



HAL
open science

Raisonner à partir de cas (ou pas) pour l'allocation de cultures pérennes dans un territoire agricole

Laura Martin, Florence Le Ber

► **To cite this version:**

Laura Martin, Florence Le Ber. Raisonner à partir de cas (ou pas) pour l'allocation de cultures pérennes dans un territoire agricole. 21ème atelier Français de Raisonement à Partir de Cas, Jul 2013, Lille, France. hal-01358257

HAL Id: hal-01358257

<https://hal.science/hal-01358257v1>

Submitted on 1 Sep 2016

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.

Raisonner à partir de cas (ou pas) pour l'allocation de cultures pérennes dans un territoire agricole

Laura Martin¹, Florence Le Ber²

¹INRA ASTER Mirecourt

²ICUBE, Université de Strasbourg/ENGEES, CNRS

Résumé

L'insertion dans les exploitations agricoles de cultures pérennes à usages non alimentaires soulève de nombreux enjeux, en particulier la mise en concurrence alimentaire/non alimentaire de l'usage des terres, exacerbée par la croissance de la demande énergétique. Les connaissances sur les choix et les raisons des agriculteurs d'allouer ou non leurs terres à ces cultures sont encore peu nombreuses. C'est pourquoi nous avons étudié les possibilités offertes par le raisonnement à partir de cas (RÀPC) pour rendre compte de ces choix et les anticiper à partir de différentes sources de données et de connaissances. Nous présentons et comparons deux approches, l'une relevant de l'apprentissage supervisé, la seconde du RÀPC.

Mots clés : Agronomie, raisonnement spatial, allocation de cultures, RÀPC, apprentissage supervisé

1 Introduction

Le miscanthus est une nouvelle culture dédiée à des usages non alimentaires. Sa dynamique d'implantation en France et en Europe est récente et rapide. Ainsi, modéliser la localisation du miscanthus, de manière spatialement explicite dans le territoire, permet d'anticiper la concurrence de l'usage des sols et d'autres réorganisations des territoires dans le contexte d'une augmentation de la demande énergétique.

Cependant, les connaissances sur les processus d'allocation spatialement explicites du miscanthus sont encore peu nombreuses. Dans la littérature, les auteurs étudient principalement les facteurs d'adoption du miscanthus dans les exploitations agricoles. La plupart de ces travaux étudie ce phénomène par des facteurs économiques, comme l'analyse de coûts. Plus récemment d'autres facteurs ont été mis à l'étude, comme la taille de l'exploitation agricole, le capital humain (âge, éducation, morale et valeurs sociales), les contraintes en ressources ainsi que les contraintes techniques, l'accès à l'information et la confiance [4]. Cette dernière étude explique que l'adoption est liée à la présence de terres marginales au sein du parcellaire de l'agriculteur et souligne les difficultés à définir la marginalité des terres agricoles compte tenu du caractère relatif et subjectif de cette notion. Dans [15] il est également montré que l'adoption et la localisation du miscanthus ne dépendent pas de règles génériques mais de règles relatives, liées à la configuration spatiale du parcellaire de l'agriculteur et à ses potentialités agronomiques, et de règles subjectives liées à la perception qu'a l'agriculteur de son parcellaire en termes de contraintes, de marginalité et d'atouts.

Le raisonnement à partir de cas (RÀPC) apparaît donc comme une alternative aux modèles experts fondés sur des règles génériques et aux approches d'analyses de données (méthodes statistiques ou apprentissage). Il permet d'utiliser des objets contextualisés tels que des îlots, selon les fondements de l'agronomie des territoires [2], pour les transposer dans autre contexte et résoudre ainsi des problèmes dépendants du contexte.

Dans [8], nous avons présenté un exemple simplifié d'allocation qui se prêtait bien à une modélisation sous la forme d'un réseau de contraintes qualitatives et à un traitement par révision. Dans cet article nous nous attachons à présenter la problématique de l'allocation de cultures pérennes dans sa complexité. Nous prenons comme objet d'observation et d'analyse l'îlot de culture, c'est-à-dire un ensemble continu de parcelles culturales exploitées par un même agriculteur [1]. Nous décrivons deux approches : la première est une approche de type apprentissage supervisé et s'applique à l'îlot de culture, vu comme un objet dépendant des caractéristiques biophysiques et spatiales du territoire environnant ; la seconde est une approche de type RÀPC et s'applique à

l'îlot de culture, vu comme objet dépendant de l'organisation spatiale du parcellaire de l'exploitation agricole et des objectifs de l'agriculteur.

