Mise à jour de scénario appliquée au raisonnement causal*

Scenario update applied to causal reasoning

Florence Dupin de Saint-Cyr
IRIT, Université Paul Sabatier
Toulouse, France
florence.bannay@irit.fr

Résumé

Dans cet article, nous proposons de définir la mise à jour d'un scénario (séquences d'observations et d'occurrences d'événements à différents instants) par une information (occurrence d'événement ou valeur d'un fluent) à un instant donné. Cette opération doit nous permettre de calculer les évolutions du monde (appelées trajectoires) qui satisfont cette information et qui sont les plus conformes possibles au scénario initial. Le problème est donc de déterminer l'impact d'une modification dans le cours des événements en privilégiant les trajectoires les moins surprenantes.

La mise à jour de scénario permet de définir formellement l'aspect contre-factuel de la causalité : dans un scénario donné, déterminer si un événement est une cause revient à mettre à jour le scénario par la non occurrence de l'événement.

Mots Clef

Mise à jour, extrapolation, révision, raisonnement temporel, causalité, diagnostic, planification

Abstract

In this paper, we propose to define the update of a scenario (defined by a sequence of observations and a sequence of event occurrences at different time points) by a piece of information (value of a fluent or event occurrence) at a given time point. This operation allows us to compute the world evolutions (called trajectories) satisfying this piece of information that are the most in accordance with the initial scenario. The problem is to identify the incidence of a modification in the course of events, by favoring the less surprising trajectories.

Updating scenarios allows to define formally the counterfactual aspect of causation : to check if an event is a cause in a given scenario amounts to update this scenario by the non-occurrence of this event.

*Ce travail est en partie financé par le projet ANR Modèles Informatiques et Cognitifs du Raisonnement Causal (MICRAC).

Keywords

Update, extrapolation, revision, temporal reasoning, causation, diagnostic, planning

1 Introduction

La question que nous abordons dans cet article est la suivante : étant donné un scénario décrivant l'évolution d'un système au moyen d'une série d'observations portant sur des événements et des faits à différents instants, que se serait-il passé si quelque chose dans le scénario (un événement ou un fait) avait été différent ? Dans beaucoup de situations cette question est fondamentale, puisqu'elle peut permettre d'attribuer des responsabilités, d'envisager de nouveaux liens causaux, de distinguer les variables qui ont un poids déterminant sur le futur de celles qui n'ont finalement pas d'influence.

Une des applications les plus importantes de la mise à jour de scénario est son utilisation pour le raisonnement causal. En effet, pour déterminer si un événement est la cause d'un fait à un instant ultérieur, on est amené à calculer mentalement ce qui se serait produit si cet événement n'avait pas eu lieu, si cette modification n'a pas d'influence sur la véracité du fait en question alors cet événement n'est pas une cause possible de ce fait. La mise à jour de scénario peut donc permettre de repérer des liens causaux ou des indépendances.

Dans cet article, nous avons choisi d'utiliser le cadre de l'extrapolation de croyances [9] qui permet d'effectuer la première étape du calcul. Étant donné un scénario, l'extrapolation de croyances permet de calculer les évolutions du monde (appelées trajectoires) les moins surprenantes compatibles avec ce scénario. Dans ce cadre, plusieurs relations d'ordre ont été proposées pour comparer des trajectoires, permettant de définir différents opérateurs d'extrapolation. La seule condition imposée sur ces relations d'ordre est qu'elles soient "inertes" c'est-à-dire qu'elles préfèrent les trajectoires dans lesquelles aucun changement ne s'est produit. Dans cet article, nous proposons d'étendre le cadre de l'extrapolation classique, dans lequel il n'y a pas d'événements ni de lois statiques ou dynamiques, à un cadre dans lequel des événements peuvent se produire avec un certain degré de surprise. L'extrapolation dans un cadre étendu permet de calculer les trajectoires préférées satisfaisant un scénario initial (ces trajectoires seront associées aux événements qui les expliquent). La deuxième étape consiste à sélectionner les trajectoires les plus proches de chacune d'elles qui satisfont la nouvelle information.

2 Contexte formel

2.1 Formules temporelles et trajectoires

On considère un langage propositionnel $\mathscr{L}$ construit sur un ensemble fini de variables (ou fluents) $\mathscr{V} = \{v_1, ..., v_n\}$, les connecteurs $\wedge$ (et), $\vee$ (ou), $\neg$ (non), $\rightarrow$ (implique) et $\leftrightarrow$ (équivalent) et les constantes booléennes $\top$ (tautologie) et $\perp$ (contradiction). $\mathscr{M} = 2^{\mathscr{V}}$ est l'ensemble des interprétations pour $\mathscr{V}$. Les formules de $\mathscr{L}$ sont représentées par des lettres grecques minuscules (φ, ψ etc.) et les interprétations sont représentées par m_i, m_j etc. Si $\varphi \in \mathscr{L}$ alors $Mod(\varphi)$ est l'ensemble des modèles de φ. $\models$ représente la conséquence logique classique. Un littéral est une variable ou sa négation ; si $l = v_i$ (resp. $\neg v_i$) alors $\neg l$ est égal à $\neg v_i$ (resp. v_i). L'ensemble des littéraux est $LIT = \{v_1, \neg v_1, ..., v_n, \neg v_n\}$.
Soit N un entier représentant le nombre d'instants considérés. Une *variable propositionnelle estampillée* est une variable propositionnelle indexée par un instant. Si $v \in \mathscr{V}$ et $t \in [\![1, N]\!]$ alors la signification intuitive de $v_{(t)}$ est que $v_{(t)}$ est vraie ssi v est vraie en t. $\mathscr{V}_{(N)} = \{v_{(t)} | v \in \mathscr{V}, t \in [\![1, N]\!]\}$ représente l'ensemble de toutes les variables propositionnelles estampillées (relativement à $\mathscr{V}$ et N). $\mathscr{L}_{(N)}$ est le langage généré à partir de $\mathscr{V}_{(N)}$ et des connecteurs habituels. Une formule de $\mathscr{L}_{(N)}$ est appelée *formule temporelle*. Les formules temporelles sont représentées par des lettres grecques majuscules (Φ, Ψ etc.). Une formule instantanée est une formule dont toutes les variables sont estampillées par un même instant. Un *scénario* Σ est une formule temporelle particulière qui peut être écrite sous la forme d'une conjonction de N formules instantanées $\varphi_{1(1)} \wedge \ldots \wedge \varphi_{N(N)}$. La formule à l'instant i du scénario Σ est donnée par $\Sigma(i)$. $TRAJ_N = 2^{\mathscr{V}_{(N)}}$ représente l'ensemble de toutes les interprétations de $\mathscr{V}_{(N)}$, appelées *trajectoires*. Une trajectoire τ peut être représentée par une séquence $\tau = \langle \tau(1), ..., \tau(N) \rangle$ d'interprétations de $\mathscr{M}$, où $\tau(i) \in \mathscr{M}$) pour tout $i \in [\![1, N]\!]$. Enfin, une trajectoire τ est *statique* ssi $\tau(1) = ... = \tau(N)$.

2.2 Principes de l'extrapolation de croyances

Étant donnée une formule temporelle Φ, l'*extrapolation de croyances* consiste à la compléter en utilisant des hypothèses de persistance (ce processus est appelé *complétion de chroniques* chez Sandewall [21]). L'idée directrice de l'extrapolation est que, tant que rien ne l'interdit, les fluents ne changent pas de valeur. Le but est donc de trouver les meilleures trajectoires (c'est-à-dire les trajectoires les plus statiques) satisfaisant les observations. C'est pourquoi, il est nécessaire de disposer d'une *relation de préférence* sur les trajectoires, c'est une relation $\preceq$ qui est réflexive et transitive dans $TRAJ_N$ (elle n'est pas nécessairement totale[1]). On note $\tau \prec \tau'$ (lire "τ strictement préférée à τ'") pour ($\tau \preceq \tau'$ et non $\tau' \preceq \tau$), $\tau \sim \tau'$ pour ($\tau \preceq \tau'$ et $\tau' \preceq \tau$). Soit $X \subseteq TRAJ_N$, une trajectoire $\tau \in X$ est *minimale* relativement à $\preceq$ dans X si et seulement s'il n'existe pas de trajectoire τ' dans X telle que $\tau' \prec \tau$.

