Modélisation de l'évolution d'une parcelle agricole pour améliorer la reconnaissance de l'occupation du sol

Christine Largouët

ENSAR, 65 rue de St Brieuc, 35042 RENNES Cedex

IRISA, Campus de Beaulieu, 35042 RENNES Cedex

clargoue@irisa.fr

Résumé

La reconnaissance de l'occupation du sol d'après images aériennes ou satellites n'est pas une tâche aisée pour diverses raisons liées aux paysages et aux conditions de prise de vue. Elle fournit généralement des résultats imprécis et des ambiguïtés peuvent exister entre les différentes classes d'occupation du sol. Dans cet article nous proposons de représenter la parcelle comme un système dynamique et d'exploiter cette modélisation pour améliorer la caractérisation de la parcelle. Notre démarche consiste à confronter une suite observations, dérivées des images, avec une suite d'états, proposés par une simulation du système dynamique, dans le but de restreindre le nombre d'états susceptibles de représenter l'occupation du sol. Ce problème peut-être traité comme un problème de diagnostic dans lequel les observations sont datées. Nous révisons donc les définitions de scénarios et de diagnostic pour ce contexte puis décrivons notre démarche qui se décompose en deux étapes : la prévision et la postdiction. Nous proposons enfin un algorithme qui s'appuie sur ces deux étapes pour lever les ambiguïtés rencontrées lors de l'affectation des occupations du sol aux parcelles.

Mots-clés modèle d'évolution, prévision, postdiction, diagnostic, télédétection.

1 Introduction

La maîtrise de la qualité de l'eau est au centre des préoccupations écologiques. Elle dépend des pratiques agricoles comme la recherche de l'adéquation des cultures aux potentialités du sol, le bon usage des rotations et l'implantation de cultures intermédiaires pour piéger les nitrates. Dans cette optique, il est nécessaire de connaître l'occupation du sol des bassins versants qui sont à l'origine de l'alimentation en eau des agglomérations.
Depuis près de vingt ans, l'étude de l'occupation du sol et le suivi des cultures ont donné lieu à de nombreux travaux qui reposent essentiellement sur des méthodes de classification traditionnelles [1], [2] (maximum de vraisemblance, nuées dynamiques, analyse discriminante). Ces méthodes utilisées en télédétection créent une image thématique où les objets ne représentent plus des mesures (des signatures spectrales) mais une interprétation, dans le but de fournir une image plus lisible. Bien que les taux de reconnaissance obtenus par ces méthodes soient acceptables, les résultats présentent ponctuellement des anomalies qui peuvent être détectées soit en analysant une image isolément, soit en mettant en relation deux ou plusieurs images. Deux types d'anomalies peuvent être distinguées : d'une part une dispersion de petits groupes de pixels mal classés sur l'ensemble du territoire et d'autre part des ambiguïtés entre deux cultures ayant des signatures spectrales proches. Le photo-interprète, par ses connaissances agronomiques et son expérience du paysage régional, détecte ces incohérences et y remédie en appliquant à l'image de nombreux post-traitements relevant de la morphologie mathématique ou de l'analyse de texture. C'est cependant une procédure longue et manuelle.

Des travaux plus récents ont introduit des techniques d'Intelligence Artificielle pour l'interprétation d'image et la production de carte thématique. Ces méthodes reposent sur différentes approches en fonction de l'étape concernée par l'utilisation des connaissances du domaine dans le processus de traitement d'images. W.Jiankeng [3] et J.Desachy [4] réalisent une classification traditionnelle par pixel puis affinent les résultats à l'aide d'un système expert à base de règles. Un autre système, CIME [5], automatise le travail du photo-interprète en sélectionnant, de façon itérative, les opérations de segmentation (ainsi que les informations relatives à la prise de vue) et les paramètres, jusqu'à satisfaire un critère résultat. Si ces différentes méthodes améliorent les taux de reconnaissance, elles ne suppriment pas suffisamment les anomalies citées précédemment, en particulier le problème de la dispersion des pixels et de la validité de la classe proposée. Pour sa part, LeBer [6] exploite les connaissances extérieures dès les traitements de bas niveau. Le système représente alors les associations entre les radiométries dans les différents canaux de l'image et les stades des cultures. L'utilisateur peut éventuellement choisir des images complémentaires si des confusions entre cultures apparaissent. Cependant, l'inconvénient de cette application est sa spécificité à un seul type d'image (issue du satellite Landsat) et la rigidité des

bornes des différents états culturaux.
L'idée de pré-classification paraît essentielle puisqu'elle fournit des informations symboliques plus faciles à manipuler que des mesures. Elle réduit la taille des données mais ne doit pas être simplificatrice en conservant, s'il y a lieu, les incertitudes inhérentes aux problèmes de similarité radiométrique d'objets distincts. En ce qui concerne le travail de reconnaissance, nous pensons comme LeBer [6] et Guerif [7] qu'il est nécessaire d'utiliser plusieurs images à différentes dates pour lever les ambiguïtés sur les cultures.