Le plan du papier est le suivant. Après un rapide état de l'art, suivi d'une présentation de la problématique agronomique, nous détaillons les données, informations et connaissances mises en jeu, puis esquissons les deux systèmes possibles. L'article s'achève par une discussion portant sur l'approche à choisir pour simuler l'allocation du miscanthus dans un territoire, à des fins d'anticipation et de prospective.

2 Travaux connexes

Il existe de nombreux travaux liant intelligence artificielle et agronomie, le plus souvent sur des problématiques de planification des assolements [6], de diagnostic de maladies des plantes [3, 19] ou d'aide à la décision dans le domaine agro-environnemental [17, 12], avec des approches diversifiées. Il existe également de nombreux systèmes liant RÀPC et sciences environnementales dans des approches très numériques, proches de méthodes d'apprentissage. On citera en particulier [7], qui intègre des relations spatiales entre voisins pour mesurer la similarité entre parcelles et prédire leur occupation du sol (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 [11].

Dans [16] nous avons discuté de l'intérêt du RÀPC comme outil de modélisation pour l'agronomie des territoires. Cette discussion s'appuyait sur une expérience de développement d'un système pour l'analyse et la comparaison d'enquêtes en exploitations [13]. Ce système utilisait des graphes conceptuels, dont les sommets et les arêtes sont étiquetés, pour représenter l'organisation spatiale de territoires agricoles. Le raisonnement combinait la classification hiérarchique au sens des logiques de description et la composition de relations spatiales qualitatives.

Dans tous ces travaux, il est peu fait mention des connaissances mises en jeu par les acteurs, comme nous avons entrepris de le faire ici. Ces connaissances ont pu être prises en compte dans des approches de modélisation similaires au RÀPC, mais sans aller au développement d'un système, du fait de la complexité des formes de connaissances à modéliser (voir par exemple [9] sur les conduites de troupeaux ovins). De fait, les systèmes incorporant explicitement des expériences des acteurs afin de les partager, comme celui décrit dans [5] sur les *rangeland* neo-zélandais, sont assez rares. Citons encore les travaux autour du système CARMA pour le diagnostic et le traitement d'invasions de ravageurs des cultures [10], qui adapte des modèles établis sur de l'expertise, et a pu être généralisé à plusieurs états américains.

3 Problématique

Le *Miscanthus x giganteus* – dit miscanthus – est une plante herbacée originaire d'Asie, cultivée en France depuis 2006 [18]. 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 (voir figure 1).

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 [4]. C'est une culture qui 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.

Or modéliser la localisation du miscanthus requiert de prendre en compte les choix des agriculteurs [15] et de coupler des variables biophysiques et humaines. Elle nécessite pour cela de recueillir et d'analyser un grand nombre de données et d'informations plus ou moins complexes.



FIGURE 1 – Vue d'une parcelle de miscanthus

4 Données disponibles

Etant donné le peu de données spatiales de localisation du miscanthus mobilisable à ce jour, nous utilisons deux jeux de données d'enquêtes réalisées auprès d'agriculteurs, que nous spatialisons en utilisant différentes bases de données géographiques. Les enquêtes ont été menées en Côte d'Or (région Bourgogne) où des aides européennes ont été proposées aux agriculteurs pour l'implantation du miscanthus.

4.1 Données d'enquêtes sur l'adoption du miscanthus

Ces enquêtes ont été réalisées par une économiste dans le cadre de sa thèse [4] pour étudier les choix d'adoption du miscanthus selon différentes situations de risques : 111 agriculteurs ont été enquêtés ; 65 parcelles d'exploitation agricole ont pu être spatialisées, c'est-à-dire que les parcelles de l'exploitation sont localisées sur une carte et enregistrées dans un système d'information géographique (voir figure 2).

Sur ces 65 parcelles, les îlots alloués en miscanthus ont été localisés. Les attributs décrivant chacun des îlots sont quant à eux mesurés à partir de données géographiques décrivant les caractéristiques spatiales et biophysiques des îlots, ainsi que de leur environnement (cf. partie 4.3).