Définition 1 (relation de préférence inertes [9])
La relation $\preceq$ sur $TRAJ_N$ est inerte *ssi*
- pour deux trajectoires statiques *quelconques, on a $\tau \sim \tau'$ et*
- pour toute trajectoire statique *τ et toute trajectoire* non statique *τ' on a $\tau \prec \tau'$.*

La préférence pour l'inertie implique que s'il existe une trajectoire statique satisfaisant une formule temporelle Ψ alors les trajectoires préférées satisfaisant Ψ devront toutes être statiques. Cela signifie que si l'on peut supposer de façon cohérente qu'aucun changement ne s'est produit, la complétion consiste à l'imposer.

Définition 2 (opérateur d'extrapolation)
Toute relation de préférence inerte *$\preceq$ sur $TRAJ_N$ permet d'induire un opérateur d'extrapolation qui relie une formule temporelle Φ à une autre $E_{\preceq}(\Phi)$ caractérisant les trajectoires préférées relativement à $\preceq$ qui satisfont Φ : $E_{\preceq} : \mathscr{L}_{(N)} \rightarrow \mathscr{L}_{(N)}$ tel que :*

$$Mod(E_{\preceq}(\Phi)) = \{\tau \mid \tau \in \min(\preceq, Mod(\Phi))\}$$

Exemple 1 *On considère un système qui peut être décrit par 3 variables : p, a et f. Ce système est un bureau dont la porte et la fenêtre peuvent être ouvertes ou fermées, et dont l'occupant peut être assis ou debout. Les variables sont définies par p est vraie ssi la porte est ouverte, a est vraie ssi l'occupant du bureau est assis et f est vraie ssi la fenêtre est ouverte. Considérons le scénario dans lequel la porte est ouverte en 1, la porte ou la fenêtre sont ouvertes en 2, l'occupant est assis en 3, la porte est fermée ou l'occupant est debout en 4, la fenêtre est fermée en 5. Ce scénario est représenté par la formule suivante $\Sigma = p_{(1)} \wedge (p_{(2)} \vee f_{(2)}) \wedge a_{(3)} \wedge (\neg p_{(4)} \vee \neg a_{(4)}) \wedge \neg f_{(5)}$. L'ensemble des interprétations, $\mathscr{M} = \{m1, \ldots, m8\}$, est décrit sur la figure 1. Beaucoup de trajectoires satisfont le scénario Σ (toutes les trajectoires passant par les points noirs de la figure), par exemple : $\tau_0 = \langle m_3, m_7, m_5, m_5, m_8 \rangle$ et $\tau_1 = \langle m_2, m_2, m_2, m_4, m_4 \rangle$.*

Définition 3 (changements d'une trajectoire)
L'ensemble des changements *$Ch(\tau)$ de la trajectoire τ est*

[1]Par exemple, la relation "change-set-inclusion", proposée dans [9], préfère une trajectoire à une autre si les changements qui caractérisent la première trajectoire sont inclus dans ceux caractérisant la seconde. Cette relation de préférence n'est pas totale, par exemple, τ_0 et τ_1 de l'Exemple 1 sont incomparables avec cette relation.

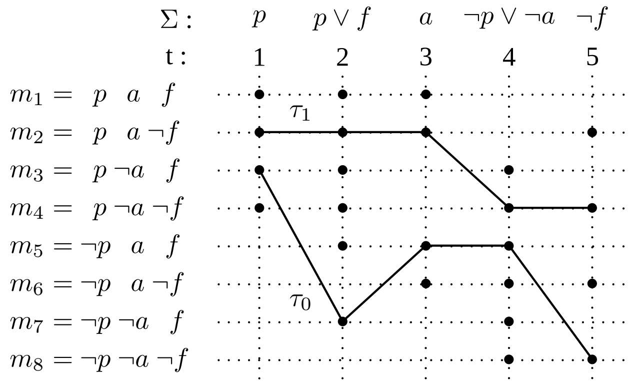

FIG. 1 – Trajectoires τ_0 et τ_1 pour l'Exemple 1

défini par :

$$Ch(\tau) = \left\{ \langle l, t \rangle \;\middle|\; \begin{array}{l} l \in LIT,\ t \in [\![2, N]\!], \\ \tau(t-1) \models \neg l \text{ et } \tau(t) \models l \end{array} \right\}$$

On peut remarquer qu'une trajectoire peut être définie de façon unique par son état initial et son ensemble de changements.

Exemple 1 (suite) *Notons que τ_1 est plus statique que τ_0 relativement au nombre de changements : $Ch(\tau_0) = \{\langle \neg p, 2\rangle, \langle a, 3\rangle, \langle \neg a, 5\rangle, \langle \neg f, 5\rangle\}$ et $Ch(\tau_1) = \{\langle \neg a, 4\rangle\}$. Il semble en effet plus naturel d'expliquer la séquence d'observation de l'exemple par un seul changement : l'occupant s'est mit debout en 4 plutôt que de l'expliquer par le fait que la porte a été fermée en 2, l'occupant s'est assis en 3, puis s'est ensuite relevé en 5 pendant que la fenêtre a été fermée.*

Dans [9], plusieurs relations de préférence entre trajectoires ont été proposées. Elles sont toutes basées sur la minimisation des changements. Elles prennent en compte le nombre de changements, ou le nombre de littéraux changés, ou le coût des changements (relativement à des pénalités associées aux changements des littéraux), ou encore le caractère ancien ou récent des changements...

2.3 Extrapolation basée sur des événements

Dans ce paragraphe, nous développons une extension de l'extrapolation de croyances classique en introduisant la notion d'événement. Un événement est une opération qui fait changer le cours normal de l'évolution. Le cours normal de l'évolution du système correspond à l'évolution du monde lorsqu'aucun événement ne se produit. Il est supposé décrit par des lois statiques et dynamiques dont le codage est en dehors du cadre de cet article. On suppose simplement, ici, que l'on dispose d'une fonction km qui à partir d'une situation et des événements qui s'y produisent permet d'obtenir les situations possibles (classées par plausibilité) à l'instant suivant. Ici, la fonction proposée n'est pas supposée déterministe comme dans le cas de la fonction `Result` du calcul des situations [15]. De plus, on suppose qu'elle est définie pour des ensembles d'événements (événements qui ont eu lieu simultanément). Si aucun événement ne se produit la fonction appliquée à la situation courante et à un ensemble vide d'événement décrira l'évolution normale du système (elle pourra donner la même situation si le système est inerte ou une situation différente s'il existait des fluents momentanés[2]). D'autre part, il y a des situations dans lesquelles certains événements ne peuvent pas se produire ou sont très rares. On suppose donnée la fonction ke qui à un événement associe le degré de surprise de cet événement. Si le degré de surprise est infini cela signifie que l'événement est impossible. Cette formalisation généralise la fonction "Precond" de STRIPS [11] qui définit les conditions à vérifier pour qu'un événement puisse se produire. Plus généralement, la fonction ke est supposée définie pour tout ensemble d'événements (elle peut être calculée à partir d'une représentation des lois dynamiques et statiques et d'un codage des événements).

