Modélisation par automate temporisé pour aider à l'identification de l'occupation du sol

Timed Automata Modelling to help Landcover Identification

Christine Largouët[1] Marie-Odile Cordier[2]

[1] ENSAR/IRISA
[2] INRA/IRISA

Ecole Nationale Supérieure Agronomique de Rennes 65, rue de St Brieuc 35042 Rennes Cedex
clargoue@irisa.fr

Résumé

La reconnaissance de l'occupation du sol à partir d'images satellitales ou aériennes est souvent imparfaite et conduit à des ambiguïtés entre les cultures. Dans ce domaine, nous présentons une approche originale qui consiste à représenter la parcelle comme un système dynamique et à modéliser son évolution (les connaissances sur les cycles culturaux) à l'aide d'un automate temporisé. Les observations, issues d'une préclassification des images, sont traitées par un automate dans une démarche de type prévision/postdiction pour améliorer les résultats obtenus par les outils traditionnels de classification.

Mots Clef

Modélisation temporelle et spatiale, aide à la classification, automate temporisé, application aux images aériennes et satellitales.

Abstract

Landcover recognition from remotely sensed images is often imperfect and leads to ambiguities between crops. In this field, we present an original approach which consists in representing the plot as a dynamic system and in modelling his evolution (knowledge about crop cycles) with a timed automata. Observations, issued from a preclassification of images, are treated with the timed automata, in a prediction/postdiction step to improve results obtained by traditional classification tools.

Keywords

Temporal and spatial modelling, help to the classification, timed automata, remotely sensed images applications.

1 Introduction

La télédétection est un outil d'information et d'aide à la décision qui intervient dans l'analyse paysagère suivant plusieurs préoccupations : aménagement du territoire, analyse des déséquilibres systémiques (surveillance des risques de pollution), etc. L'interprétation des images aériennes et satellitales fait l'objet de nombreux travaux en particulier dans le cadre de l'interprétation de scènes [13, 14, 6, 12] ou de l'extraction automatique d'objets sémantiques [4], comme les routes ou les bâtiments. Dans le domaine de la reconnaissance de l'occupation du sol, l'objectif consiste à inventorier les principales occupations (forêts, bâti, sol nu, eau et les différents types de cultures) puis à construire une carte thématique où les objets de l'image sont associés à une interprétation. Les travaux de télédétection employant les méthodes statistiques classiques de classification [7, 3] traitent les images finement mais manuellement et au cas par cas suivant le type de paysage et la région. C'est une procédure longue qui demande au photo-interprète d'effectuer de nombreuses opérations sur l'image. La majorité des approches de reconnaissance de l'occupation du sol faisant appel à l'Intelligence Artificielle s'inspirent des systèmes d'interprétation de scènes [5, 19, 15]. Les connaissances statiques comme la géométrie des objets, leurs relations spatiales et la spécification des capteurs sont définies dans un système à base de règles de production qui détermine les meilleurs traitements jusqu'à satisfaire un critère résultat. Ces méthodes donnent des résultats satisfaisants même si les difficultés habituellement rencontrées lors de la classification d'images subsistent (confusion entre des cultures ayant des signatures spectrales proches, présence de pixels isolés et mal classés).

Dans d'autres domaines de la vision par ordinateur, la modélisation employée pour la reconnaissance tient compte de l'évolution du modèle. Ces systèmes sont cependant essentiellement utilisés dans les applications où l'on cherche à détecter le mouvement. C'est le cas des applications telles que la vidéosurveillance, le suivi des cellules vivantes ou l'analyse des mouvements cardiaques [17]. Dans ce contexte, le support n'est plus une seule image mais une séquence à partir de laquelle il est possible d'interpréter un comportement ou une activité.
Dans un paysage rural, la parcelle agronomique qui est l'unité de travail, peut être également vue comme un système évolutif qui change d'état à la faveur des rotations annuelles ou des pratiques agricoles. Pour aider à identifier l'occupation du sol de chaque parcelle nous allons donc nous appuyer sur une séquence d'images. Des auteurs [11, 8, 18] ont déjà établi que dans ce domaine, l'utilisation de plusieurs images à différentes dates permet de lever les doutes sur l'affectation de la culture.

Nous proposons une nouvelle méthode de reconnaissance de l'occupation du sol à partir d'une série d'images. L'originalité de l'approche consiste à s'appuyer sur une modélisation de l'évolution dans le temps du couvert des parcelles agricoles pour améliorer les résultats obtenus par les outils traditionnels de classification. La démarche se décompose en deux temps : une préclassification par parcelle puis une identification des occupations du sol affinée par la prise en compte de la dimension temporelle. L'objectif de la préclassification est de fournir les occupations du sol possibles pour chaque parcelle. Cette préclassification est ensuite précisée à l'aide des connaissances sur les cycles culturaux et de l'historique des observations de la parcelle.

La deuxième partie de l'approche fait l'objet de cet article. Une description plus précise de la problématique et de la démarche est donnée dans la section 2. Le modèle d'évolution de la parcelle à l'aide d'un automate temporisé est présenté dans la section 3. Le problème, posé comme un problème de vérification des observations à l'aide de l'automate, est défini en section 4. Enfin, les résultats obtenus sont présentés dans la section 5.