4.2 Données d'enquêtes sur l'allocation du miscanthus

Ces enquêtes ont été réalisées en 2012 dans le cadre de nos travaux de recherche [15]. Treize exploitations agricoles ont été enquêtées pour établir les règles spatialement explicites d'allocation du miscanthus choisies par les agriculteurs. Pour cela, nous avons demandé aux enquêtés de décrire leur exploitation îlot par îlot, en explicitant leurs décisions d'allocation de culture (voir figure 3). Ces données sont longues à acquérir, surtout car elles nécessitent une retranscription partielle des entretiens ; de plus le travail de formalisation – du matériau brut des termes employés par les agriculteurs au modèle de connaissances implantable – est important.

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 [4, 15]. Nous utilisons d'autre part, les règles d'allocation spatiales du miscanthus choisies par l'agriculteur dans la situation réelle et dans deux mises en situation imaginées. La première situation proposée est celle où les îlots réellement implantés en miscanthus n'existent pas – nous demandons alors à l'enquêté où le miscanthus aurait été implanté à la place des îlots existants. La seconde situation est celle où l'enquêté souhaiterait planter d'autres îlots en miscanthus – nous lui demandons alors où les îlots supplémentaires auraient été localisés et sous quelles conditions.

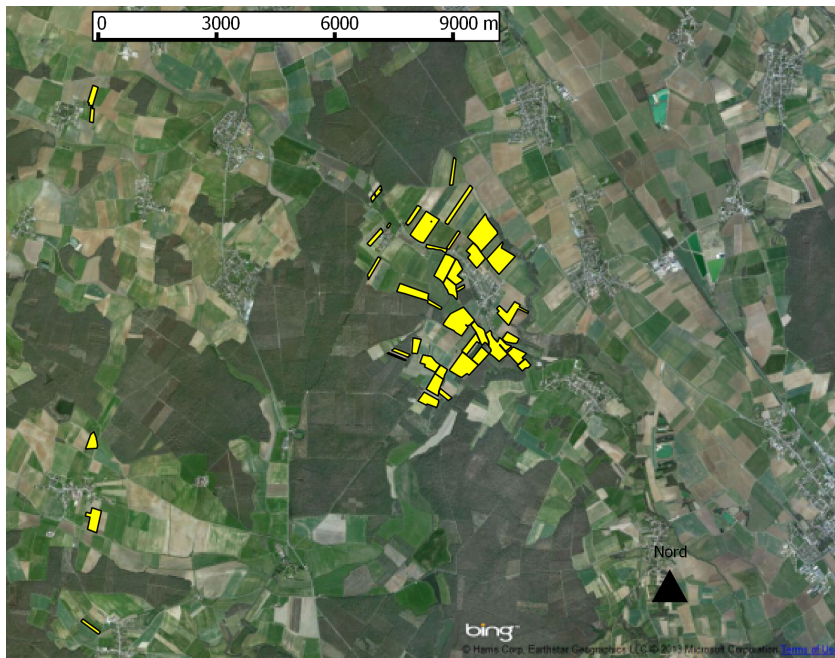


FIGURE 2 – Exemple d'un parcellaire d'exploitation spatialisé (en jaune) vu sur une image satellitaire