Définition 4 (événements) *Soit Ev un ensemble de symboles d'événements (notés $\varepsilon_1, \ldots, \varepsilon_P$). Pour tout ensemble d'événements $ev \subseteq Ev$, et pour chaque monde m, on dispose de :*
- la fonction ke qui mesure le degré de surprise associée à l'occurrence simultanée des événements de ev dans le monde m : $ke_m(ev) \in \mathbb{N} \cup \infty$
- la fonction km qui permet d'obtenir une distribution de pénalités sur les mondes possibles (représentant le degré de surprise associée à ces différents mondes après l'occurrence simultanée des événements de ev sur m) : $km_{m,ev} : \mathscr{M} \to \mathbb{N} \cup \infty$.

Notons que cette définition se place dans l'hypothèse forte d'un comportement Markovien du système, c'est-à-dire que l'évolution du système ne dépend pas de son histoire mais seulement de l'état courant. La prise en compte de fluents non Markoviens alourdirait le formalisme et est en dehors du cadre de la mise à jour de scénario.
Dans un système "inerte" [20], c'est-à-dire un système où aucun fluent n'est momentané, si aucun événement ne se produit alors l'état du monde ne change pas et l'occurrence de tout événement est surprenante.

Définition 5 (Système inerte) *Le système est* inerte *ssi $\forall m, m' \in \mathscr{M}, \forall ev \subseteq Ev$,*

1. *$km_{m,\emptyset}(m') = 0 \Leftrightarrow m = m'$ et*
2. *$ke_m(ev) = 0 \Leftrightarrow ev = \emptyset$*

Nous sommes maintenant en mesure d'intégrer les occurrences d'événements dans les formules temporelles. Ainsi, on pourra s'intéresser à des scénarios contenant à la fois des observations de faits et des observations d'occurrences d'événements.

[2] Un fluent momentané (appelé aussi "dynamique" chez Sandewall [21]) est un fluent que l'on peut qualifier de non persistant, c'est-à-dire qu'il correspond à une variable dont la valeur n'est pas naturellement constante au cours du temps.

Définition 6 (formule temporelle mixte) *Soit $\mathscr{V}' = \mathscr{V} \cup Ev\}$ et $\mathscr{V}'_{(N)} = \{v_{(t)} | (v \in \mathscr{V}$ et $t \in [\![1, N]\!])$ ou $(v \in Ev$, et $t \in [\![1, N-1]\!])\}$ son ensemble de variables estampillées associé. Une* formule temporelle mixte *est formée à partir des variables de $\mathscr{V}'_{(N)}$ et des connecteurs et constantes habituels. Soit $\mathscr{L}'_{(N)}$ l'ensemble de ces formules.*

Par exemple, $p_{(1)} \wedge \varepsilon_{fp(1)} \wedge \neg p_{(2)}$ est une formule temporelle mixte exprimant le fait que la porte était ouverte (p était vraie) à l'instant 1 et qu'il s'est produit l'événement ε_{fp} (signifiant par exemple "quelqu'un ferme la porte") à l'instant 1 ; puis, à l'instant 2, la porte était fermée.

Définition 7 (coût d'une trajectoire mixte) *Un* état mixte *s est une interprétation de $\mathscr{V}'$. On note $f(s)$ les faits vrais dans s (interprétation de $\mathscr{V}$) et $ev(s)$ les événements qui se produisent en s (interprétation de Ev). Une* trajectoire mixte *correspond à l'attribution de valeur de vérité aux variables de $\mathscr{V}'_{(N)}$. Toute trajectoire mixte τ peut être représentée par une séquence $\tau = \langle \tau(1), \dots \tau(N) \rangle$ d'interprétations dans $\mathscr{V}'$. On note $TRAJ'_N$ l'ensemble des trajectoires mixtes. Une trajectoire mixte est* statique *si* $\begin{cases} \forall t \in [\![1, (N-1)]\!], & ev(\tau(t)) = \emptyset \text{ et} \\ \forall t \in [\![1, N]\!], & f(\tau(1)) = ... = f(\tau(N)). \end{cases}$
Le coût *$k(\tau)$ d'une trajectoire τ est :*

$$\sum_{t=1}^{N-1} ke_{f(\tau(t))}(ev(\tau(t))) + km_{f(\tau(t)),ev(\tau(t))}(f(\tau(t+1)))$$

Le coût d'une trajectoire correspond donc à la somme pour chaque instant du degré de surprise de l'occurrence des événements à cet instant ajouté au degré de surprise d'atteindre la situation suivante étant donnée l'occurrence de ces événements à l'instant précédent. Nous considérons le coût des événements qui se sont produits de 1 à N-1 sans tenir compte de ceux qui se sont produit au dernier instant puisque leur impact sera nul. Notons qu'ici, on quantifie en termes de pénalités le degré de surprise associé à l'occurrence d'un événement ou le degré de surprise associé à l'obtention d'une certaine situation. L'utilisation de pénalités pour caractériser le degré de surprise a d'ailleurs été proposé initialement par Sandewall dans [20]. Ce choix est justifié par le caractère intrinsèquement additif et compensatoire des surprises, mais l'utilisation d'autre mesures comme les probabilités ou les possibilités est tout à fait envisageable. On peut se référer à [10] pour une étude des liens entre ces différentes mesures.
Dans un système inerte, une trajectoire statique n'est pas surprenante, c'est ce qu'exprime la propriété suivante.

Propriété 1 *Si le système est inerte alors*

$$\forall \tau \in TRAJ'_N, \tau \text{ est statique} \Leftrightarrow k(\tau) = 0.$$

L'extrapolation étendue aux formules mixtes est définie au moyen d'une relation de préférence sur les trajectoires qui minimise leur coût, c'est-à-dire qui minimise le degré de surprise associé aux événements de ces trajectoires.

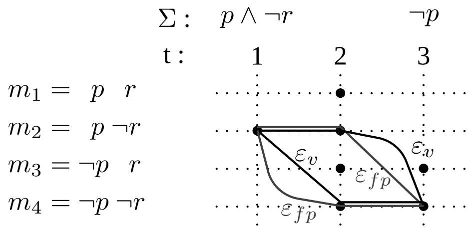

FIG. 2 – Trajectoires mixtes pour l'Exemple 2

Définition 8 *Étant donné une formule temporelle mixte $\Phi \in \mathscr{L}'_{(N)}$, l'extrapolation étendue de Φ est donnée par : $EE : \mathscr{L}'_{(N)} \to \mathscr{L}'_{(N)}$ tel que :*

$$Mod(EE(\Phi)) = \{\tau \mid \tau \in \min(k, Mod(\Phi))\}$$

Exemple 2 *Soit $\mathscr{V}' = \{p, r, \varepsilon_{fp}, \varepsilon_v, \varepsilon_{pr}\}$ où p est une variable signifiant que la porte est ouverte, la variable r signifie que la porte est rouge, ε_{fp} est un événement, signifiant que quelqu'un ferme la porte, ε_v signifie "le vent souffle", ε_{pr} signifie que "quelqu'un peint la porte en rouge". Considérons le scénario $\Sigma = p_{(1)} \wedge \neg r_{(1)} \wedge \neg p_{(3)}$.*
Le calcul de l'extrapolation du scénario ci-dessus peut se faire de la façon suivante. Les faits vrais à l'instant 1, sont complètement connus puisque p et $\neg r$ sont vrais, soit m ce monde. Supposons connus les degrés de surprise associés aux événements, avec par exemple $0 < ke_m(\{\varepsilon_{fp}\}) = ke_m(\{\varepsilon_v\}) < ke_m(\{\varepsilon_{fp}, \varepsilon_v\}) < ke_m(\{\varepsilon_{pr}\}) < ke_m(\{\varepsilon_{fp}, \varepsilon_{pr}\}) = ke_m(\{\varepsilon_v, \varepsilon_{pr}\}) = ke_m(\{\varepsilon_{fp}, \varepsilon_v, \varepsilon_{pr}\}) = \infty$. Ces contraintes signifient que dans l'état initial m, fermer la porte est aussi peu surprenant qu'un coup de vent mais moins surprenant que l'occurrence simultanée de ces deux événements, et encore moins surprenant que de peindre la porte (considéré comme rare). D'autre part, il est impossible de peindre la porte pendant un coup de vent ou pendant qu'on la ferme.
Supposons maintenant que l'on dispose d'une description des événements permettant de déduire que lorsque l'on ferme la porte dans l'état m alors les états du système dans lesquels la porte est fermée sont les moins surprenants, etc. Alors parmi les $2^3 \times 2^5 \times 2^2$ trajectoires possibles satisfaisant ce scénario, quatre trajectoires sont préférées : celles où un seul événement se produit (soit l'agent ferme la porte, soit le vent souffle à l'instant 1 ou 2). Dans ces quatre trajectoires $\neg r$ reste vrai en 2 et 3. Ainsi, $EE(\Sigma) \models (((\varepsilon_{fp(1)} \oplus \varepsilon_{v(1)}) \wedge \neg p_{(2)}) \vee (p_{(2)} \wedge (\varepsilon_{fp(2)} \oplus \varepsilon_{v(2)}))) \wedge \neg r_{(2)} \wedge \neg r_{(3)}$ où $\oplus$ représente le "ou exclusif"[3].

