblable du problème cible. Les connaissances utilisées s'appuient sur les relations de dépendance, dont l'acquisition peut être manuelle ou automatique. L'adaptation est ensuite réalisée par substitution de la solution source ou par transformation de la solution.

Dans le prototype SAMM, l'adaptation se fait par substitution en utilisant des règles décrites ci-dessus. Ces règles sont applicables dès lors que leurs prémisses sont similaires aux descripteurs du problème cible, i.e. avec une distance locale inférieure à 5. La substitution se fait après une étape de sélection des différentes solutions proposées par les règles pouvant être appliquées à un même problème cible. Cette sélection repose sur un algorithme d'adaptation. En pratique, trois algorithmes d'adaptation ont été implantés dans le système. L'algorithme pessimiste (ADAPT0) sélectionne en priorité les règles dont la conclusion vaut 0 ; l'algorithme optimiste (ADAPT12) sélectionne les règles dont la conclusion vaut 1 ou 2 ; l'algorithme prudentiel (ADAPT3) sélectionne les règles applicables au cas cible ayant les plus grandes prémisses. Le choix de l'algorithme est laissé à l'utilisateur selon ses objectifs de prédiction.

4.3 Implantation et tests

Le prototype SAMM a été implanté dans l'environnement de développement Eclipse [1]. Dans l'état actuel, l'utilisateur peut charger différentes connaissances et bases de cas, permettant notamment d'appliquer le modèle sur d'autres territoires, sous réserve de certaines précautions d'usages. L'utilisateur peut aussi facilement tester différents algorithmes et paramètres de remémoration et d'adaptation grâce à un volet de configuration.

Des tests ont ensuite été conduits pour comprendre le fonctionnement du système. Ils ont été élaborés puis mis en œuvre à partir de différents paramètres d'expérimentation parmi lesquels :

- le choix de l'algorithme de remémoration, décliné en quatre modalités correspondant aux combinaisons des mesures et procédures définies ci-dessus ;
- le choix des règles à utiliser, avec deux modalités : les règles de l'agriculteur du cas source remémoré et les règles des agriculteurs de tous les cas sources de la base ;

1. www.eclipse.org

– le choix de l'algorithme d'adaptation, décliné en trois modalités, correspondant aux trois algorithmes présentés ci-dessus.

Les tests ont été menés en divisant la base de cas en deux sous-ensembles, le premier constituant les cas sources à remémorer, le second les problèmes cibles à résoudre. Les résultats obtenus sur ces problèmes cibles sont ensuite comparés à leur solution originelle (le potentiel d'implantation de la parcelle). Après analyse il apparaît que certaines procédures (ou combinaisons de paramètres) sont plus efficaces que d'autres, au sens où elles permettent de mieux retrouver les solutions originelles, sur ce jeu de données (Martin, 2014).

5 Discussion et conclusion

À ce stade et d'un point de vue thématique, pour les agronomes, le développement de SAMM a permis deux avancées majeures : *(i)* formaliser les règles de décision des agriculteurs à partir des résultats d'enquêtes complexes ; *(ii)* construire, en vue de prospective, des gammes de scénarios d'allocation du miscanthus. Toutefois, une difficulté demeure : les cas sont décrits par un petit nombre d'attributs, ce qui rend les appariements fragiles (les cas cible et source ne partagent le plus souvent que 2 ou 3 descripteurs). Ceci renforce la nécessité de bien choisir les règles qui permettent l'adaptation ou tout au moins de les choisir en connaissance de cause. Par exemple pour la prospective, on peut envisager un point de vue bas (les exploitants n'implantent du miscanthus que dans certaines parcelles, les plus adaptées) – on utilise alors l'algorithme pessimiste ADAPT0 – ou haut (les exploitants implantent dès qu'ils le peuvent) – on utilise l'algorithme optimiste ADAPT12.

De fait, on se trouve ici dans une situation d'utilisation de l'expérience qui relève d'un raisonnement à partir d'explications. En effet, s'il semble possible d'élucider quelques explications générales sur les décisions (les règles énoncées par les agriculteurs pour expliquer leur décision), les cas eux-mêmes sont difficiles à adapter et les agriculteurs ne se sont pas prêtés au jeu d'utiliser un cas « similaire » pour dire ce qui est différent entre son cas et un autre cas pouvant expliquer pourquoi la décision est différente ou la même. La complexité du processus de raisonnement et l'importance de donner la main au décideur plaident dans le sens d'explorer ces différences avec les décideurs. Ce qui ressort vraiment clairement du travail réalisé, c'est que la description du cas et de ses explications est une excellente façon de rendre concrètes les connaissances issues des enquêtes. L'utilisation du raisonnement est intéressante spécifiquement pour les interactions qu'il permet, plutôt que pour sa capacité de prédiction. Le prototype est utile pour construire de nouvelles boucles d'enquête et de réalisation de prototypes qui seront cette fois vraiment orientés sur la prédiction.