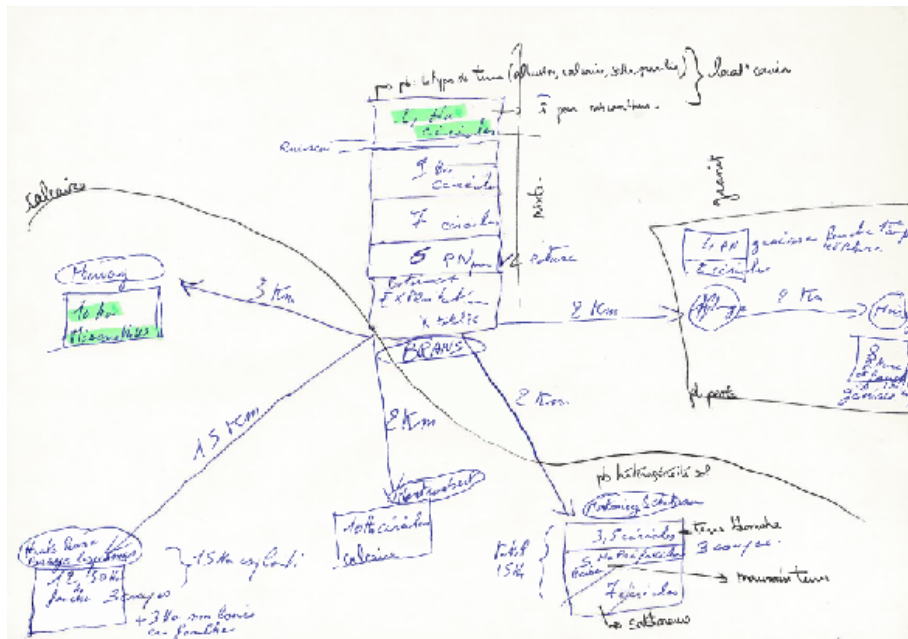


FIGURE 3 – Exemple d'un parcellaire dessiné par un exploitant, soulignant les éléments importants de prise de décision d'allocation de culture : sont notées la distance des îlots au centre d'exploitation, leur surface, la culture en place et les caractéristiques de sol et de pente

4.3 Données autres

Cinq bases de données géographiques sont utilisées à ce jour pour localiser les îlots et mesurer leurs caractéristiques spatiales et biophysiques :

1. le registre parcellaire graphique¹ de l'Agence de Services et de Paiements : il permet de spatialiser l'ensemble des îlots d'exploitation et de connaître les cultures mises en place chaque année ;
2. la base DoneSOL² produite par l'INRA, unité INFOSOL (Orléans) : ces données décrivent les types de sols (texture, profondeur, hydromorphie, etc.) de la Côte d'Or à l'échelle du 1 : 25000 ;
3. la base Corine Land Cover³ : ces données sont produites dans le cadre d'un programme européen par interprétation d'images satellitaires et décrivent les grands types d'occupation du sol à l'échelle du 1 : 100000 ;
4. la base de données TOPO[®] de l'IGN⁴ : ce sont des données d'occupation du sol (route, bâti, cultures, forêts, etc.) à l'échelle du 1 : 25000 ;
5. les données de l'Inventaire National du Patrimoine Naturel⁵.

Trois autres bases de données seront utilisées par la suite pour compléter la description des îlots.

5 Deux approches

Nous avons envisagé deux approches, faisant appel à des connaissances et données différentes – et donc à une modélisation différenciée : la première approche relève de méthodes supervisées, tandis que la seconde se place dans le cadre du RÀPC. Nous discutons des intérêts et limites de chacune.

5.1 Approche en apprentissage supervisé

Dans ce modèle, un exemple – ou un cas – correspond à un îlot cultural. Cet exemple est décrit comme un ensemble d'attributs représentant les caractères spatiaux et biophysiques de l'îlot. Il possède une étiquette de classe binaire indiquant si l'îlot est alloué ou non en miscanthus.

5.1.1 Données et connaissances

Dans ce modèle, la base d'apprentissage correspond à 50% des îlots (appelés îlots sources par référence au modèle du RÀPC) des 65 parcelles localisés grâce aux données d'enquêtes sur l'adoption du miscanthus et décrits par des mesures spatiales. Le base de test correspond au reste des îlots des parcelles collectés (appelés îlots cibles).

Chaque exemple est décrit par 15 attributs qualitatifs. Ces attributs ont été sélectionnés en mobilisant d'une part, les connaissances des agriculteurs : les attributs sélectionnés correspondent aux critères d'allocation du miscanthus qui ne sont pas liés à l'exploitation agricole et qui ont été cités par les agriculteurs enquêtés sur l'allocation du miscanthus (par exemple, la surface de l'îlot). Ces attributs ont d'autre part été sélectionnés en mobilisant les connaissances d'experts requises pour regrouper sous des termes plus englobants les critères cités par les agriculteurs (par exemple, le type de sol). A ce jour, 5 attributs ne sont pas encore mesurables ; ces mesures dépendent de l'acquisition des nouvelles bases de données.

5.1.2 Modélisation

Ici, le raisonnement mis en œuvre pour allouer le miscanthus dans un territoire consiste à retrouver un îlot (ou un ensemble d'îlots) source(s) similaire à un îlot cible et à recopier son étiquette.