2 Démarche générale

Lié à l'environnement et à la protection des eaux contre les pollutions d'origine agricole, le programme Bretagne Eau Pure s'étend sur cinq années de 1997 à 2001. Les cartes d'occupation du sol sont intégrées dans un SIG qui calcule un indice de risque de contamination des eaux par parcelle. La précision de la carte en entrée prend donc à ce stade toute son importance. Notre objectif est d'élaborer les cartes d'occupations du sol à partir d'images dont la fréquence est de trois par an : une en hiver, une au printemps et une en été. Ces images peuvent être d'origine variée : aérienne (IGN), SPOT ou Landsat TM, suivant les conditions météorologiques et la disponibilité des images satellitales sur la zone.

La première étape de notre démarche consiste à préclassifier les images afin de s'affranchir des traitements de bas niveau sur les images et de disposer d'une première proposition de classification. L'idée de préclassification a déjà été mise en œuvre dans les systèmes de reconnaissance à base de règles [5, 19] mais nous pensons qu'il est préférable qu'elle soit réalisée sur l'entité de raisonnement, la parcelle, et non sur le pixel. Les méthodes traditionnelles de classification supervisée ou non supervisée peuvent être employées dans cette étape de prétraitement. La préclassification doit fournir un résultat qui ne masque pas les confusions éventuelles entre des objets de signatures spectrales proches, le point faible de la classification par les méthodes statistiques. Si une confusion existe, elle doit au contraire apparaître dans le résultat sous la forme de facteurs d'appartenance de la parcelle aux différentes classes. On appelle observation l'ensemble des classes potentielles pour une parcelle.

La plupart des modélisations de cultures utilisées en télédétection associe une gamme de réponses spectrales à un stade cultural, pour tous les capteurs. Outre le travail conséquent que nécessite la préparation d'un tel modèle, il n'est pas toujours très fiable puisque la valeur des signatures spectrales dépend également des conditions de prise de vue (angle de prise de vue, ensoleillement) [7]. Nous avons choisi d'utiliser une modélisation indépendante du type d'image qui représente simplement l'évolution avec le temps des différentes cultures et de leurs successions. Cette modélisation peut être représentée à l'aide d'un automate où les états correspondent aux stades des cultures, c'est-à-dire les classes précédemment identifiées par la préclassification. Le formalisme utilisé permettant de représenter au mieux les contraintes temporelles d'une culture est celui des automates temporisés [2].

Le résultat de la classification fournit une observation OBS_i qui représente l'ensemble des états (classes) possibles s_j pour une parcelle à la date t_i, avec $1 \leq i \leq n$, n étant le nombre d'images de la série et $1 \leq j \leq m$, m étant le nombre d'occupations du sol possibles pour cette parcelle. L'interprétation de l'image consiste à fournir un ensemble minimal d'occupations du sol (si possible réduit à un seul état) cohérent avec l'ensemble des états proposés par l'automate à la date t_i. La simulation de l'automate tient compte des observations de la parcelle aux autres dates. L'ensemble des états résultats à chaque date est $RESS_i$ avec $RESS_i \subseteq OBS_i$ tel que $RESS_i$ est l'ensemble des états possibles à la date t_i. Les états appartenant à l'ensemble $OBS_i - RESS_i$ sont des états proposés par la classification de l'image mais révélés impossibles par l'automate puisque ne correspondant à aucune évolution cohérente de la parcelle.
La figure 1 résume la démarche sur une image conte-

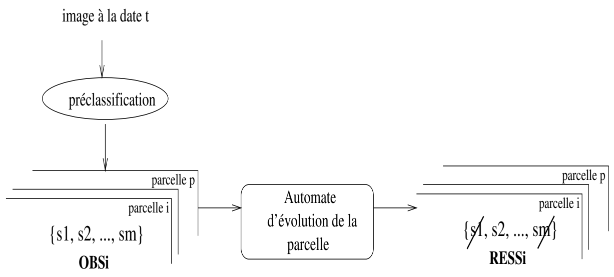

FIG. 1 – *La méthode en deux étapes*

nant p parcelles. Pour chaque parcelle on affine les classes hypothétiques issues de la préclassification en les vérifiant par l'automate qui connaît l'évolution logique de la parcelle compte tenu de ses occupations aux autres dates.

Pour étendre ce principe sur une série d'images nous avons défini une méthode qui s'appuie sur une démarche de type prévision/postdiction [10]. Connaissant un ensemble d'états possibles à une date t_{i-1}, la prévision détermine, par une simulation de l'automate, un ensemble d'états à une date future t_i cohérent avec la situation initiale. L'ensemble des états successeurs possibles à la date t_i, $SUCC_i$, est comparé avec l'ensemble des observations OBS_i afin de réduire l'ensemble des occupations du sol possibles et d'obtenir un premier ensemble résultat nommé $RESS_i$ tel que $RESS_i = SUCC_i \cap OBS_i$.
La postdiction tire parti des états résultats, $RESS_{i+1}$, trouvés à la date t_{i+1} pour identifier l'ensemble des états prédécesseurs possibles à la date t_i, $PRED_i$, cet