Partant de ce constat, notre objectif [1] est de proposer une méthode d'interprétation d'un territoire agricole en proposant une classification "intelligente" sur une séquence d'images. Nous orientons notre démarche selon deux axes : une classification orientée non plus sur le pixel mais sur la parcelle, et l'identification d'occupation du sol plus précise par la prise en compte de la dimension temporelle. L'étape de classification fournit pour chaque parcelle un ensemble de classes possibles, associées à un coefficient d'appartenance. Nous nous appuyons ensuite sur la connaissance des cycles culturaux (successions, contraintes temporelles sur les différents stades d'une culture), et sur l'historique des précédentes observations pour préciser l'état de la parcelle.

C'est cette dernière partie qui fait l'objet de ce papier. Nous considérons la parcelle comme un système dynamique dont on modélise l'évolution par un automate temporel. Le problème consiste à considérer le résultat de la classification comme une suite d'observations, éventuellement imprécises, et d'éliminer celles ne pouvant pas correspondre à une des évolutions possibles du système. Le cadre du projet et notre motivation sont introduites en section 2 avant de présenter la modélisation du système en section 3. Le problème posé est vu comme un problème de diagnostic et est défini section 4. Nous proposons de le décomposer en une étape de prévision et en une étape de postdiction présentées section 5. Enfin, l'algorithme permettant de résoudre notre problème est plus spécifiquement décrit section 6.

2 Motivation

Dans le cadre du projet "Bretagne Eau pure" qui s'étend sur cinq ans, nous disposons, chaque année, de trois images sur le même bassin versant : deux images aériennes en hiver et au printemps et une image satellite en été. L'objectif est de fournir une carte thématique par date pour caractériser les cultures et identifier les sols nus. La classification des images est réalisée en deux étapes. La première classification non-supervisée appliquée sur des échantillons relevés lors d'une vérité terrain, fournit des prototypes de classes. La seconde classification est au contraire de type supervisée puisque les classes sont définies *a priori* à partir des prototypes établis. Elle est appliquée à l'ensemble de l'image et détermine toutes les occupations susceptibles d'être possibles pour une parcelle. L'incertitude est ainsi reportée au niveau d'une entité homogène, la parcelle, qui possède un sens agronomique.

Notre objectif est de lever les ambiguïtés qui peuvent apparaître en résultat de la classification puisqu'elle peut définir plusieurs classes potentielles pour une même parcelle. Les classes représentent les occupations du sol comme l'eau, le blé, le maïs, le bâti, la forêt, etc. Le nombre de classes possibles doit être minimisé dans le but de trouver si possible une seule affectation par parcelle à chaque date. Les cycles culturaux sont aujourd'hui connus et bien qu'ils dépendent des conditions météorologiques il est possible de les modéliser. L'évolution de la parcelle peut donc être représentée sous la forme d'un automate temporel, les classes déterminées par la classification correspondant alors à un ensemble d'états de l'automate. À chaque date, la comparaison des résultats fournis par la classification avec ceux proposés par une prévision de l'automate permet ainsi d'éliminer les classes impossibles.

Nous considérons le résultat de la classification comme une observation OBS_i qui désigne un ensemble d'états (classes) possibles pour une parcelle à la date t_i avec $1 \leq i \leq m$, m étant le nombre d'observations dont on dispose. L'objectif est de fournir des ensembles d'états résultats $RESS_i$ avec $RESS_i \subseteq OBS_i$ tel que $RESS_i$ soit l'ensemble des états possibles à la date t_i. Ces états doivent être cohérents avec les observations et avec les états proposés par l'automate à la date t_i. L'ensemble $OBS_i - RESS_i$ correspond donc aux états observés mais impossibles puisqu'ils ne correspondent pas à une évolution du système à t_i.
Cette approche permet de réduire les classes possibles pour chaque parcelle dès qu'une nouvelle observation est apportée et de connaître son évolution par une identification plus précise de chacun de ses états aux dates des différentes observations.

3 Modélisation du système

Les classes d'une parcelle (cultures, forêt, bâti, eau, etc.) peuvent être considérées comme les états d'un système dynamique reliés entre eux par des événements munis de contraintes temporelles. La définition d'un tel système proposée par [8] peut s'appliquer à notre cas. Deux types d'informations se distinguent : les données statiques caractérisant l'état du système et les événements qui agissent sur cet état.

Les informations statiques sont présentées par un vecteur de variables d'états $X = (x_1, \cdots, x_n)$, chaque variable x_i appartenant au domaine D_i. L'état global du système est un élément de l'espace d'états $D = \prod_{i=1}^{n} D_i$.
Soit l'exemple d'une parcelle dont l'occupation du sol peut évoluer au cours de l'année. Une variable *occupation* permet de décrire l'état d'une parcelle dans un cas de figure réduit où les cultures possibles ne sont

1. Ce projet fait l'objet d'une collaboration entre l'IRISA et le laboratoire informatique de l'Ecole Nationale Supérieure Agronomique de Rennes, sous la direction scientifique de M.O.Cordier et de G.Douaire.

que le blé, l'orge et la prairie :
occupation $\in$ {solnu(blé), solnu(orge), solnu(prairie), blé, chaumes blé, orge, chaumes orge, prairie}. Il est possible d'imaginer d'autres variables : la hauteur et la verdeur de la culture dans l'esprit de [6]. Dans ce cas, les trois variables *(occupation, hauteur, verdeur)* représentent l'état d'une parcelle. Elles sont soumises à des contraintes statiques et définissent donc un sous-espace $SD \subseteq D$ des états possibles.
Ainsi sur notre exemple, si *hauteur* $\in$ {bas, partiel, haut} et *verdeur* $\in$ {vert, verdâtre, jaune, marron} alors l'état du système {*solnu, haut, vert*} est inconsistant puisqu'un solnu ne peut jamais être haut et vert.