1. <http://www.asp-public.fr/?q=node/856>

2. <http://www.gissol.fr/outil/donesol/donesol.php>

3. <http://www.eea.europa.eu/publications/COR0-landcover>

4. <http://professionnels.ign.fr/bdtopo>

5. <http://inpn.mnhn.fr/accueil/index>

La similarité est définie en dénombrant les valeurs identiques de chaque attribut entre un îlot cible et un îlot source. Un score de similarité (indice de Jaccard) pour chaque îlot source est ainsi obtenu. On sélectionne alors l'îlot source ayant le meilleur score de similarité. Un sous-ensemble minimal d'attributs identiques est fixé, correspondant à un seuil de similarité de 1/2. Quand plusieurs îlots sources ont le même score de similarité et que leurs étiquettes de classe diffèrent, nous recopions la valeur de l'étiquette la plus fréquente ; en cas d'égalité entre les fréquences, nous attribuons une valeur aléatoire (allocation ou non).

Au-delà de cette approche naïve permettant d'explorer les caractéristiques du jeu de données, des méthodes de classification (arbres de décision, k-plus proches voisins) seront mises en œuvre, dès l'achèvement de la phase de construction des données.

5.1.3 Intérêts et limites du modèle envisagé

L'intérêt majeur de cette approche est de nécessiter relativement peu de données « locales » et donc de pouvoir s'appliquer à un large territoire. En particulier, des données d'enquêtes comme celles réalisées sur l'allocation du miscanthus ne sont pas utilisées. En revanche, la limite de ce modèle est de donner un poids égal à chaque élément du sous-ensemble d'attributs sur lequel s'établit la mesure de similarité. En effet, l'analyse des résultats des enquêtes menées auprès des agriculteurs montre que l'allocation du miscanthus ne se décide pas à partir du même sous-ensemble d'attributs entre exploitations agricoles. Par exemple, l'agriculteur A1 peut choisir d'allouer le miscanthus en fonction de la forme et de la distance de l'îlot tandis que l'agriculteur A2 peut faire son choix en fonction du régime hydrique du sol de l'îlot uniquement. Ce modèle à bas niveau d'information n'est donc pas adapté pour rendre compte de la part décisionnelle des agriculteurs, celle-ci étant liée aux caractéristiques de l'exploitation agricole où se trouve l'îlot considéré.

5.2 Approche RÀPC

Dans ce modèle, on considère des cas constitués d'une partie problème et d'une partie solution. La partie problème représente un îlot considéré dans le contexte de l'exploitation : sont décrits le parcellaire de l'exploitation, le type d'activité de l'exploitation et les objectifs de l'exploitant. La solution du cas correspond à des règles d'allocation du miscanthus, c'est-à-dire à un ensemble de critères d'allocation du miscanthus, chaque critère étant couplé à un choix binaire d'allocation. Ces règles sont spécifiques à chacun des cas. Nous faisons toutefois l'hypothèse que des similarités entre territoires d'exploitations conduisent à des similarités entre critères d'allocation du miscanthus.

5.2.1 Données et connaissances

Dans ce modèle, la base de cas et les cas cibles correspondent aux îlots des exploitations agricoles enquêtées sur l'allocation du miscanthus, à savoir 13 exploitations. Dans une première phase de test, on considère 12 îlots alloués en miscanthus pour constituer la base de cas ; 12 autres îlots sont utilisées en cas cibles pour tester le modèle. La partie problème des cas (voir figure 4) est décrite par 18 attributs reprenant les 15 critères d'allocation utilisés dans le premier modèle auxquels sont adjoints 3 autres critères directement liés à l'exploitation agricole : la distance de l'îlot au siège d'exploitation, les accords fonciers pérennes et le rôle structurant de l'îlot. L'ensemble du parcellaire de l'exploitation est également pris en compte.

Pour la solution, on construit des couples (critère, choix $\in \{0, 1\}$). Par exemple, (îlot en jachère, 1) indique que l'agriculteur allouera de préférence le miscanthus sur un îlot précédemment en jachère (non cultivé). Comme pour le premier modèle, ces critères sont cités par les agriculteurs et synthétisés par les experts. Les valeurs utilisées proviennent du discours des agriculteurs, elles sont donc relatives à l'exploitation agricole et subjectives.