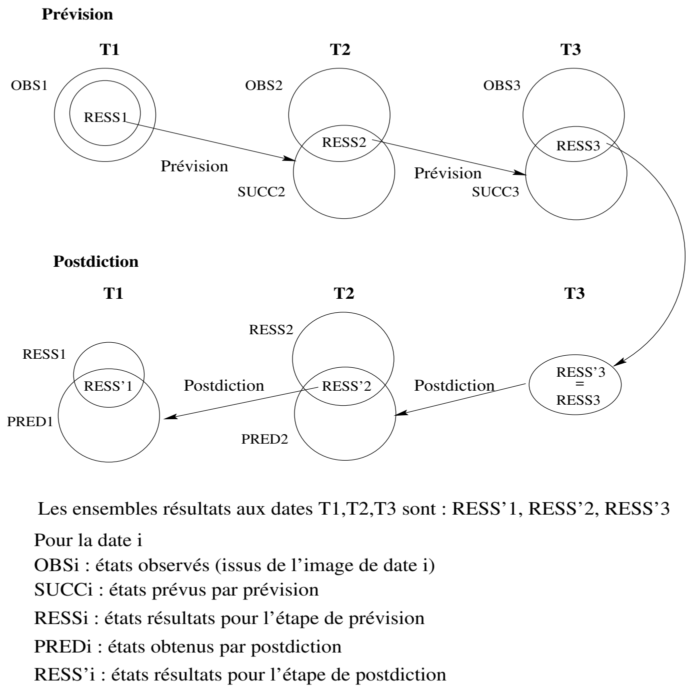

FIG. 2 – *Résolution sur une série d'images*

ensemble permettant de raffiner l'ensemble des états résultats $RESS_i$. L'ensemble des états possibles à une date t_i est donc une nouvelle fois réduit pour ainsi obtenir l'ensemble final des états résultats $RESS'_i$ tel que $RESS'_i = RESS_i \cap PRED_i$. Ce raisonnement est décrit pour 3 images dans la figure 2.

3 Automate temporisé

Pour déterminer l'état du sol aux dates de prise de vue des images il est nécessaire de connaître les cultures (principales productions, date de semis et de récolte), leur évolution et les lois de rotation. Une fois ces connaissances recueillies, un premier travail a permis de définir théoriquement la parcelle en tant que système [10]. Pour résumer, nous pouvons dire qu'un tel système se décompose en une partie statique, qui est pour le moment définie par une seule variable : l'occupation du sol, et une partie dynamique qui comporte deux types d'événements : les événements internes qui permettent de représenter la dynamique propre du système, son évolution avec le temps, et les événements externes, dépendant des connaissances particulières sur des pratiques agricoles, et qui obligent le système à passer d'un état à un autre état. La particularité d'un tel système est son non-déterminisme puisqu'il peut se trouver dans plusieurs états à une date donnée (par

exemple il peut être dans l'état *blé* ou *chaumes* du 15 juillet au 10 août puisque la date de récolte est variable suivant les parcelles et les années).
Pour modéliser l'évolution de la parcelle avec le temps, nous avons opté pour une modélisation par automate temporisé qui permet d'utiliser le même modèle pour toutes les années. Dédiés à la vérification de systèmes temps-réels les automates temporisés offrent, en plus, des méthodes de vérification répondant à notre besoin. Cette section présente la définition du formalisme puis la description de notre système à l'aide de cette représentation.

3.1 Formalisme

Les automates temporisés [2] permettent de modéliser de façon abstraite des systèmes avec des contraintes temporelles en utilisant des variables de type horloge. Leur formalisme reprend celui des automates où les sommets représentent des états et les transitions étiquetées par un label, des événements ou des actions. Des variables sont associées à des horloges physiques du système qui avancent de manière synchrone. Ces variables sont utilisées pour exprimer le temps de séjour dans un état de l'automate ou pour conditionner le passage d'un état vers un nouvel état. Un automate peut comporter plusieurs horloges indépendantes entre elles. Les transitions sont toujours instantanées et autorisent une remise à zéro des horloges. La contrainte d'horloge associée à un état est appelée l'*invariant* et indique que le système peut rester dans cet état tant que la condition représentée par l'invariant reste vérifiée.
L'exemple de la figure 3 est un automate temporisé

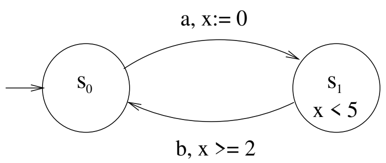

FIG. 3 – *Automate temporisé*

dont l'état initial est s_o et qui possède une seule horloge x. Il n'existe pas de contrainte temporelle associée à s_0 ce qui signifie que le système peut rester dans cet état un temps arbitraire. Lors du passage de la transition a l'horloge x est mise à zéro. Le système peut rester dans l'état s_1 tant que la valeur de l'horloge est inférieure à 5, cependant à partir du moment où x est égale à 2, le système peut revenir à l'état s_o, par la transition b.

Syntaxe.
Les contraintes d'horloges sont définies comme la conjonction de contraintes atomiques. Une contrainte atomique compare la valeur de l'horloge avec un nombre entier. Si $\mathcal{X}$ est l'ensemble des variables d'horloge, on définit par $\Phi(\mathcal{X})$, l'ensemble des contraintes possibles φ portant sur les horloges telle que :

$$\varphi := x \leq c \mid c \leq x \mid x < c \mid c < x \mid \varphi_1 \wedge \varphi_2$$

avec $x \in \mathcal{X}$ et c une constante entière.

Une interprétation d'horloge v est une fonction qui associe une valeur réelle positive à chaque horloge $x \in \mathcal{X}$ telle que $v(x) \in R^+$.

Un automate temporisé A est défini par un n-uplet $< \mathcal{S},\mathcal{X},\mathcal{L},\mathcal{E},\mathcal{I} >$ avec

- $\mathcal{S}$ est un ensemble fini de sommets, $s_o \in S$ étant le sommet initial ;
- $\mathcal{X}$ est un ensemble fini d'horloges ;
- $\mathcal{L}$ est un ensemble fini d'étiquettes ;
- $\mathcal{E}$ est un ensemble fini d'arcs ; chaque arc e est un n-uplet (s,l,φ,δ,s') tel que e relie $s \in \mathcal{S}$, sommet source, à $s' \in \mathcal{S}$, sommet destination sur une étiquette l ; la condition d'activation que doit satisfaire les horloges pour franchir la transition est représentée par φ et $\delta \subseteq \mathcal{X}$ correspond à l'ensemble des horloges réinitialisées lorsque la transition est tirée;
- $\mathcal{I} : S \rightarrow \Phi(\mathcal{X})$ associe à chaque sommet de l'automate temporisé une contrainte temporelle φ appelée l'*invariant* du sommet.