Les événements constituent la partie dynamique du système en modifiant son état courant. Nous distinguons deux catégories d'événements : ceux qui représentent la dynamique propre du système et correspondent à l'évolution avec le temps d'un état vers un autre état, et des événements externes pouvant survenir et agir sur l'état du système, comme un événement lié aux pratiques agricoles.
Par exemple si l'état du système est *blé* alors on sait qu'à partir du 15 juillet il peut être dans l'état *chaumes blé* mais il peut également rester dans l'état *blé* jusqu'au 10 août. La *moisson blé* est, par contre, un événement externe qui fait passer directement le système de l'état *blé* à l'état *chaumes blé*.
Aux événements peuvent être associées des contraintes temporelles absolues (une date à vérifier) ou relatives (intervalle de temps entre deux états). Ces contraintes sont traduites sous la forme de préconditions nécessaires au déclenchement de la transition entre états.

Dans l'application étudiée, seuls les événements liés à la dynamique propre du système sont associés à une contrainte temporelle qui est absolue et représentée par une ou plusieurs dates calendaires. Les états *(s1,s2)* sont mis en relation par un événement *e*, éventuellement contraint par *t* s'il s'agit d'un événement interne, ce qui signifie que si le système est dans l'état *s1*, il peut passer dans l'état *s2* si une occurrence de *e* vérifie bien la contrainte temporelle *t*.
Le système est donc représenté par un graphe orienté où les noeuds sont les états possibles et où les arcs sont étiquetés par un événement et sa contrainte temporelle. L'exemple simplifié de la parcelle présenté cidessus peut être formalisé selon un tel graphe comme le montre la figure 1.

Le modèle obtenu est non-déterministe car le système peut se trouver dans plusieurs états à une date donnée. Par exemple les états *blé* et *chaumes blé* sont tous deux possibles entre le 15 juillet et le 10 août (si aucun événement de type "moisson blé" n'est survenu). Par ailleurs, le système permet de relier deux états par deux transitions : l'une supportant un événement de type horloge, l'autre supportant un événement externe lié aux pratiques agricoles. Dans ce cas, la transition liée à l'événement externe est prioritaire sur la transition associée à l'événement de type horloge.

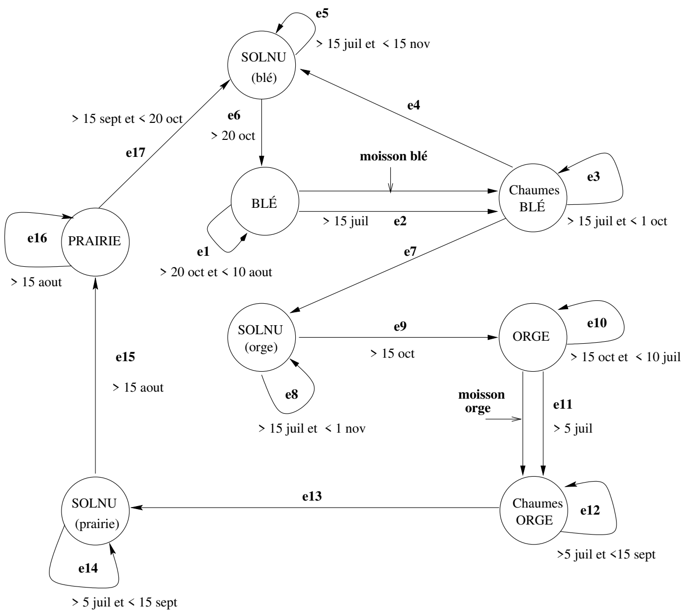

FIG. 1 – *Graphe du système*

La définition du système peut s'inspirer de celle proposée par [8], pour laquelle nous introduisons la notion de temps.

Définition 1 (Système) *Étant donné un vecteur de variables d'états* $X = (x_1, \cdots, x_n)$ *où toute variable* x_i *appartient au domaine* D_i*, un système est un triplet* $(SD, \mathcal{E}, \mathcal{T})$ *avec :*

- $SD \subseteq \prod_{i=1}^{n} D_i$ *est l'ensemble des états possibles du système*
- $\mathcal{E}$ *est l'ensemble des événements pouvant intervenir sur le système. Un événement* $e \in \mathcal{E}$ *permettant de passer de l'état* $s_1 \in SD$ *à l'état* $s_2 \in SD$ *sera noté* $(s_1 \xrightarrow{e} s_2)$
- $\mathcal{T}$ *est l'ensemble des dates possibles. On notera* t_{min} *la borne inférieure de* $\mathcal{T}$ *et* t_{max} *la borne supérieure de* $\mathcal{T}$*.*

Dans le cadre de cette étude, on s'intéresse à une suite d'observations sur une même année, donc t_{min}= 1^{er} janvier et t_{max} = 31 décembre.