5.2.2 Modélisation

Ici, raisonner à partir de cas consiste à retrouver et à adapter les règles d'allocation du miscanthus d'un cas source en fonction des similarités entre les problèmes source et cible. Nous recherchons le cas source le moins coûteux à adapter et pour cela nous construisons une mesure de similarité *ad hoc*.

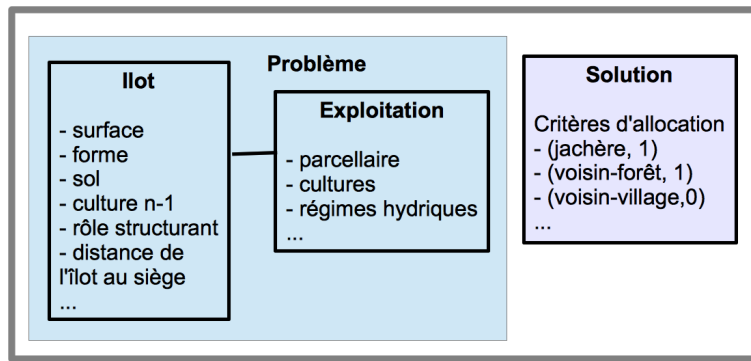


FIGURE 4 – Modèle de cas pour les îlots alloués en miscanthus dans une exploitation agricole

Cette mesure de similarité, dite « relâchée » (en référence à la mesure d'égalité stricte utilisée dans le premier modèle), s'appuie sur une matrice qui affecte un score de similarité entre deux valeurs d'un même attribut. Par exemple, un sol humide en permanence (hum_p) est plus proche d'un sol saturé de manière saisonnière (sat_s) que d'un sol sec de manière saisonnière (sec_s), vis-à-vis du miscanthus. Ainsi $sim(hum_p, sat_s) = 2$ tandis que $sim(hum_p, sec_s) = 1$. Quand on compare un problème cible et un problème source, on somme les scores de similarité pour chacun des attributs et on établit ainsi une mesure de similarité entre les deux problèmes.

Une première étape de remémoration permet ainsi de lister un ensemble de cas sources suffisamment proches du problème cible. Dans une deuxième étape, nous considérons le parcellaire des exploitations concernées et mesurons une similarité entre parcellaires. Cette mesure porte sur un indice de dispersion du parcellaire, la variance de la taille et de la forme des îlots, les cultures et régimes hydriques dominants. La troisième étape de la remémoration consiste à pondérer les deux scores de similarité obtenus sur l'îlot et sur le parcellaire. Finalement on sélectionne le cas source maximisant le score de similarité pondéré. Comme pour le premier modèle, quand plusieurs cas sources sont retrouvés, l'un d'entre eux est sélectionné aléatoirement. Ici, la remémoration est plus complexe que celle utilisée pour le premier modèle : elle intègre deux échelles spatiales, celle de l'îlot et celle de l'exploitation agricole.

Pour l'étape d'adaptation, nous effectuons une recopie si les problèmes sont strictement égaux et une révision si les problèmes sont dissemblables. La révision du couple (critère, choix) de la solution source consiste à transformer le critère d'allocation et/ou le choix d'allocation. Cette révision s'appuie sur les dissemblances entre problèmes et des connaissances du domaine. Par exemple, supposons que la solution du cas source contienne (îlot en jachère, 1) et que le parcellaire du cas source ait une surface équivalente topographique (SET) hors jachère supérieure au seuil obligatoire fixé par la politique agricole commune – c'est-à-dire que l'exploitant a le droit de retourner ses jachères pour une mise en culture ; supposons que le parcellaire du problème cible ait une SET hors jachère inférieure au seuil obligatoire, alors la solution devient (îlot en jachère, 0). En effet, l'exploitant ne peut alors pas supprimer une parcelle de jachère au profit du miscanthus.

Après adaptation des couples (critère-choix) et affectation de ces règles d'allocation au cas cible, le modèle applique les règles sur l'îlot considéré. En reprenant l'exemple ci-dessus, si cet îlot est en jachère il ne sera donc pas alloué en miscanthus. En revanche s'il n'est pas jachère mais proche d'une forêt, et que le couple (proche-forêt, 1) fait partie de la solution construite, il sera alloué en miscanthus. Quand les couples sont contradictoires, c'est la valeur binaire 0 qui l'emporte.