À l'initialisation, le système se trouve dans l'état initial et toutes les horloges ont pour valeur 0.

Sémantique.
La sémantique d'un automate temporisé est donnée par un système de transitions étiquetées $< \mathcal{Q}, \rightarrow, (s_o,v_o) >$ où $\mathcal{Q}$ est l'ensemble des états temporisés, $\rightarrow$ est l'ensemble des transitions étiquetées et (s_o,v_o) est l'état temporisé initial. Pour toutes les horloges $x \in \mathcal{X}$, on a $v_o(x) = 0$.
Un *état temporisé* de A est une paire (s,v) telle que s est un sommet de $\mathcal{S}$ et v une interprétation pour $\mathcal{X}$ telle que v satisfait l'invariant $\mathcal{I}(s)$.
On distingue deux types de transitions :

- *Transition discrète*
  Soit $e = (s,l,\varphi,\delta,s') \in \mathcal{E}$ une transition. L'état temporisé (s,v) a une transition discrète vers l'état temporisé (s',v') si v satisfait φ. Cette transition est notée : $(s,v) \xrightarrow{l} (s',v')$ avec $v' = v[\delta := 0]$. $v[\delta := 0]$ donne une nouvelle interprétation d'horloge v' pour laquelle toutes les horloges $x \in \delta$ sont réinitialisées, les autres conservant la valeur qu'elles avaient dans v. Soit l'exemple d'une transition discrète sur l'automate de la figure 3 :

$(s_0,1) \xrightarrow{a} (s_1,0)$

- *Transition temporelle*
  Soit $t \in R^+$. L'état temporisé (s,v) a une transition temporelle vers l'état temporisé $(s,v+t)$ notée $(s,v) \xrightarrow{t} (s,v+t)$ si pour tout $t' \leq t$, $v+t'$ satisfait l'invariant $\mathcal{I}(s)$. La valuation $v+t$ est la valuation obtenue en augmentant toutes les horloges de t.
  Exemple de transition temporelle :
  $(s_1,1) \xrightarrow{1} (s_1,2)$

3.2 Modèle d'évolution de la parcelle

Le formalisme des automates temporisés convient parfaitement pour modéliser l'évolution de la parcelle. Les occupations du sol constituent les états de l'automate et les événements qui relient ces états sont représentés par des arcs munis de contraintes d'horloge. Dans le formalisme des automates temporisés l'aspect temporel doit être exprimé par des contraintes atomiques qui comparent la valeur de l'horloge à des entiers. Les calendriers culturaux sont généralement exprimés par des dates, cependant pour adhérer au formalisme ils sont ici représentés en nombre de jours depuis le 1^{er} septembre, date correspondant généralement au début des cycles culturaux. Les transitions temporelles expriment les contraintes temporelles c'est-à-dire l'écoulement du temps possible au sein d'un même état. La parcelle peut, par exemple, rester dans l'état blé jusqu'au 10 août maximum (343 en nombre de jours). Au contraire, les transitions discrètes permettent au système de changer d'état. La parcelle peut en effet passer par une transition discrète de l'état blé à l'état chaumes à partir du 15 juillet (ou du jour 317).
La notion de cycle, caractéristique de l'évolution de ce système, peut figurer grâce à la réinitialisation possible des horloges.

L'automate de la figure 4 est une version simplifiée de l'évolution de la parcelle puisque seuls les états des occupations du sol blé, maïs et eau sont représentés. Le schéma complet sur la région étudiée tient compte de la forêt, du bâti, et des différents états des cultures orge, colza et prairie. L'état initial *init* est le point d'entrée. L'automate possède deux horloges ; x représente le nombre de jours dans une année (du 1^{er} septembre au 1^{er} septembre) et y les années (y correspond au nombre de jours depuis le 1^{er} septembre du premier cycle et cette horloge n'est jamais réinitialisée). Deux types d'occupation du sol se distinguent sur l'automate : une invariante (l'eau) et des cultures (le blé et le maïs). Les états *init culture* et *fin culture* conditionnent l'entrée et la sortie dans une culture en réinitialisant l'horloge x au début de chaque cycle et en regroupant toutes les transitions possibles vers les cultures suivantes sur un même état.