Par la suite, l'état d'une parcelle sera représenté par un vecteur à une seule variable : l'occupation. Chaque transition d'un état à l'autre est décrit par un événement de type horloge (e1,..., e17) avec ou sans contrainte temporelle ou par un événement externe (moisson blé, moisson orge). Deux événements, de même état origine et de mêmes contraintes sont distincts s'ils mènent à des occupations du sol différentes.

Un automate est utilisé pour suivre l'évolution d'une parcelle en fonction d'événements de type horloge (des dates) ou externes. La sémantique d'exécution de cette simulation est illustrée dans le tableau suivant. On remarque que cet automate est non-déterministe.

état	transition(s) étudiée(s)	événements	état final
a	$e1[\geq t1, \leq t2] : a \rightarrow b$	$date \geq t1$	b
a	$e1[\geq t1, \leq t2] : a \rightarrow a$ $e2[\geq t3, \leq t4] : a \rightarrow b$ $t3 \leq t2$	$t3 \leq date \leq t2$	a, b
a	$e1[\geq t1, \leq t2] : a \rightarrow b$ $e2 : b \rightarrow c$	$date \geq t2$	b, c
a	$e1[\geq t1, \leq t2] : a \rightarrow a$ $e2(externe) : a \rightarrow b$	e2	b

Dès qu'un événement de type date apparaît le processus d'exécution est réitéré jusqu'à ce qu'il n'y ait plus de transitions pouvant être déclenchées.

4 Diagnostic

Un des intérêts de cette modélisation est de pouvoir expliquer une suite d'observations par une "histoire" d'états. Nous pouvons donc nous appuyer sur les travaux effectués par M.O.Cordier et S.Thiébaux [8] concernant les diagnostics *"event-based"*. Les diagnostics à base de modèles qui ont fait l'objet de nombreuses études ces dernières décennies [9] ont pour vocation de déterminer les composants défectueux à partir d'observations. L'originalité de l'approche proposée par [8] est de chercher à identifier, non plus l'état d'un système, mais la suite d'événements (appelée scénario) qui a eu lieu entre deux ou plusieurs observations.

Nous définissons ce qu'est un problème de diagnostic temporel en étendant la définition proposée par [8] au cas des observations datées.

Définition 2 (Problème du diagnostic temporel *"event-based"***)** *Un problème de diagnostic temporel "event-based" étant donné des observations successives $m \geq 2$ est un couple $(SYS, [(OBS_1, t_1), \cdots, (OBS_m, t_m)])$ avec*

- *$SYS \equiv (SD, \mathcal{E}, \mathcal{T})$ le système*
- *$OBS_1 \subseteq SD, ..., OBS_m \subseteq SD$,*
  où OBS_i est l'ensemble des états possibles pour le système à l'instant t_i $\quad \forall i \in \{1, m\}$
- *$t_1 \in \mathcal{T}, ..., t_m \in \mathcal{T}$,*
  où $\mathcal{T}$ est l'ensemble des dates possibles avec $t_{i+1} > t_i \quad \forall i \in \{1, m-1\}$

La résolution d'un problème de diagnostic consiste à déterminer l'ensemble des scénarios reliant les observations. Dans notre contexte, un scénario représente un et un seul chemin possible dans le graphe sur un intervalle de dates. Il est défini par la suite d'événements possibles depuis l'état initial à une date t_1 permettant d'obtenir l'état final à la date t_2.

On nommera *contrainteT* la fonction qui à $e \in \mathcal{E}$ retourne l'intervalle $[t_1, t_2]$ contraignant e, avec $(t_1, t_2) \in \mathcal{T}^2$. Cette fonction qui correspond à une fermeture transitive des contraintes temporelles sur le graphe n'est pas décrite dans cet article.

Définition 3 (Scénario) *Soit un système $SYS = (SD, \mathcal{E}, \mathcal{T})$. Soient $s_1 \in SD$ et $t_1 \in \mathcal{T}$. Soient $s_2 \in SD$ et $t_2 \in \mathcal{T}$. Soit $(e_1, e_2, \cdots, e_n)$ une suite d'événements de $\mathcal{E}$.*
$E_{[t_1,t_2]} = (e_1, e_2, \cdots, e_n)$ est un scénario permettant de passer de s_1 à la date t_1 à s_2 à la date t_2 si et seulement si :

$$
\begin{array}{ll}
\exists & (s'_1, \cdots, s'_{n-1}) \text{ une suite d'états de SD,} \\
\exists & (t'_1, \cdots, t'_n) \text{ une suite de dates de } \mathcal{T}, \quad | \\
& s_1 \xrightarrow{e_1} s'_1 \\
& et \quad \forall i \in [1, n-2] \quad s'_i \xrightarrow{e_{i+1}} s'_{i+1} \\
& et \quad s'_{n-1} \xrightarrow{e_n} s_2 \\
& et \quad \forall i \in [1, n-1] \quad e_{i+1} \neq e_i \\
& et \quad t'_1 \geq t_1 \\
& et \quad \forall i \in [1, n-1] \quad t'_{i+1} \geq t'_i \\
& et \quad t'_n \leq t_2 \\
& et \quad \forall i \in [1, n] \quad t'_i \in contrainteT(e_i).
\end{array}
$$