Propriété 2 *Si le système est inerte alors EE satisfait les postulats de l'extrapolation $E1, \dots E6$*[4]

Démonstration : Ce résultat est basé sur le théorème de représentation de l'extrapolation classique et le fait que k respecte l'inertie (Propriété 1). ■

[3] $a \oplus b \equiv (a \wedge \neg b) \vee (\neg a \wedge b)$.
[4] E est un opérateur d'extrapolation $\Rightarrow$ E satisfait :

Dans le cas d'un système inerte, il a été montré [9] que l'extrapolation classique revient à réviser la connaissance que les fluents persistent par la formule temporelle à extrapoler. L'extrapolation étendue amène à un résultat similaire pour un système quelconque (non inerte) dans lequel ce sont les formules qui décrivent l'évolution naturelle du système (loi dynamiques et statiques) qui doivent être révisées par la formule temporelle initiale.

3 Mise à jour de formules temporelles mixtes

La question que l'on se pose dans ce paragraphe est, étant donnée une histoire factuelle et une connaissance de la dynamique du système, que se passerait-il si on imposait un changement dans cette histoire ? Dans notre cadre formel, les données historiques constituent soit un scénario mixte si c'est une série d'observations, d'événements ou de faits, soit, plus généralement, une formule temporelle mixte. La connaissance de la dynamique du système correspond aux lois d'évolution du monde résumées par des fonctions de coût ke ou km sur les événements possibles et sur les évolutions possibles entre mondes.

Pourquoi est-ce une mise à jour et non une révision ? On rappelle qu'une *révision des croyances* consiste à intégrer une nouvelle information à d'anciennes croyances en essayant de conserver le plus possible des informations initiales. En pratique, cela revient à calculer l'ensemble des interprétations satisfaisant la nouvelle information les plus proches de ce que l'on croyait avant. La *mise à jour* fait appel à un autre calcul (on peut se référer à [13] pour une discussion sur la différence entre révision et mise à jour) car elle concerne l'arrivée d'une information qui caractérise une évolution du monde, ce que l'on croyait avant n'est pas remis en cause mais doit être modifié pour prendre en compte le fait que le monde a évolué conformément à la nouvelle information. En pratique, cela revient à calculer pour chacun des mondes possibles initialement, quelle est l'évolution la plus naturelle qui amène à un monde où la nouvelle information est vraie.

Dans notre problème, on désire savoir ce qui se serait passé si quelque chose - nommons cette information $\varphi_{(t)}$ - avait été différent à l'instant t dans une histoire donnée. Cela ne revient pas à apprendre que cette information temporelle $\varphi_{(t)}$ est vraie. La différence vient du fait que :

– dans le premier cas, on désire calculer pour chaque trajectoire initialement compatible avec l'histoire, ce qu'elle deviendrait si on lui imposait de vérifier φ en t, c'est donc typiquement un calcul de mise à jour.
– dans l'autre cas, on apprend que l'histoire doit être corrigée à l'instant t afin de vérifier φ. On doit donc trouver les trajectoires satisfaisant la nouvelle information temporelle $\varphi_{(t)}$, les plus proches du scénario initial, c'est une révision.

Pour définir en pratique la mise à jour de formules temporelles mixtes, on a besoin de définir une relation de préférence entre trajectoires relativement à toute trajectoire initiale donnée. Ceci vient du théorème de représentation donné par Katsuno et Mendelzon [13] reliant tout opérateur de mise à jour à l'existence d'une assignation fidèle qui associe à chaque interprétation m un pré-ordre partiel $\leq_m$. L'assignation est dite “fidèle” si le pré-ordre partiel associé à m préfère toujours strictement m à toute autre interprétation.

Parmi toutes les assignations fidèles que l'on peut proposer pour comparer deux trajectoires par rapport à une même troisième, nous avons choisi de tenir compte de l'instant imposé pour le changement qui nous semble jouer un rôle pivot dans ce type de raisonnement hypothétique. Avant le moment du changement, les trajectoires doivent être le plus proche possible mais, après le changement, seules sont imposées les informations données par la formule de mise à jour. Plus précisément, plus on se rapproche du moment du changement, plus on peut tolérer les différences entre trajectoires : ainsi, cela suggère d'utiliser une minimisation basée sur l'ancienneté dans le temps des différences entre les trajectoires. Cette minimisation appelée minimisation chronologique dans [9] semble être intéressante jusqu'à l'instant du changement, après cet instant, on peut ne pas tenir compte des différences. Pour simplifier, dans ces distances, on ne prendra en compte que les faits observés :

Définition 9 (préférer les similarités anciennes jusqu'à c) *Étant donnée une trajectoire $\tau \in TRAJ'_N$ et un instant $c \in [\![1, N]\!]$, $\preceq^c_\tau$ est la relation de préférence définie récursivement par :*
$\forall N, \forall \tau', \tau'' \in TRAJ'_N$, $\tau' \preceq^c_\tau \tau''$ *ssi*

$$\begin{cases} dist(f(\tau'(1)), f(\tau(1))) < dist(f(\tau''(1)), f(\tau(1))) \\ \textit{ou}\ \ dist(f(\tau'(1)), f(\tau(1))) = dist(f(\tau''(1)), f(\tau(1))) \\ \qquad \textit{et}\ \ \langle \tau(2), ..., \tau(c) \rangle \preceq^c_\tau \langle \tau'(2), ..., \tau'(c) \rangle) \end{cases}$$

où $dist$ est une distance de Dalal[5] entre états du système raffinée pour prendre en compte les lois statiques (cette distance basée sur les lois d'évolution est supposée donnée).

On peut noter que, pour cette relation de préférence, toute trajectoire est plus proche d'elle même que des autres trajectoires : $\forall \tau, \tau' \in TRAJ_N, \forall c \in [\![1, N]\!], \quad \tau \preceq^c_\tau \tau'$.
Mais ce n'est pas une préférence stricte, c'est-à-dire que la relation proposée n'est pas fidèle au sens de Katsuno et Mendelzon.

Une idée que nous évoquons en conclusion serait de raffiner cette distance basée seulement sur les états du système par l'utilisation d'une distance entre les séquences

E1 : $E(\Phi) \models \Phi$
E2 : si $PERS \wedge \Phi$ est consistant alors $E(\Phi) \equiv PERS \wedge \Phi$
E3 : si Φ est consistant alors $E(\Phi)$ est consistant
E4 : si $\Phi \equiv \Phi'$ alors $E(\Phi) \equiv E(\Phi')$
E5 : $E(\Phi) \wedge \Phi' \models E(\Phi \wedge \Phi')$
E6 : si $E(\Phi) \wedge \Phi'$ est consistant alors $E(\Phi \wedge \Phi') \models E(\Phi) \wedge \Phi'$
avec $PERS = \bigwedge_{v \in \mathscr{V}, t \in [\![1, N-1]\!]} v_t \leftrightarrow v_{t+1}$.