Avec l'apparition d'un événement de type *initblé*, l'automate peut transiter vers l'état *snblé* signifiant que le système a pour couverture un solnu blé, état possible jusqu'au 5 décembre. Cette contrainte est traduite par l'invariant $x < 96$. Le système peut également aller de l'état initial vers l'état chaumes, *chaumes1*, possible jusqu'à 34 avant de retrouver l'état solnu (le passage des chaumes au solnu est possible pendant toute la durée du chaumes $0 < x < 34$). La date de semis du blé (connue de manière imprécise entre 43 et 96) est représentée par une garde sur la transition, entre les états *snblé* et *blé*, ayant une valeur d'horloge inférieure à la celle de l'invariant sur l'état de départ ($x > 43$).
Les différents scénarios du maïs peuvent être représentés sans aucune difficulté à l'aide du formalisme. Cette culture présente la particularité d'être moissonnée du 1^{er} septembre à mi-novembre suivant le type de récolte pratiquée, période qui tombe sur la fin du cycle que nous avons défini. Dans le cas d'une récolte précoce, le maïs est moissonné entre 0 et 30. Si la récolte a lieu à $x = 0$, le système termine le cycle de maïs normalement puis s'oriente à partir de l'état *finmaïs* vers les cultures suivantes : maïs, prairie ou blé. Si la culture suivante est de nouveau un maïs, un arc permet de passer directement de l'état *initmaïs* vers les états *snmaïs* ou *chaumes2* en réinitialisant l'horloge x. Dans le cas d'une récolte après $x = 0$, l'état maïs est encore possible jusqu'au 30 septembre ($x < 30$) pour une récolte précoce et jusqu'au 15 novembre ($x < 76$) pour une récolte tardive, ce qui est traduit par l'apparition d'états supplémentaires *maïs1* et *maïs2* dans le cycle des cultures. On constate, sur cet automate, qu'un blé ou un maïs peuvent être cultivés à la suite d'une récolte précoce mais que seul un maïs peut succéder un maïs récolté tardivement. Une autre caractéristique du cycle du maïs est d'autoriser au système plusieurs états possibles pendant l'hiver : le solnu, les chaumes ou la prairie. Le chaume est possible jusqu'à 250 mais peut-être retourné dès 1 et devenir alors un solnu. L'apparition de la prairie est possible entre 11 et 76 ; sa fauche entre 153 et 242 alors que le semis de maïs peut avoir lieu entre 222 et 262. Ce non déterminisme est représenté par trois états *snmaïs*, *prairie* et *chaumes2* dont les invariants couvrent une période de temps commune.

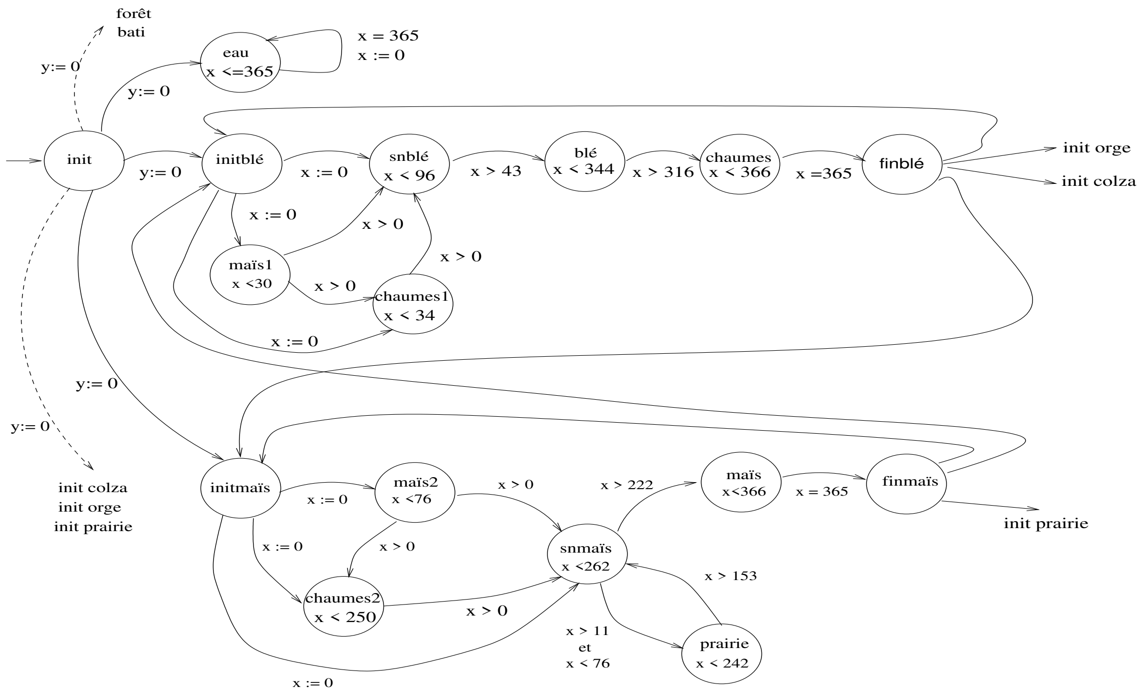

FIG. 4 – *Automate d'évolution de la parcelle*

4 Identification par vérification

Dans le domaine des automates temporisés, la vérification d'un système peut être décrite selon trois types de problèmes : l'atteignabilité, l'invariance et la réponse bornée. L'atteignabilité détermine s'il existe une exécution du système permettant d'atteindre un état donné à partir d'une situation initiale. Le problème de l'invariance consiste à vérifier qu'une propriété du système est toujours valide quelles que soient ses séquences d'exécution, étant donné un état de départ. Enfin, la réponse bornée détermine si un état peut être atteint dans une limite de temps donnée.
La spécification des propriétés à vérifier est généralement exprimée en logique TCTL (*timed computational tree logic*) [1]. De façon informelle, les opérateurs utilisés ont la signification suivante.

- $\exists\Diamond_I\, f$: il existe une exécution et un état où la formule f est valide à un temps $t \in I$;
- $\forall\Diamond_I\, f$: pour toutes les exécutions, il existe un état qui vérifie f à un temps $t \in I$;
- $\forall\Box\, f$: la formule f est toujours valide.