Le passage de s_1 à s_2 par $E_{[t_1,t_2]}$ sera noté :

$$s_1 \xrightarrow{E_{[t_1,t_2]}} s_2.$$

Selon cette définition [2], un scénario est toujours valide sur un intervalle de dates donné. Étant donnés deux états possibles $(s_1, s_2) \in SD \times SD$, respectivement aux dates $(t_1, t_2) \in \mathcal{T} \times \mathcal{T}$, l'existence d'un scénario $E_{[t_1,t_2]}$ transformant l'état s_1 à t_1 en s_2 à t_2 est possible si et seulement si il existe une suite d'événements compatibles avec $[t_1, t_2]$ menant de s_1 à s_2.

Ainsi dans notre exemple, (e_1, e_2) est le scénario $E_{[1fev,20juil]}$ menant de l'état *blé* au 1^{er} février à l'état *chaumes blé* à la date du 20 juillet. Nous étudions dans les paragraphes suivants le diagnostic temporel *"event-based"* pour des problèmes disposant de deux puis de plusieurs observations.

4.1 Diagnostic pour deux observations

Étant données deux observations successives, un diagnostic pour le problème $(SYS, [(OBS_1, t_1), (OBS_2, t_2)])$ est un scénario $E_{[t_1,t_2]}$ qui mène d'un état s_1 à t_1 vérifiant la première observation à un autre état s_2 à t_2 vérifiant la seconde observation. La définition suivante précise qu'un diagnostic peut être composé, pour deux observations, de un à plusieurs événements.

Définition 4 (diagnostic temporel *"event-based"* **sur deux observations)** *Un diagnostic temporel "event-based" pour $(SYS, [(OBS_1, t_1), (OBS_2, t_2)])$ est un scénario $E_{[t_1,t_2]}$ tel que :*

- $\exists s_1 \in OBS_1, \exists s_2 \in OBS_2 \quad | \quad (s_1 \xrightarrow{E_{[t_1,t_2]}} s_2)$

Exemple : Dans un problème P_1 de reconnaissance de l'occupation du sol d'une parcelle, la situation initiale est un blé au 10 juin, donc OBS_1={*blé*}. Plus tard, le 15 août, on observe un solnu représenté par OBS_2= {*solnu(blé), solnu(orge), solnu(prairie)*}.
Les scénarios possibles pour le problème P_1 sont (e_1, e_2, e_3, e_4) menant de *blé* à *solnu(blé)* et (e_1, e_2, e_3, e_7) menant de *blé* à *solnu(orge)*.
Aucun scénario sur l'intervalle de dates [10 juin,15 août] n'explique l'état reconnu lors de la seconde observation *solnu(prairie)* puisque qu'aucun chemin ne

2. Si le graphe est cohérent temporellement, la définition du scénario se simplifie en remplaçant les conditions sur la suite de dates $(t'_1, \cdots, t'_n)$ par :
$\forall i \in [1, n] \quad contrainteT(e_i) \cap [t1, t2] \neq \emptyset$. La cohérence temporelle du graphe ne fait pas l'objet de ce papier.

mène de l'état *blé* à cet état final dans l'intervalle de temps considéré.

4.2 Diagnostic pour m observations

Nous pouvons maintenant étendre le diagnostic dans le cas de figure de plus de deux observations. Étant données m observations consécutives, un diagnostic temporel *"event-based"* est la concaténation des *m-1* diagnostics temporels *"event-based"* calculés sur deux observations. Cependant les diagnostics consécutifs doivent s'accorder sur les états intermédiaires de sorte que l'état final d'un diagnostic mène à l'état initial du diagnostic suivant. La notation adoptée est la suivante : si $E1_{[t_1,t_2]} = (e_{1,1}, \cdots, e_{1,n})$ et $E2_{[t_2,t_3]} = (e_{2,1}, \cdots, e_{2,m})$ sont deux scénarios pour le système SYS, $E1_{[t_1,t_2]} \bullet E2_{[t_2,t_3]}$ est la concaténation de $E1_{[t_1,t_2]}$ et $E2_{[t_2,t_3]}$ qui correspond au scénario suivant : $(e_{1,1}, \cdots, e_{1,n}, e_{2,1}, \cdots, e_{2,m})$.