5.2.3 Intérêts et limites du modèle envisagé

L'intérêt de ce modèle est de prendre en compte la part décisionnelle des agriculteurs dans le processus d'allocation du miscanthus. L'intérêt est aussi d'utiliser des valeurs relatives à l'exploitation agricole, nécessaires pour modéliser l'allocation du miscanthus à partir des décisions d'agriculteurs [4, 15]. En revanche, les limites de ce modèle résident principalement dans l'accès aux données et dans la complexité de la modélisation, encore en cours.

6 Discussion et conclusion

Cet article présente deux approches pour modéliser l'allocation territoriale du miscanthus, qui est une culture pérenne pour la production de biomasse : la première approche est de type apprentissage supervisé et la seconde est une approche de type raisonnement à partir de cas.

Dans ce travail, l'apprentissage supervisé présente l'intérêt de nécessiter peu de données « locales » (niveau de l'exploitation agricole) et de s'appliquer à un large territoire. L'apprentissage supervisé s'applique en effet, à un îlot de culture, vu comme un objet dépendant des caractéristiques biophysiques et spatiales du territoire environnant. Il présente en revanche l'inconvénient d'ignorer la dépendance entre l'îlot et le contexte agromique et territorial de l'exploitation agricole où il se trouve [2]. Or l'adoption et la localisation du miscanthus sont liées à la configuration spatiale du parcellaire de l'agriculteur et à la perception qu'il en a [13]. Ce modèle à bas niveau d'information n'est donc pas adapté pour rendre compte des choix d'allocation faits par les agriculteurs.

Le cadre du raisonnement à partir de cas, utilisé en deuxième approche, s'applique à l'îlot de culture vu comme un objet dépendant de l'organisation spatiale du parcellaire de l'exploitation agricole et des objectifs de l'agriculteur. Ce modèle repose sur un niveau important d'information : il s'appuie sur une matrice de similarité entre descripteurs des îlots pour la remémoration et sur des connaissances du domaine pour l'adaptation par révision. Il permet ainsi d'utiliser des données locales et de les transposer à un autre contexte. En revanche, le territoire d'application du raisonnement à partir de cas apparaît plus limité que celui de l'apprentissage supervisé, du fait de l'accessibilité des données (enquêtes nécessaires) et du temps de formalisation des connaissances.

Quel modèle est-il préférable de choisir pour allouer le miscanthus dans un territoire à des fins d'anticipation et de prospective ? Nous pouvons premièrement choisir le modèle en fonction de la validité de ses résultats (ce travail est à venir). Nous pouvons deuxièmement choisir le modèle en fonction de l'usage qu'il en sera fait et de l'accessibilité des données, privilégiant ainsi l'apprentissage supervisé. Nous pouvons également choisir le modèle en fonction des connaissances qu'il produit, privilégiant le raisonnement à partir de cas pour lequel la formalisation des connaissances permet une compréhension fine du processus d'allocation du miscanthus.

Notre intérêt va au raisonnement à partir de cas pour sa meilleure prise en compte des connaissances des agriculteurs et de leurs règles d'allocation du miscanthus. Pour améliorer le modèle nous envisageons de développer des bases de connaissances hiérarchiques (sur les sols, les contraintes des parcelles, etc.) permettant d'affiner la mesure de similarité. De plus, pour mieux prendre en compte les contraintes spatiales des îlots (voisinages, distance au centre d'exploitation, etc.), nous pouvons adopter un modèle de type graphe ou réseau de contraintes qualitatives et établir des chemins de similarité, comme cela avait été proposé dans [14] dans le cadre d'une application à la chimie et dans [13] dans le cadre d'une application aux territoires agricoles. Enfin il faudra établir un ensemble de règles d'adaptation permettant de modifier les couples (critères, choix), comme nous l'avons présenté ci-dessus pour la jachère.

Remerciements

Nous remercions les agriculteurs, M. Béjot (Bourgogne Pellets), M. Garnaud (SCA Déshydratation de la Haute-Seine) et Mme Pierson (Chambre d'Agriculture de Bourgogne) pour le temps qu'ils nous ont consacré en enquêtes. Nous remercions également Davide Rizzo et Marc Benoît pour leur expertise dans la formalisation des critères d'allocation du miscanthus à partir du discours des agriculteurs. Nous remercions enfin Géraldine Bocquého pour la mise à disposition de ses données.