La vérification symbolique par model-checking [16] consiste à déterminer les états du modèle d'un graphe temporisé qui satisfont une formule TCTL. La méthode de vérification symbolique repose sur des algorithmes qui calculent l'ensemble des états successeurs ou prédécesseurs d'une situation de départ, sa particularité étant de ne pas énumérer de façon exhaustive tous les états mais de calculer l'ensemble des états satisfaisant la formule comme le point fixe de prédicats d'états. Cette approche présente l'avantage majeur d'éviter le risque d'explosion combinatoire (pour plus de détails se reporter à [9]).

Le principe de résolution proposé en section 2 peut se traduire par la vérification d'une propriété TCTL par model-checking. La démarche présentée sur un couple d'images qui détermine un ensemble d'occupations du sol par simulation puis le compare à un autre ensemble d'états, l'observation, repose sur le même principe que la vérification d'une formule par model-checking.
Notre problème de désambiguïsation sur deux images peut alors être résolu par deux types de vérification :

- vérifier que les états d'une observation OBS_i sont cohérents avec la contrainte temporelle (l'invariant) associée à l'état ; c'est un problème d'atteignabilité exprimé par la formule TCTL suivante : Soit t_i la date en jours depuis le 1^{er} septembre de l'observation OBS_i.
  Pour tout état $s_i \in OBS_i, init \Rightarrow \exists\Diamond_{=t_i}\, s_i$
  Les états s_i de OBS_i satisfaisant cette propriété constituent l'ensemble des états résultats $RESS_i$.
- vérifier que les états d'une observation $RESS_i$ sont cohérents avec les états $RESS_{i-1}$ (par prévision)

et $RESS_{i+1}$ (par postdiction); c'est également un problème d'atteignabilité. Il s'exprime par la formule TCTL suivante pour la prévision.
Soient d_i et d_{i-1} les dates en jours depuis le 1^{er} septembre du premier cycle étudié des observations OBS_i et OBS_{i-1} [1].
Pour tout état $s_i \in RESS_i$, on vérifie qu'il existe un état $s_{i-1} \in RESS_{i-1}$ tel que :
$(s_{i-1} \wedge x = t_{i-1} \wedge y = d_{i-1}) \Rightarrow \exists \Diamond (s_i \wedge x = t_i \wedge y = d_i)$
Les états de $RESS_i$ ne trouvant aucun prédécesseur dans $RESS_{i-1}$ sont éliminés de cet ensemble.

La postdiction cherche à vérifier $RESS_i$ par rapport à $RESS_{i+1}$. La formule est la suivante :
Pour tout état $s_i \in RESS_i$, on vérifie qu'il existe un état $s_{i+1} \in RESS_{i+1}$ tel que :
$(s_i \wedge x = t_i \wedge y = d_i) \Rightarrow \exists \Diamond (s_{i+1} \wedge x = t_{i+1} \wedge y = d_{i+1})$
Les états de $RESS_i$ ne trouvant aucun successeurs dans $RESS_{i+1}$ sont éliminés de cet ensemble.

Cette vérification deux à deux des images est ainsi réalisée sur toute la séquence en prévision et en postdiction.

5 Résultats

Cette section présente la mise en œuvre de la méthode et les résultats obtenus sur une séquence de cinq images.

5.1 Préclassification

La préclassification a été réalisée à l'aide du logiciel Arkémie qui est un des rares produits à réaliser une classification sur les parcelles. Dans cette étape, l'objectif est d'effectuer rapidement des traitements automatiques même imparfaits. Nous avons retenu la méthode de classification supervisée (qui tient compte des échantillons relevés lors de la vérité terrain pour déterminer les classes) donnant les meilleurs résultats sur nos images : la discrimination quadratique. Le tableau suivant résume les caractéristiques des images et le résultat de leur préclassification.

image	date	source	taux de reconnais.
1	18/04/1997	aérienne	95,86%
2	28/07/1997	Landsat TM	70,45%
3	05/12/1997	Spot	74,68%
4	25/05/1998	Spot	62,96%
5	07/08/1998	Spot	62,96%

Chaque image contient 2124 parcelles. Le taux de reconnaissance détermine pour les parcelles échantillons (une centaine par image) le pourcentage de parcelles bien classées. Les parcelles sont considérées comme bien classées si la classe donnée en résultat (ici par la préclassification, plus loin par notre système) correspond à la classe identifiée lors de la vérité terrain [2].

5.2 Amélioration de la classification

La technique de vérification symbolique par model-checking est implémentée dans l'outil KRONOS [20]. Il offre un formalisme permettant de définir l'automate temporisé du système et la description de la formule à vérifier. Jusqu'à aujourd'hui les domaines d'applications de KRONOS sont variés mais concernent essentiellement les systèmes temps-réels comme les protocoles de communication et les circuits où les contraintes de temps induisent sur le bon fonctionnement des systèmes. Le diagnostic fournit par KRONOS est "Yes" si la propriété est vérifiée ou un contre-exemple dans le cas contraire.
Nous avons utilisé KRONOS pour améliorer les résultats de la préclassification en désambiguïsant les occupations du sol proposées pour une parcelle. La description de l'automate d'évolution de la parcelle contient actuellement 34 états, 57 transitions et 2 horloges. Le raisonnement précédemment exposé a été appliqué sur les 2124 parcelles de la série d'images. Nous avons cherché à regarder l'évolution de trois types de parcelles : les parcelles *claires*, les parcelles *ambiguës* et les parcelles *non étiquetables*.

- Une parcelle est *claire* si elle est identifiée par une seule classe.
- Une parcelle est *ambiguë* si plusieurs classes [3] peuvent potentiellement la définir.
- Une parcelle est *non étiquetable* si elle ne peut être reconnue par aucune des classes proposées (quelques parcelles sont non étiquetables directement après la préclassification, celle-ci rencontrant quelques difficultés pour classer les parcelles très petites).