Définition 5 (diagnostic temporel *"event-based"* sur m observations) *Le diagnostic temporel "event-based" pour* $(SYS, [(OBS_1, t_1), \cdots, (OBS_m, t_m)])$ $m \geq 2$, *est le scénario* $E_{[t_1,t_m]}$ *pour SYS avec :*

- $E_{[t_1,t_m]} = E1_{[t_1,t_2]} \bullet \cdots \bullet Em-1_{[t_{m-1},t_m]}$
- $\exists s_1 \in OBS_1, \exists s_2 \in OBS_2, \cdots, \exists s_m \in OBS_m \mid$
  $\forall i \in \{1, m-1\}\ (s_i \xrightarrow{Ei_{[t_i,t_{i+1}]}} s_{i+1})$

Un diagnostic sur m observations est donc un chemin dans le graphe système passant par des états intermédiaires vérifiant les observations faites à des dates successives.

Exemple : Soit une première observation au 1er février OBS_1={*blé, orge, prairie*}. Une seconde image datant du 1er mai constate OBS_2 = {*blé, orge*}. Les diagnostics dans l'intervalle de temps [1 février, 1 mai] sont (e_1) et (e_{10}). Une troisième observation datant du 6 juillet propose OBS_3={*solnu(prairie), solnu(orge), solnu(blé)*}. Sur l'intervalle de date [1 mai, 6 juillet], le seul scénario possible est $(e_{10}, e_{11}, e_{12}, e_{13})$. Le diagnostic résultat de ces trois observations est donc : $(e_{10}) \bullet (e_{10}, e_{11}, e_{12}, e_{13})$ soit $(e_{10}, e_{11}, e_{12}, e_{13})$. Il mène de l'*orge* à *solnu prairie* en passant par l'état *chaumes orge*.

5 Prévision et Postdiction

Ce paragraphe présente la prévision et la postdiction qui, à partir d'un ensemble d'états donnés déterminent un ensemble d'états possibles du système à une date ultérieure ou antérieure. La distinction entre le diagnostic temporel *"event-based"* et la prévision ou la postdiction temporelle est l'utilisation de l'observation. Le diagnostic temporel *"event-based"* exploite les états observés pour trouver la séquence d'événements possibles les reliant. La prévision et la postdiction n'utilisent qu'un ensemble d'états de départ et une date (qui peut être celle d'une observation) et déterminent tous les états possibles en avant ou en arrière.

5.1 Prévision

La prévision peut être vue intuitivement comme une solution à la question "Connaissant l'état du système à la date t, dans quel état peut-il être à la date t+Δ avec $\Delta > 0$? ". La prévision propose, à partir d'une situation initiale à une date, un ensemble d'états possibles à une date demandée. Dans cette optique, il est nécessaire d'établir à partir du graphe système et des informations temporelles tous les états finaux susceptibles d'apparaître à la date requise reliés à l'état initial par des chemins valides temporellement.

Pour un problème $(SYS, (OBS, t), t')$ avec OBS l'ensemble d'états de départ et $t' > t$, la prévision doit déterminer un ensemble d'états possibles à la date t', SUCC, tel qu'il existe un ensemble de scénarios $E_{[t,t']}$ reliant chaque état de OBS à SUCC. La prévision réutilise la notion de scénario (cf. définition 3) pour laquelle on ajoute une condition supplémentaire qui stipule que tous les états finaux soient possibles à la date t'.

On définit une fonction $Successeurs(s, t, t')$ qui détermine l'ensemble des états successeurs à la date t' de l'état s (de date t).

- $Successeurs(s, t, t') =$
  $\{s' \in SD \mid \exists E_{[t,t']}$ *avec* $E_{[t,t']} = (e_1, \cdots, e_n)$
  et $(s \xrightarrow{E_{[t,t']}} s')$
  et $(s' \xrightarrow{e_n} s')$ *avec* $t' \in contrainteT(e_n)\}$

Définition 6 (Prévision sur une date) *Une prévision pour le problème* $(SYS, (OBS, t), t')$ *avec* $t' > t$ *est un ensemble d'états possibles à* t', *SUCC tel que :*

- $SUCC(SYS, (OBS, t), t') = \bigcup_{s \in OBS} Successeurs(s, t, t')$

Exemple : Dans un problème P_3 de prévision, la situation initiale au 1er juillet est OBS_1={*orge*}. On souhaite connaître l'état du système à la date du 1er septembre. La prévision détermine à partir du graphe du système tous les scénarios possibles et retient seulement ceux dont l'état final est possible au 1er septembre. Ainsi $SUCC_2$ = {*chaumes orge, solnu(prairie), prairie*} représente les occupations possibles au 1er septembre.

La prévision peut-être étendue, sur plusieurs dates, dans ce cas, l'état initial de la nouvelle prévision est l'ensemble des états possibles de la précédente prévision.

5.2 Postdiction

La postdiction suit le même principe que la prévision mais sur une date antérieure. À partir d'un ensemble d'états finaux daté, elle détermine pour une date donnée l'ensemble des états initiaux pouvant représenter le système à cette date. Les états de la situation finale sont reliés à ceux de la situation initiale par un chemin valide temporellement.

Pour un problème $(SYS, (OBS, t), t')$ avec OBS l'ensemble d'états finaux et $t' < t$, la postdiction doit déterminer un ensemble d'états possibles à la date t', PRED, tel qu'il existe un ensemble de scénarios $E_{[t',t]}$ reliant chaque état de PRED à un état de OBS.