[5] La distance de Dalal [3] entre deux interprétations est égale au nombre de littéraux dont les valeurs de vérité diffèrent entre ces deux interprétations.

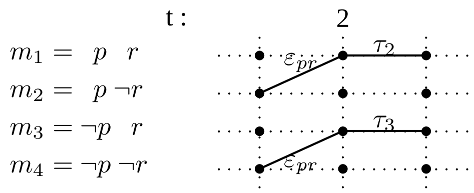

FIG. 3 – Trajectoires préférées satisfaisant $\varepsilon_{pr(1)}$

d'événements à la manière d'algorithme d'alignement de séquence d'ADN.

Définition 10 (Mise à jour de formule temporelle mixte) *Étant donnée une formule temporelle mixte Φ, l'opération de mise à jour $\diamond_{\preceq}$, basée sur $\preceq$, de Φ par une information instantanée φ à l'instant t est définie par :* $Mod(\Phi \diamond_{\preceq} \varphi_{(t)}) =$

$$\bigcup_{\tau \in EE(\Phi)} \{\tau' \in TRAJ'_N, \tau' \in min(\leq^t_\tau, EE(\varphi_{(t)}))\}$$

Intuitivement, mettre à jour une formule temporelle mixte Φ par une formule mixte instantanée $\varphi_{(t)}$ consiste à calculer pour chaque trajectoire préférée (c'est-à-dire parmi les moins surprenantes) τ satisfaisant Φ, les trajectoires préférées satisfaisant $\varphi_{(t)}$ les plus proches de τ. Le résultat final correspond à l'union des trajectoires obtenues pour chacune des trajectoires initiales possibles.

Exemple 2 (suite) *Si l'on désire savoir ce qu'il se serait passé si l'agent avait peint la porte à l'instant 1 alors il faut calculer $\Sigma \diamond \varepsilon_{pr(1)}$. D'après la définition 10, il faut calculer les trajectoires les moins surprenantes satisfaisant $\varepsilon_{pr(1)}$ ($EE(\varepsilon_{pr(1)})$). Puis sélectionner dans cet ensemble les trajectoires les plus proches de chacune des 4 trajectoires dessinées sur la figure 2.*
Dans cet exemple, on suppose que les définitions des degrés de surprise associés aux transitions du système permettent d'obtenir 2 trajectoires préférées satisfaisant $\varepsilon_{pr(1)}$ (l'événement de peindre la porte en rouge étant considéré comme très surprenant quand la porte est déjà rouge). Ainsi, on obtient que dans l'état initial la porte n'est pas rouge et qu'elle est soit ouverte soit fermée. Ensuite, l'évolution la moins surprenante est qu'aucun autre événement ne se produise (coût 0), ce qui implique qu'à l'instant 2, seule la couleur de la porte change et qu'en 3 rien ne change par rapport à 2 (aucun fluent n'étant considéré comme momentané dans cet exemple). Les deux trajectoires satisfaisant $EE(\varepsilon_{pr(1)})$ sont donc τ_2 et τ_3 dessinées sur la figure 3.
Examinons maintenant les 4 trajectoires préférées de Σ données à la figure 2, pour chacune d'elles, il faut sélectionner la trajectoire la plus proche dans $EE(\varepsilon_{pr(1)})$. Par la relation de préférence pour les similarités anciennes, dans cet exemple, on trouve que τ_2 est la trajectoire la plus proche de chacune des 4 trajectoires initiales. On obtient donc $Mod(\Sigma \diamond \varepsilon_{pr(1)}) = \{\tau_2\}$.

Notons qu'on a donné un exemple de mise à jour par l'occurrence d'un événement, mais il est tout à fait possible de réaliser des mises à jour avec des faits.

Propriété 3 *L'opérateur $\diamond_{\preceq}$ basé sur la relation de préférence aux similarités anciennes $\preceq$ vérifie les postulats U1, U3, U4, U5, U8 et U9*[6].

Le postulat souvent controversé U2[7] n'est pas nécessairement vérifié car cette relation n'est pas strictement fidèle. La fidélité, dans ce contexte, n'est pas forcément souhaitable (comme dans la modélisation d'un système non inerte par exemple). Notons cependant qu'il est tout à fait possible de particulariser la relation de préférence proposée afin de la rendre fidèle.

4 Causalité et mise à jour de scénario

Le problème de la causalité a été exploré sous beaucoup de points de vue différents (on peut se référer à [22, 4] pour un aperçu des différentes approches de la causalité). On peut soit s'attacher à chercher des liens causaux génériques ("causal generalization"), cela revient par exemple à pouvoir affirmer que "fumer cause le cancer". On peut s'intéresser à chercher ce qui a causé un résultat dans un exemple concret ("event causation"), par exemple "le fait que le Titanic ait heurté un iceberg est la cause de sa perte". On peut également s'intéresser à l'axiomatisation de la causalité, c'est-à-dire caractériser les propriétés de la relation de causalité : transitivité, asymétrie, décomposabilité, etc. Cette axiomatisation peut d'ailleurs être étudiée dans le cadre de liens génériques ou concrets. Un dernier aspect est la recherche de la "cause perçue", ce problème consiste à rechercher la cause que sélectionnerait un agent intelligent parmi toutes les causes possibles expliquant un scénario.
Les nombreuses recherches dans le domaine de la causalité ont permis d'obtenir plusieurs définitions de la causalité. Une des premières définition a été donnée par Lewis [14], qui introduit le terme "contre-factuel". Cette définition repose sur l'existence de mondes possibles et sur une distance de similarité entre mondes. A cause B de façon contre-factuelle quand on peut affirmer que si A ne s'était pas produit dans un monde le plus proche possible du monde courant alors B ne se serait pas produit. D'autres définitions ont été données en termes de probabilités par Cartwright [2] mais il est admis que la causalité est liée aux probabilités sans pour autant pouvoir être définie par ce biais (principalement à cause de la nécessité d'avoir une asymétrie). Un autre type de définition fait intervenir la théorie de la manipulation, en particulier, Von Wright [23] formalise l'idée que la causalité est liée au concept

[6]**U1** $(K \diamond \varphi)$ implique φ.
U3 Si K et φ sont consistants alors $(K \diamond \varphi)$ est consistant.
U4 Si $K1 \leftrightarrow K2$ et $\varphi_1 \leftrightarrow \varphi_2$ alors $(K1 \diamond \varphi_1) \leftrightarrow (K2 \diamond \varphi_2)$.
U5 $(K \diamond \varphi) \wedge \psi$ implique $(K \diamond (\varphi \wedge \psi))$.
U8 $(K1 \vee K2) \diamond \varphi \leftrightarrow (K1 \diamond \varphi) \vee (K2 \diamond \varphi)$.
U9 Si K est déductivement clos et $(K \diamond \varphi_1) \wedge \varphi_2$ est consistant alors $(K \diamond (\varphi_1 \wedge \varphi_2))$ implique $((K \diamond \varphi_1) \wedge \varphi_2))$.
[7]**U2** Si K implique φ alors $(K \diamond \varphi)$ est équivalent à K.

d'intervention : si en forçant A à être vrai, on force B à l'être mais si en ne faisant rien pour changer la valeur de A alors on ne change pas la valeur de B, dans ce cas, A cause B. Une dernière définition basée sur une relation d'inférence non-monotone a été donnée par Dubois et Prade [7] : étant donnée une série d'observations $\neg B_{(t)}$, $A_{(t)}$, $B_{(t')}$, un contexte C et une relation de conséquence non monotone $\mid\!\sim$, si l'agent croit que C $\mid\!\sim$ B, et que C $\wedge$ A $\mid\!\sim$ $\neg$ B alors l'agent percevra A comme étant la cause de B dans le contexte C.