L'objectif de ce travail est de lever les ambiguïtés sur les parcelles, donc d'augmenter le nombre de parcelles claires. Cependant, pour interpréter le résultat il ne suffit pas de voir diminuer le taux de parcelles am-

1. Dans cette formule la spécification de l'horloge y est nécessaire puisque l'état suivant s_{i+1} peut parfois être atteint modulo le cycle cultural où l'horloge x est remise à zéro.

2. Les échantillons utilisés pour calculer le taux de reconnaissance sont les mêmes que ceux utilisés pour l'apprentissage. Il serait préférable d'avoir deux ensembles distincts mais cette solution a été retenue en raison du peu de données disponibles.

3. Actuellement les facteurs d'appartenance fournis par le logiciel de préclassification ne sont pas utilisés par le raisonnement. On considère que toutes les classes ayant une valeur non nulle peuvent définir la parcelle.

biguës, la nouvelle classification doit être cohérente avec la réalité du terrain, représentée par le taux de reconnaissance. Le tableau suivant représente la classification des images avant tout traitement. Pour chaque image, on indique le taux de reconnaissance et les différents types de parcelles rencontrées en nombre et en pourcentage.

im.	taux de reconnais.	parcelles claires		parcelles ambiguës		parcelles non etiq.	
1	95,86%	1788	84,1%	330	15,5%	6	0,3%
2	70,45%	1697	79,9%	386	18,1%	34	1,6%
3	74,68%	796	37,5%	1306	61,5%	22	1,0%
4	62,96%	958	45,1%	1161	54,6%	5	0,2%
5	62,96%	541	25,4%	1583	74,5%	0	0,0%

Après avoir appliqué le raisonnement, nous obtenons les résultats :

im.	taux de reconnais.	parcelles claires		parcelles ambiguës		parcelles non etiq.	
1	94,21%	2030	95,6%	88	4,1%	6	0,3%
2	70,45%	1908	89,8%	175	8,2%	41	1,9%
3	78,48%	1949	91,7%	153	7,2%	22	1,0%
4	67,59%	1810	85,2%	309	14,5%	5	0,2%
5	75,00%	1659	78,1%	465	21,9%	0	0,0%

Le taux de reconnaissance a progressé sur la plupart les images (sauf sur celle d'avril 97 où une confusion survient sur deux échantillons). Cependant, étant donné le faible nombre de zones de vérité terrain, le calcul de ce taux de reconnaissance a simplement pour but de vérifier la cohérence des résultats. La désambiguïsation, définie comme l'augmentation du nombre de parcelles claires, est relativement importante et son maximum atteint 52,6% pour la dernière image. Celle-ci conserve encore quelques parcelles ambiguës (21,9%, le plus fort taux) qui seront probablement levées avec le traitement de la prochaine image.

Sur toutes les images, il subsiste des parcelles ambiguës puisque pour le moment le raisonnement préfère conserver cette ambiguïté, lors de la vérification des successions, plutôt que d'aboutir à une parcelle non étiquetable. Les parcelles non étiquetables obtenues ici le sont donc simplement suite à la première vérification (cohérence par rapport à l'invariant associé à l'état).

Si l'on compare les résultats obtenus en travaillant sur une série d'un nombre variable d'images (de 3 à 5 en décalant éventuellement l'origine), on s'aperçoit que le travail de désambiguïsation est le meilleur pour les images entourées par deux autres mais que l'aide à l'identification peut venir indifféremment de la précédente, de la suivante, ou des deux selon les images. Le tableau suivant montre l'apport de la prévision sur la progression du nombre de parcelles claires.

	1	2	3	4	5
1	-	-	-	-	-
2	209	-	-	-	-
3	0	484	-	-	-
4	0	72	443	-	-
5	0	35	98	985	-

Celui-ci présente l'apport de la postdiction sur cette même désambiguïsation.

	1	2	3	4	5
1	-	242	0	0	0
2	-	-	2	0	0
3	-	-	-	548	121
4	-	-	-	-	328
5	-	-	-	-	-

Sur cette petite série, on notera que plus l'image est proche de celle traitée, plus elle a d'influence dans la reconnaissance (ainsi l'image d'été 98 n'apporte aucune nouvelle désambiguïsation sur celle d'été 97). Il faudra bien sûr attendre de disposer de nouvelles images pour généraliser cette constatation.

6 Conclusion

Dans cet article, nous avons présenté une modélisation de la parcelle agricole par un automate temporisé pour aider à identifier l'occupation du sol d'une série d'images aériennes et satellitales. Contrairement aux autres systèmes de reconnaissance en télédétection intégrant l'IA, nous avons choisi de traiter non pas le pixel mais la parcelle, une entité homogène qui possède un sens agronomique.

La démarche se décompose en deux étapes : la préclassification des images et l'amélioration de cette classification à l'aide de connaissances sur les successions culturales. La préclassification a pour objectif de traiter automatiquement les images et de fournir des observations par parcelle ensuite exploitées par le raisonnement temporel. Pour représenter l'évolution de la parcelle nous avons vu que le formalisme des automates temporisés permet de représenter toutes les contraintes temporelles de notre système, y compris les cycles. Notre démarche qui consiste à confronter une suite d'observations à une simulation du système dynamique correspond à une vérification par model-checking des observations à l'aide de l'automate temporisé. Pour déterminer l'ensemble des états résultats par parcelle nous procédons à une double vérification : cohérence de la date proposée pour un état par rapport à son invariant, cohérence de la succession des états de la parcelle. Les résultats obtenus sur une série de cinq images sont encourageants puisque le taux de reconnaissance a progressé pour la plupart des images et le nombre de parcelles ambiguës a fortement diminué.