On définit une fonction $Predecesseurs(s, t, t')$ qui détermine l'ensemble des états prédécesseurs à la date t' de l'état s (de date t).

– $Predecesseurs(s, t, t') =$
$\{s' \in SD \mid \exists E_{[t',t]}\ avec\ \ E_{[t',t]} = (e_1, \cdots, e_n)$
$et \quad (s' \xrightarrow{E_{[t',t]}} s)$
$et \quad (s' \xrightarrow{e_1} s') \quad avec \quad t' \in contrainteT(e_1)\}$

Définition 7 (Postdiction sur une date) *Une postdiction pour le problème $(SYS, (OBS, t), t')$ avec $t' < t$ est un ensemble d'états possibles à t', $PRED$ tel que :*

– $PRED(SYS, (OBS, t), t') = \bigcup_{s \in OBS} Predecesseurs(s, t, t')$

La postdiction peut également être calculée sur plusieurs dates, l'état de départ de la nouvelle postdiction est l'ensemble des états possibles de la précédente postdiction.

Si des événements externes ont été observés entre t et t', l'ensemble des états possibles résultant de la prévision ou de la postdiction est réduit. En effet, les scénarios concurrents à celui contenant un événement externe ne sont pas retenus.

6 Principe de résolution

À partir des deux définitions précédentes : prévision et postdiction, nous pouvons résoudre notre problème qui consiste à identifier les ensembles d'états possibles à chaque observation. En effet, la prévision nous permet de déterminer l'ensemble des états attendus par une simulation du système. Ces états sont comparés à ceux issus des observations afin de réduire une première fois l'ensemble des possibles. Pour que l' "histoire" d'états soit la plus précise possible, il est nécessaire de tirer parti des nouveaux résultats permettant de réactualiser les hypothèses faites auparavant : c'est la postdiction. Par un mécanisme de retour arrière les ensembles d'états possibles aux différentes observations sont mis à jour pour ne conserver que les états résultats.

La démarche suivie se décompose donc en deux étapes : l'étape de prévision (qui englobe la comparaison avec les observations) et l'étape de postdiction qui est réalisée une fois que la prévision a traité l'ensemble des observations disponibles (pour cette résolution).
Les notations sont les suivantes : pour $1 \leq i \leq m$, m étant le nombre d'observations, OBS_i est l'ensemble des observations, t_i est la date de l'observation, $SUCC_i$ est l'ensemble des états obtenus par prévision, $PRED_i$ est l'ensemble des états obtenus par la postdiction, $RESS_i$ est l'ensemble des états résultats pour l'étape de prévision et $RESS'_i$ est l'ensemble des états résultats obtenu pour l'étape de postdiction. Le résultat de la résolution est donc pour chaque date, t_i, l'ensemble d'états $RESS'_i$.

1- Prévision
Initialisation : Éliminer les états incohérents de OBS_1 puis $RESS_1 = OBS_1$
Pour toutes les observations (OBS_i, t_i) $2 \leq i \leq m$
Établir la prévision à t_i :
$SUCC_i = SUCC(SYS, (RESS_{i-1}, t_{i-1}), t_i)$
$RESS_i := OBS_i \cap SUCC_i$

2- Postdiction
Initialisation : $RESS'_m = RESS_m$
Pour toutes les observations (OBS_i, t_i) $m - 1 \geq i \geq 1$
Établir la postdiction à t_i :
$PRED_i = PRED(SYS, (RESS'_{i+1}, t_{i+1}), t_i)$
$RESS'_i := RESS_i \cap PRED_i$

La première observation est capitale puisqu'elle permet d'initialiser le système après que les états jugés incohérents par l'automate aient été supprimés[3]. La figure 2 décrit le raisonnement sur trois observations.

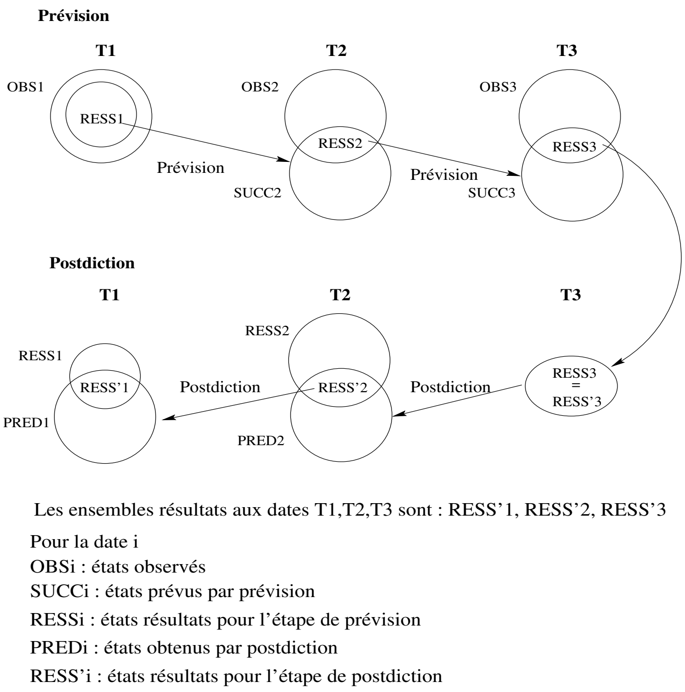

FIG. 2 – *Principe de résolution*

Nous pouvons remarquer que cet algorithme suit le schéma général de l'algorithme de Viterbi [10] : induction, retour-arrière sur le schéma optimal. Ce dernier