Ici, nous nous intéressons au problème de la recherche d'une cause concrète ("event causation"). Pour cela, nous allons utiliser à la fois le fait qu'une cause doit être contre-factuelle (si elle n'avait pas été là, la conclusion n'aurait pas été obtenue) et l'hypothèse de manipulabilité. Ainsi, dans notre proposition, on ne considérera comme causes possibles que les valeurs des faits à l'instant initial (sensés pouvoir être manipulés) et les événements. Les valeurs des faits à différents instants ne pourront donc pas être des causes possibles. La nature contre-factuelle de la cause sera utilisée de la façon suivante : A cause B si A et B sont vraies dans la formule temporelle mixte initiale, et si B est fausse après mise à jour de cette formule initiale par $\neg A$. En résumé, nous proposons la définition suivante :

Définition 11 (cause) *Étant donnée une formule temporelle mixte $\Phi \in \mathscr{L}'_{(N)}$, A_t cause B_N ssi*

$$\begin{cases} t = 1 \text{ ou } A \in \mathscr{L}_{Ev} \\ EE(\Phi) \models A_t \\ EE(\Phi) \models B_N \\ \Phi \diamond_{\leq} \neg A_t \models \neg B_N \end{cases}$$

où $\mathscr{L}_{Ev}$ est l'ensemble des formules construites uniquement sur les variables d'Ev.

5 Un exemple d'accident

L'exemple suivant nommé A15 est tiré de la base d'exemples de description d'accidents utilisée dans le projet MICRAC [16].

Exemple 3 (A15) *"Nous étions à Nom_De_Lieu, j'ai été surprise par la personne qui a freiné devant moi, n'ayant pas la possibilité de changer de voie et la route étant mouillée, je n'ai pu m'arrêter complètement à temps."*

Voici un choix possible de modélisation des fluents :
- attentifA : le conducteur A est attentif
- attentifB : le conducteur B est attentif
- BsuitA : la voiture B suit la voiture A
- pcvA : la voiture A peut changer de voie
- pcvB : la voiture B peut changer de voie
- rm : la route est mouillée
- dABf : la distance entre les véhicules A et B est faible
- dABn : la distance entre les véhicules A et B est normale pour une chaussée sèche
- dABm : la distance est normale pour une chaussée mouillée
- dABg : la distance entre les véhicules A et B est grande
- accidentAB : les véhicules A et B sont accidentés

Les événements :
- le véhicule A freine (ε_{fA})
- le véhicule B freine (ε_{fB})
- le véhicule A change de voie (ε_{cvA})
- le véhicule B change de voie (ε_{cvB})
- le conducteur A est surpris (ε_{sA})
- le conducteur B est surpris (ε_{sB})
- collision (ε_{col})

Le texte A15 se traduit par le scénario mixte : $\Sigma = BsuitA_{(1)} \wedge \varepsilon_{fA(1)} \wedge \varepsilon_{sB(1)} \wedge \neg pcvB_{(2)} \wedge rm_{(2)} \wedge accidentAB_{(3)}$.

Nous avons considéré les contraintes statiques suivantes : à tout instant, la distance entre les 2 véhicules est soit grande, soit normale pour route mouillée, soit normale pour route sèche, soit faible, soit non intéressante car les véhicules ne se suivent pas : $dABf \oplus dABn \oplus dABm \oplus dABg \oplus (\neg BsuitA)$. À tout instant, si la distance est faible alors une collision va se produire ssi un des deux véhicules ne change pas de voie : $dABf_{(t)} \rightarrow ((\neg\varepsilon_{cvA(t)} \wedge \neg\varepsilon_{cvB(t)} \leftrightarrow \varepsilon_{col(t)})$. À tout instant, s'il y a un accident alors les véhicules ne roulent plus (donc ne se suivent plus et ne peuvent plus changer de voie) : $accidentAB_{(t)} \rightarrow \neg BsuitA_{(t)} \wedge \neg pcvA_{(t)} \wedge \neg pcvB_{(t)}$. Un véhicule ne peut pas freiner et changer de voie au même instant : $\varepsilon_{fA(t)} \rightarrow \neg\varepsilon_{cvA(t)}$ et $\varepsilon_{fB(t)} \rightarrow \neg\varepsilon_{cvB(t)}$. Si la distance AB est normale ou moyenne et que B est attentif alors si A freine, B freine ou B change de voie : $(dABn_{(t)} \vee dABm_{(t)}) \wedge attentifB_{(t)} \wedge \varepsilon_{fA(t)} \rightarrow (\varepsilon_{fB(t)} \vee \varepsilon_{cvB(t)})$. Pour plus de concision, les effets sont donnés par des lois par défaut, l'effet correspondant à la condition la plus spécifique s'applique. Comme précisé précédemment on ne décrit pas ici comment on passe de la description logique du comportement dynamique du système aux distributions de pénalités.

- <u>le véhicule A freine</u> (ε_{fA})
  nature : non-déterministe. Si B suit A cela diminue la distance AB sinon non, si la route est mouillée, cette distance diminue moins (freinage moins efficace). Si une collision se produit en même temps que le freinage alors le freinage n'a aucun effet.
  pré-condition : attentifA_t
- <u>le véhicule B freine</u> (ε_{fB})
  nature : non-déterministe. Si B suit A cela augmente la distance AB, si la route est mouillée, la distance augmente moins (freinage moins efficace). Si une collision se produit en même temps que le freinage alors le freinage n'a aucun effet.
  pré-condition : attentifB_t
- <u>le véhicule A change de voie</u> (ε_{cvA})
  nature : non-déterministe. Si B suit A alors, après changement de voie, ce n'est plus le cas sinon, si B ne suivait pas A, alors le fait que A change de voie ne permet pas à B de le suivre.
  pré-condition : pcvA_t
- <u>le véhicule B change de voie</u> (ε_{cvB})
  nature : non-déterministe aléatoire. Si B suit A alors,

après changement de voie, ce n'est plus le cas sinon, si B ne suivait pas A, alors, après changement, B peut suivre A ou pas.
pré-condition : pcvB_t

– le conducteur A est surpris (ε_{sA})
nature : déterministe, rend le conducteur A attentif.
pré-condition : $\neg$ attentifA_t
– le conducteur B est surpris (ε_{sB}) : même chose que ε_{sA}.
– collision (ε_{col})
nature : déterministe, rend les véhicules accidentés.
pré-condition : $dABf_t$

Avec cette description de la dynamique du système on obtient 6 trajectoires préférées :

	instant 1		instant 2		instant 3
	attentifA		attentifA		attentifA
	¬ attentifB		attentifB		attentifB
	rm	ε_{fA}	rm		rm
– τ_1	¬ pcvB	ε_{sB}	¬ pcvB		¬ pcvB
	BsuitA	ε_{col}	¬ BsuitA		¬ BsuitA
	¬ accidentAB		accidentAB		accidentAB
	dABf		¬ dABfnmg		¬ daBfnmg
	¬ pcvA		¬ pcvA		¬ pcvA

	instant 1		instant 2		instant 3
	attentifA		attentifA		attentifA
	¬ attentifB		attentifB		attentifB
	rm	ε_{fA}	rm		rm
– τ_2	¬ pcvB	ε_{sB}	¬ pcvB		¬ pcvB
	BsuitA	ε_{col}	¬ BsuitA		¬ BsuitA
	¬ accidentAB		accidentAB		accidentAB
	dABf		¬ dABfnmg		¬ daBfnmg
	pcvA		¬ pcvA		¬ pcvA

	instant 1		instant 2		instant 3
	attentifA		attentifA		attentifA
	¬ attentifB		attentifB		attentifB
	rm	ε_{fA}	rm		rm
– τ_3	pcvB	ε_{sB}	¬ pcvB		¬ pcvB
	BsuitA	ε_{col}	¬ BsuitA		¬ BsuitA
	¬ accidentAB		accidentAB		accidentAB
	dABf		¬ dABfnmg		¬ daBfnmg
	¬ pcvA		¬ pcvA		¬ pcvA