La méthode que nous avons présentée est suffisamment générale pour être appliquée à d'autres régions puisqu'il suffit de modifier le modèle d'évolution des cultures ; les informations requises étant des données bien connues des agronomes. Il est envisagé de tester la méthode sur une série d'images de la région Lorraine.
Pour le moment l'option choisie est de traiter de la même façon toutes les classes possibles pour une même parcelle quelque soit la valeur du facteur d'appartenance donné par la préclassification. Nous étudions actuellement l'introduction de coefficients de confiance dans la modélisation afin de tenir compte des différentes plausibilités des successions culturales. Il sera alors nécessaire de fusionner ces connaissances d'origine variée : les prévisions issues de la simulation du système et les observations résultats de la préclassification. Nous pensons également utiliser la simulation du système pour affecter une occupation du sol aux parcelles non étiquetables. Enfin, l'hypothèse que nous avons choisie, et qui s'est trouvée vérifiée sur ces images, est de considérer un découpage parcellaire figé. Une étude à plus long terme serait de prendre en compte au delà de l'évolution temporelle, l'évolution spatiale des parcelles.

Références

[1] R. Alur, C. Courcoubetis, and D.L. Dill. Model checking in dense real time. *Information and Computation*, 1:2–34, 1993.

[2] R. Alur and D.L. Dill. A theory of timed automata. *Theoretical Computer Science*, 126(183):235, 1994.

[3] F. Bonn and G. Rochon. *Précis de télédétection, Vol1: Principes et méthodes.* Aupelf-Uref, 1993.

[4] V. Clément, G. Giraudon, S. Houzelle, and F. Sandakly. Interpretation of remotely sensed images in a context of multisensor fusion using a multispecialist architecture. *IEEE Transactions on Geosciences and Remote Sensing*, 31(4):779–791, July 1993.

[5] J. Desachy. *Interprétation automatique d'images satellite : le système ICARE.* PhD thesis, Université Paul Sabatier de Toulouse, 1991.

[6] P. Garnesson, G. Giraudon, and P. Montesinos. Messie : A multi-expert system in computer vision application for aerial imagery interpretation. In *7ème Congrès Reconnaissance des Formes et Intelligence Artificielle RFIA'89*, volume 2, pages 817–831, 1989.

[7] M.C. Girard and C.M. Girard. *Télédétection Appliquée. Zones tempérées et intertropicales.* MASSON, 1989.

[8] M. Guerif, B. Blöser, C. Atzberger, P. Clastre, J.P. Guinot, and R. Delecolle. Identification de parcelles agricoles à partir de leur évolution radiométrique au cours de la saison de culture. *Photo-Interprétation*, 1:12–20, Septembre 1996.

[9] T.A. Henzinger, X. Nicollin, J. Sifakis, and S. Yovine. Symbolic model checking for real-time systems. *Information and Computation*, 111(2):193–244, 1994.

[10] C. Largouët. Modélisation de l'évolution d'une parcelle agricole pour améliorer la reconnaissance de l'occupation du sol. In *4ème Rencontres nationales des Jeunes Chercheurs en Intelligence Artificielle RJCIA'98*, pages 153–159, Toulouse, 1998.

[11] F. Le Ber. Un système multi-agents d'aide à l'interprétation d'images satellitaires. In *9ème Congrès Reconnaisance de Formes et Intelligence Artificielle RFIA'94*, pages 507–518, Paris, 1994.

[12] L. Mangelink, F. Le Ber, and S. Tabbone. Etude pour la reconnaissance de paysages agricoles sur des images satellitaires. In *10ème Congrès Reconnaissance des Formes et Intelligence Artificielle RFIA'96*, pages 53–59, Rennes, 1996.

[13] T. Matsuyama. Knowledge-based aerial image understanding systems and expert systems for image processing. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, GE-25:305–316, 1987.

[14] D. M. McKeown, W.A. Harvey, and J. McDermott. Ruled-based interpretation of aerial imagery. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 7(5):570–585, 1985.

[15] C. Mering, D. Blamont, J.C. Ganascia, and F. Montanel. CIME : Une application de systèmes experts à la télédétection. In *Huitièmes Journées internationales : les systèmes experts et leurs applications*, pages 427–448, Avignon, 1988.

[16] X. Nicollin, J. Sifakis, and S. Yovine. Compiling real-time specifications into extended automata. In *IEEE TSE Special Issue on Real-Time Systems*, volume 18 of *9*, pages 794–804, Septembre 1992.

[17] H. Niemann, H. Bunke, I. Hofmann, G. Sagerer, F. Wolf, and H. Feistel. A knowledge based system for analysis of gated blood pool studies. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 7(3):246–259, 1985.

[18] H. Shimoda, S.Hong, K. Fukue, and T. Sakata. A multi-temporal classification method using dempster-shafer model. In *International Geoscience and Remote Sensing symposium IGARSS11*, Espoo Finland, 1991.

[19] J.K. Wu, D.S. Cheng, and W.T. Wang. Model based remotely-sensed imagery interpretation. *International Journal of remote-sensing*, 9(8):1347–1356, 1988.

[20] S. Yovine. Kronos : A verification tool for real-time systems. *International Journal of Software Tools for Technology Transfer*, 1, 1997.