3. Pour réaliser cette opération, on peut introduire dans l'automate un état d'initialisation $INIT$ relié à tous les états. Les transitions partant de cet état d'initialisation sont étiquetées par les contraintes temporelles correspondant à l'intervalle des dates possibles de chaque état. La suppression des états incohérents de OBS_1 donne $RESS_1$ avec :
$RESS_1 = OBS_1 \cap SUCC(INIT, t_{min}, t_1)$

est utilisé dans de nombreuses applications de reconnaissance comme la parole [11] ou l'écriture manuscrite [12],[13]. Contrairement à notre cas, elles disposent d'une base de données massives d'informations et des observations régulières, qui leur permettent d'utiliser les modèles de Markov cachés. Cependant il est envisageable d'utiliser l'algorithme de Viterbi afin de reconnaître un processus observable (ce qui est notre cas puisque les observations coïncident avec les états du modèle) sur lequel des observations ponctuelles et non régulières apparaissent.

7 Conclusion

Nous avons montré dans cet article qu'il est possible de déterminer l'occupation du sol d'une région par un mécanisme de reconnaissance qui s'appuie sur la modélisation d'un système dynamique doté de contraintes temporelles. Nous avons dans un premier temps défini le scénario et le diagnostic temporel "event-based" pour un tel système. À partir d'observations connues, la recherche du diagnostic fournit un scénario d'événements cohérents temporellement. Notre optique consiste à réduire les états proposés par les observations en les comparant aux évolutions prévues du système. Nous avons donc défini la prévision et la postdiction qui s'appuient sur le scénario temporel et qui déterminent un ensemble d'états possibles à une date ultérieure ou antérieure. Elles constituent les éléments de base de l'algorithme de reconnaissance de l'histoire d'états d'une parcelle.

Contrairement aux autres systèmes intégrant l'IA dans le traitement des images de télédetection, notre approche traite la parcelle, entité homogène, qui peut être modélisée par un système décrivant l'évolution des cultures. Les traitements appliqués à l'image sont séparés du raisonnement sans pour autant écarter les incertitudes inhérentes à la classification d'une image seule.
Cette étude est réduite à une évolution du système sur une seule année. Une prochaine étape consiste à le rendre valide sur une suite d'observations couvrant plusieurs années. Il est également envisageable de représenter la parcelle par un modèle probabiliste faisant apparaître les chances de passer d'une culture à une autre culture selon les lois des rotations, où d'un état à un autre état en fonction de la date. Le principe proposé aujourd'hui exploite les résultats de la classification en les résumant de telle sorte qu'une parcelle peut ou non appartenir à une classe. Dans le cas de l'utilisation d'un automate probabilisé, il reste à étudier la fusion des facteurs de certitude sur les états observés avec ceux proposés par la prévision. La modélisation peut en outre s'enrichir par l'emploi de dates relatives ou de délai entre des états (par exemple un état x apparaît y jours après un état z) et par la décomposition des différentes cultures en stades (exemple : *"epi 1cm", "tallage", "stade 3 feuilles"*, etc. pour le blé) permettant ainsi un inventaire plus détaillé des cultures et une discrimination plus précise.

Références

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

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

[3] Cheng Doushen Wu Jiankeng and Lai Wentao Wang Denglin. Model based remotely-sensed imagery interpretation. *International Journal of remote-sensing*, 9(8):1347–1356, 1988.

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

[5] 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.

[6] Florence Le Ber. *Modélisation des connaissances et raisonnement pour l'analyse des paysages agraires à partir de données satellitaires.* PhD thesis, Université de Nancy I, 1993.

[7] M. Guerif, B. Blöser, P. Clastre C. Atzberger, 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, September 1996.

[8] Marie-Odile Cordier and Sylvie Thiébaux. Event-based diagnosis for evolutive systems. Technical Report 819, IRISA, 1994.

[9] L.Console W. Hamscher and J. de Kleer. *Readings in Model-Based Diagnosis.* Morgan Kaufmann, 1992.

[10] G.D. Forney. The Viterbi Algorithm. *Proceedings of the IEEE*, 61(3):268–278, March 1973.

[11] L.R. Rabiner. Tutorial on hidden markov models and selected applications in speech recognition. *Proceedings of the IEEE*, 77(2):257:286, February 1989.

[12] S. Bercu. *Modélisation stochastique du signal écrit par chaînes de Markov cachées. Application à la reconnaissance automatique de l'écriture manuscrite.* PhD thesis, Université de Rennes I, 1994.

[13] E. Anquetil and G.Lorette. Reconnaissance en ligne de lettres manuscrites cursives par chaînes de markov cachées. *Traitement du Signal*, 12(6):575:583, 1995.