	instant 1		instant 2		instant 3
	attentifA		attentifA		attentifA
	¬ attentifB		attentifB		attentifB
	rm	ε_{fA}	rm		rm
– τ_4	pcvB	ε_{sB}	¬ pcvB		¬ pcvB
	BsuitA	ε_{col}	¬ BsuitA		¬ BsuitA
	¬ accidentAB		accidentAB		accidentAB
	dABf		¬ dABfnmg		¬ daBfnmg
	pcvA		¬ pcvA		¬ pcvA

	instant 1		instant 2		instant 3
	attentifA		attentifA		attentifA
	¬ attentifB	ε_{fA}	attentifB	ε_{col}	attentifB
	rm		rm		rm
– τ_5	¬ pcvB	ε_{sB}	¬ pcvB		¬ pcvB
	BsuitA		BsuitA		¬ BsuitA
	¬ accidentAB		¬ accidentAB		accidentAB
	dABn		dABf		¬ dABfnmg
	¬ pcvA		¬ pcvA		¬ pcvA

	instant 1		instant 2		instant 3
	attentifA		attentifA		attentifA
	¬ attentifB	ε_{fA}	attentifB	ε_{col}	attentifB
	rm		rm		rm
– τ_6	¬ pcvB	ε_{sB}	¬ pcvB		¬ pcvB
	BsuitA		BsuitA		¬ BsuitA
	¬ accidentAB		¬ accidentAB		accidentAB
	dABn		dABf		¬ dABfnmg
	pcvA		pcvA		¬ pcvA

Déterminons si $attentifA_{(1)}$ est une cause possible de $accidentAB_{(3)}$: on a bien $EE(\Sigma) \vdash accidentAB_{(3)}$, et aussi $EE(\Sigma) \vdash attentifA_{(1)}$. Calculons $\Sigma \diamond \neg attentifA_{(1)}$. Pour cela, on doit calculer l'ensemble des trajectoires préférées satisfaisant $\neg attentifA_{(1)}$ qui sont les plus proches de chacune des 6 trajectoires initiales.
Dans toutes les trajectoires préférées les plus proches de τ_1 on obtient $accidentAB_{(3)}$. Donc, inutile d'aller plus loin, $attentifA_{(1)}$ n'est pas une cause de la collision (cela paraît naturel puisqu'il existe des cas où il y a l'accident même si l'agent A n'est pas attentif et donc ne freine pas, ce sont les cas où la distance était déjà faible en 1).
Si on recommence le calcul pour d'autres faits ou événements du scénario Σ, on obtient qu'une cause possible de l'accident est que $BsuitA$. Une autre cause est que la distance était trop faible ($dABf \vee dABn$). Dans cet exemple, aucun des événements qui se sont produits, ni le fait que la route soit mouillée, ni l'impossibilité de changer de voie ne sont des causes possibles.

6 Travaux liés à la mise à jour de scénarios

Plusieurs auteurs utilisent également des chroniques pour approcher la causalité, on peut citer entre autre Belnap et al. [1] ou encore Mokhtari et Kayser [17]. Ces approches utilisent une conception "interventionniste" de la causalité. Ainsi, dans [17], les auteurs définissent la notion de cause volontaire qui implique un choix délibéré de l'agent parmi les branches possibles. Dans l'approche de Belnap et al., les auteurs s'intéressent à la représentation dans leur formalisme du fait que l'agent "pourrait avoir fait autre chose". Par cela, ils rejoignent l'idée d'Halpern et Pearl [12] qui différencient les variables endogènes et exogènes ou encore de Dubois et Prade [8] qui parlent de contexte. En résumé, ces auteurs s'intéressent à ce sur quoi l'agent peut agir, seules les actions de l'agent sont considérées comme des "vraies" causes. Cette définition n'est pas la nôtre car nous ne nous intéressons pas dans ce papier au problème de la causalité perçue mais au problème "event causation" (recherche des causes particulières pour un scénario donné). Nous sommes toutefois en accord avec le fait que les causes doivent correspondre à des actions ou des événements (pour refléter le caractère manipulatoire de la causalité prôné par Von Wright). Les travaux de [17] et de [1] utilisent la logique modale pour la définition des évolutions possibles des mondes. Dans notre travail, nous utilisons des notions similaires à [17] puisque nous définissons également une relation de préférence sur les trajectoires, mais nous le faisons dans un formalisme moins complexe basé simplement sur la logique propositionnelle.
Dans un cadre non logique, la comparaison de trajectoires est aussi à rapprocher des travaux de Dousson [5] consistant à reconnaître des comportements types (appelés scénarios temporels ou chroniques) au cours du suivi de l'évolution de système. Il serait envisageable d'utiliser des techniques similaires pour calculer les séquences d'événe-

ments expliquant au mieux une trajectoire donnée. Cependant cela nécessiterait de disposer d'un inventaire de toutes les séquences possibles d'événements (ce qui paraît assez lourd même s'il existe des factorisations possibles des modèles de chroniques).

Par ailleurs, la définition de l'évolution du monde par des fonctions de coût est proche des notions utilisées dans les Processus de décision Markoviens (MDP) [19] qui fournissent des méthodes pour sélectionner les actions les plus utiles étant donnée une situation. La différence essentielle porte sur la signification du poids associé à un événement étant donnée une situation : ici, il correspond à un degré de surprise, alors que dans les MDP, il s'agit d'une utilité (appelée récompense). De plus, dans le formalisme des MDP, on ne manipule que des actions contrôlables, il n'y a pas, à proprement parlé, d'événements extérieurs. Notons aussi que dans les MDP, l'utilité d'une action dépend de trois paramètres : l'action, la situation dans laquelle elle se produit et la situation résultante. Tandis que la fonction proposée ici mesure simplement le degré de surprise associé à l'évènement ev dans la situation m.

Dans cet article, nous n'évoquons pas le problème du calcul des fonctions de coût associé à l'occurrence de chaque événement et associées aux transitions entre états du système. Nous supposons que ce calcul se fait à partir de lois génériques plus ou moins dérogeables, ce type de calcul est similaire à celui du calcul de distributions de possibilités à partir de bases de connaissances possibilistes (voir par exemple [6]). On peut également se référer à [10] pour ce type d'approche dans le cadre des pénalités. Ces deux types de calculs permettent à partir d'une base de connaissance contenant des formules propositionnelles pondérées d'obtenir des distributions de possibilités ou de pénalités. Il existe des extensions de ce type d'approche dans lequel on peut disposer de formules à la fois incertaines et par défaut, ce qui est très utile dans les systèmes évolutifs pour pouvoir éviter les problèmes classiques de gestion des actions (comme le "frame problem", et le problème de la qualification des actions qui nécessitent l'utilisation de raisonnement par défaut) et pour pouvoir différencier les persistance des fluents (sur une échelle allant du fluent alternatif au fluent complètement inerte). La présentation d'un système dans lequel on partirait des connaissances exprimées en termes générique sous la forme de formules pondérées défectibles pour aller jusqu'à la mise à jour de scénario est une des perspectives de ce travail.

7 Conclusion

Dans cet article, notre contribution est triple, premièrement nous développons la notion d'opérateur d'extrapolation basé sur des événements. Cet opérateur est basé sur une relation de préférences sur les trajectoires qui minimise à la fois les occurrences d'événements surprenants et les transitions surprenantes étant donnés l'occurrence d'événements. Notons que le formalisme proposé est capable de gérer les événements simultanés. Deuxièmement, nous avons présenté un opérateur de mise à jour de formules temporelles. Cet opérateur est défini au moyen d'une relation de distance sur les trajectoires et sur l'opérateur d'extrapolation étendu. L'objectif de cette définition est de pouvoir fournir une réponse logique à la question “que se serait-il passé si on avait modifié telle chose dans une histoire donnée ?”. Cette question simple a beaucoup d'intérêts notamment pour la détermination des liens causaux et des responsabilités. Notre troisième contribution est de proposer une définition de la causalité événementielle (“event causation”) basée sur la mise à jour de scénario.