Références

- [1] ASP. Données anonymisées attachées aux surfaces objet des aides du 1er pilier (dont le Registre Parcellaire Graphique) : Contenu, format et modalités de livraison, métadonnées. Agence de Services et de Paiement, 2009.

- [2] M. Benoît, D. Rizzo, E. Marraccini, A.-C. Moonen, M. Galli, S. Lardon, H. Rapey, C. Thenail, et E. Bonari. Landscape agronomy : a new field for addressing agricultural landscape dynamics. *Landscape Ecology*, 27(10), 2012.
- [3] D. Blancard, A. Bonnet, et A. Coléno. TOM, un système expert en maladies des tomates. *Revue Horticole*, 261 :7–14, 1985.
- [4] G. Bocquého. Risque, temps et adoption des cultures pérennes énergétiques : exemple du cas franÃ§ais. Thèse de doctorat en économie, AgroParisTech, 2012.
- [5] O. J. H. Bosch, R. S. Gibson, K. Kellner, et W. J. Allen. Using case-based reasoning methodology to maximise the use of knowledge to solve specific rangeland problems. *Journal of Arid Environments*, 35 :549–557, 1997.
- [6] R. D. Buick, N. D. Stone, R. K. Scheckler, et J. W. Roach. CROPS : a Whole-Farm Crop Rotation Planning System to Implement Sustainable Agriculture. *AI Applications*, 6(3) :29–50, 1992.
- [7] Y. Du, F. Liang, et Y. Sun. Integrating spatial relations into case-based reasoning to solve geographic problems. *Knowledge-Based Systems*, 2012.
- [8] V. Dufour-Lussier, F. Le Ber, J. Lieber, et L. Martin. Adaptation de cas spatiaux et temporels. In *20ème atelier Français de Raisonnement à Partir de Cas*, Paris, 2012.
- [9] N. Girard, S. Bellon, B. Hubert, S. Lardon, C.-H. Moulin, et P.-L. Osty. Categorising combination of farmers’ land use practices : an approach based on examples of sheep farms in the south of france. *Agronomie*, 21 :435–459, 2001.
- [10] John D. Hastings, Alexandre V. Latchininsky, et Scott P. Schell. CARMA : Scalability with Approximate-Model-Based Adaptation. In *2010 International Congress on Environmental Modelling and Software*, 2010.
- [11] A. Holt et G.L. Benwell. Case-Based Reasoning and Spatial Analysis. *Journal of the Urban and Regional Information Systems Association*, 8 :27–36, 1996.
- [12] D.S. Kaster, C.B. Medeiros, et H.V. Rocha. Supporting modeling and problem solving from precedent experiences : the role of workflows and case-based reasoning. *Environmental Modelling & Software*, 20(6) :689–704, 2005.
- [13] F. Le Ber, A. Napoli, J.-L. Metzger, et S. Lardon. Modeling and comparing farm maps using graphs and case-based reasoning. *Journal of Universal Computer Science*, 9(9) :1073–1095, 2003.
- [14] J. Lieber. Raisonnement à partir de cas et classification hiérarchique. Application à la planification de synthèse en chimie organique. Thèse de l’Université Henri Poincaré – Nancy I, octobre 1997.
- [15] L. Martin, J. Wohlfahrt, F. Le Ber, et M. Benoît. 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, 2012.
- [16] P.-L. Osty, F. Le Ber, et J. Lieber. Raisonnement à partir de cas et agronomie des territoires – constructions croisées. *Revue d’Anthropologie des Connaissances*, 2(2) :169–193, 2008.
- [17] A. Perini et A. Susi. Developing a decision support system for integrated production in agriculture. *Environmental Modeling & software*, 19(9) :821–829, 2004.
- [18] A. Schnitzler. Miscanthus : L’homme cultive-t-il un nouvel envahisseur ? Rapport, Université Paul Verlaine de Metz, Laboratoire des Interactions Ecotoxicologie, Biodiversité, Ecosystèmes, 2011.
- [19] C. P. Yialouris et A. B. Sideridis. An expert system for tomato diseases. *Computers and Electronics in Agriculture*, 14(1) :61–76, 1996.