La notion d'explication semble donc la plus intéressante à considérer dans l'exploration de connaissances décisionnelles et en particulier, dans ce contexte évolutif de l'introduction d'une nouvelle culture dans les territoires d'exploitations agricoles.

Remerciements

Cet article s'appuie sur le travail de thèse de Laura Martin. Elle a bénéficié de l'accueil et du temps de nombreux agriculteurs, ainsi que de M. Béjot (Bourgogne Pellets), M. Garnaud (SCA Déshydratation de la Haute-Seine) et Mmes Pierson et Petit (Chambre d'Agriculture de

Bourgogne). Xavier Dolques (ICube) a implanté le prototype SAMM.

Références

BENOÎT M., RIZZO D., MARRACCINI E., MOONEN A.-C., GALLI M., LARDON S., RAPEY H., THENAIL C. & BONARI E. (2012). Landscape agronomy : a new field for addressing agricultural landscape dynamics. *Landscape Ecology*, **27**(10).

BOCQUÉHO G. (2012). Risque, temps et adoption des cultures pérennes énergétiques : exemple du cas français. Thèse de AgroParisTech.

BOSCH O. J. H., GIBSON R. S., KELLNER K. & ALLEN W. J. (1997). Using case-based reasoning methodology to maximise the use of knowledge to solve specific rangeland problems. *Journal of Arid Environments*, **35**, 549–557.

DU Y., LIANG F. & SUN Y. (2012). Integrating spatial relations into case-based reasoning to solve geographic problems. *Knowledge-Based Systems*, **33**, 111–123.

FUCHS B., LIEBER J., MILLE A. & NAPOLI A. (2006). Une première formalisation de la phase d'élaboration du raisonnement à partir de cas. In *14ème séminaire sur le raisonnement à partir de cas*.

GIRARD N., BELLON S., HUBERT B., LARDON S., MOULIN C.-H. & OSTY P.-L. (2001). Categorising combination of farmers' land use practices : an approach based on examples of sheep farms in the south of france. *Agronomie*, **21**, 435–459.

HOLT A. & BENWELL G. (1996). Case-Based Reasoning and Spatial Analysis. *Journal of the Urban and Regional Information Systems Association*, **8**, 27–36.

LE BER F. & BRASSAC C. (2008). Étude longitudinale d'une procédure de modélisation de connaissances en matière de gestion du territoire agricole. *Revue d'Anthropologie des Connaissances*, **2**(2), 151–168.

LEAKE D. & MCSHERRY D. (2005). Introduction to the Special Issue on Explanation in Case-Based Reasoning. *Artificial Intelligence Review*, **24**(2), 103–108.

MARTIN L. (2014). Modéliser l'insertion territoriale du *Miscanthus x giganteus* à partir des décisions des agriculteurs : une approche exploitant le modèle du raisonnement à partir de cas. Thèse de l'Université de Lorraine.

MARTIN L., WOHLFAHRT J., LE BER F. & BENOÎT M. (2012). L'insertion territoriale des cultures biomasses pérennes. Etude de cas sur le miscanthus en Côte d'Or (Bourgogne, France). *L'Espace Géographique*, (2), 138–153.

OSTY P.-L., LE BER F. & LIEBER J. (2008). Raisonnement à partir de cas et agronomie des territoires – constructions croisées. *Revue d'Anthropologie des Connaissances*, **2**(2), 169–193.

RIESBECK C. K. & SCHANK R. C. (1989). *Inside Case-Based Reasoning*. Hillsdale, New Jersey : Lawrence Erlbaum Associates, Inc.

ROTH-BERGHOFER T. (2004). Explanations and case-based reasoning : Foundational issues. In *Advances in Case-Based Reasoning*, LNCS 3155, p. 389–403. Springer.

R. C. SCHANK, A. KASS & C. K. RIESBECK, Eds. (1994). *Inside Case-Based Explanation*. Hillsdale, New Jersey : LEA.

SCHNITZLER A. (2011). Miscanthus : L'homme cultive-t-il un nouvel envahisseur ? Rapport, Université Paul Verlaine de Metz, Laboratoire des Interactions Ecotoxicologie, Biodiversité, Ecosystèmes.

SØRMO F., CASSENS J. & AAMODT A. (2005). Explanation in Case-Based Reasoning – Perspectives and Goals. *Artificial Intelligence Review*, **24**(2), 109–143.