Notons que dans le cadre du raisonnement causal, nous nous sommes restreint au calcul des causes possibles étant donnée une histoire. Le problème de la causalité perçue est une prochaine étape de notre travail. Mais contrairement aux approches qui privilégient systématiquement l'interventionnisme, il nous semblerait plus général de considérer d'autre points de vue. Puisque la cause perçue par un agent dépend de ce que l'agent pense que l'on va faire de sa réponse. La plupart du temps, la question de la recherche de la cause est posée pour déterminer les responsabilités, cela explique la tendance des agents humains à donner des causes intentionnelles en priorité. Mais il nous semble que ce n'est pas toujours le cas, prendre en compte l'intention de la demande de cause dans le raisonnement sur la cause perçue nous parait être une direction prometteuse.

Dans cette article, nous faisons l'hypothèse que les observations rapportées sont fiables, il serait intéressant de considérer l'existence possible de mauvaises perceptions du monde. La découverte d'une erreur d'observation dans un scénario demanderait d'en faire une révision. Ainsi, la gestion, à la fois, des modifications de scénario pour faire du raisonnement hypothétique et des modifications pour prendre en compte l'arrivée de nouvelles connaissances demanderait de faire intervenir les deux types d'opérateurs de révision et de mise à jour. Ces opérateurs s'appliquant à des formules temporelles.

D'autre part, nous faisons l'hypothèse que le système est Markovien, c'est-à-dire que les transitions ne dépendent que de l'état courant et des événements qui s'y produisent mais pas de l'histoire du système. La généralisation à des systèmes non Markovien ne paraît pas inabordable mais elle serait beaucoup plus lourde à gérer à la fois dans l'expression des lois dynamiques du système et dans l'utilisation des fonctions de coût que nous proposons.

La distance entre trajectoires que nous utilisons dans ce travail est assez simple, une perspective intéressante serait d'utiliser les techniques d'alignement de séquences d'ADN utilisées en bio-informatique pour calculer des alignements de séquences d'événements. Ainsi, comme dans l'algorithme de Needleman et Wunsch [18], on pourrait associer un coût à l'ajout, au retrait, à la substitution ou au décalage d'un événement dans une séquence. Et définir la distance entre une trajectoire et une autre par le coût du meilleur alignement entre ces deux trajectoires.

Une direction que nous envisageons d'explorer est l'utilisation de la mise à jour de scénario dans le cadre de la théorie des jeux. En effet, la question de "savoir ce qui se serait passé si ..." a une autre dimension dans le cadre du déroulement d'un jeu et la réponse à cette question pourrait permettre à un agent d'améliorer ses choix stratégiques. Dans ce cadre, la description des lois dynamiques du système repose sur la connaissance de la stratégie de l'adversaire. Le comportement d'un adversaire humain est plus difficilement modélisable. L'utilisation de notre système de mise à jour de scénarios dans le cadre d'un jeu contre un adversaire artificiel (dont on connaît la modélisation) est tout à fait réalisable. Cela pourrait permettre par exemple de déterminer quel a été le coup déterminant dans une partie. Il reste cependant à étudier si cette utilisation apporterait des informations que les algorithmes de théorie des jeux ne peuvent pas donner...

Références

[1] N. Belnap, M. Perloff, and M. Xu. *Facing the Future : Agents and Choices in Our Indeterminist World*. Oxford University Press, 2001.

[2] N. Cartwright. Against modularity, the causal markov condition, and any link between the two. *British Journal for Philosophy of Science*, 53 :411–453, 2002.

[3] M. Dalal. Investigations into a theory of knowledge base revision : preliminary report. In *Proc. of the 7^{th} Conf. on Artificial Intelligence (AAAI'88)*, pages 475–479, 1988.

[4] R. Demolombe. Action et causalité : essais de formalisation en logique. In H. Prade, R. Jeansoulin, and C. Garbay, editors, *Le Temps, l'Espace et l'Evolutif en Sciences du Traitement de l'Information*. Cépadues Editions, 2000.

[5] C. Dousson and M. Ghallab. Suivi et reconnaissance de chroniques. *Revue d'intelligence artificielle*, 8(1) :29–61, 1994.

[6] D. Dubois, J. Lang, and H. Prade. Possibilistic logic. In D.M. Gabbay, C.J. Hogger, and J.A. Robinson, editors, *Handbook of logic in Artificial Intelligence and logic programming*, volume 3, pages 439–513. Clarendon Press - Oxford, 1994.

[7] D. Dubois and H. Prade. Causality and nonmonotonicity . In *Proc. of the International Conference on Advances in Intelligent Systems - Theory and Applications (AISTA'04) , Luxembourg*, 15-18 novembre 2004.

[8] D. Dubois and H. Prade. Modeling the role of (ab)normality in the ascription of causality judgments by agents. In *Proc. of IJCAI-05 Workshop on Nonmonotonic Reasoning, Action, and Change (NRAC'05)*, pages 22–27. L. Morgenstern and M. Pagnucco, August 2005.

[9] F. Dupin de Saint-Cyr and J. Lang. Belief extrapolation (or how to reason about observations and unpredicted change). In *Proc. of the 8^{th} KR*, Toulouse, France, April 2002.

[10] F. Dupin de Saint-Cyr, J. Lang, and T. Schiex. Penalty logic and its link with Dempster-Shafer theory. In *Proc. of the 10^{th} Conf. on Uncertainty in Artificial Intelligence*, pages 204–211. Morgan Kaufmann, July 1994.

[11] R.E. Fikes and N.J. Nilsson. Strips : A new approach to the application of theorem proving to problem solving. *Artificial Intelligence*, 2 :189–208, 1971.

[12] J. Y. Halpern and J. Pearl. Causes and explanations : A structural modelapproach. part i : Causes. In J. Breese and D. Koller, editors, *Proc. of the17th Conf. on Uncertainty in ArtificialIntelligence (UAI'2001)*, pages 194–202. Morgan Kaufmann, August 2001.

[13] H. Katsuno and A.O. Mendelzon. On the difference between updating a knowledge base and revising it. In J. Allen and al., editors, *Proc. of the 2^{nd} Inter. Conf. on Principles of Knowledge Representation and Reasoning*, pages 387–394, Cambridge, MA, 1991.

[14] D. Lewis. *Counterfactuals*. Harvard University Press, 1973.

[15] J. McCarthy and P.J. Hayes. Some philosophical problems from the standpoint of artificial intelligence. In B. Meltzer and D. Mitchie, editors, *Machine Intelligence*, volume 4, pages 463–502. Edinburgh University Press, 1969.

[16] MICRAC. Projet ANR 2006-2008. Modèles Informatique et Cognitifs du Raisonnement Causal. `http ://www.irit.fr/MICRAC/`.

[17] A. Mokhtari and D. Kayser. Time in a causal theory. *Annals of Mathematics and Artificial Intelligence*, 22(1-2) :117–138, February 1998.

[18] S. Needleman and C. Wunsch. A general method applicable to the search for similarities in the amino acid sequence of two proteins. *Journal of Molecular Biology*, 48(3) :443–53, 1970.

[19] M. Putterman. *Markov Decision Proceses. Discrete stochastic dynamic programming*. Wieley-Interscience, New York, 1994.

[20] E. Sandewall. The range of appplicability of some non-monotonic logics for strict inertia. *Journal of logic computation*, 4(5) :581–615, 1994.

[21] E. Sandewall. *Features and Fluents*. Oxford University Press, 1995.

[22] R. Scheines. Causation. *New Dictionary of the History of Ideas*, 2004.

[23] Georg Henrik Von Wright. Causality and determinism. *The Journal of Philosophy*, 73(8) :213–218, April 1976.