Utilisation du raisonnement causal probabiliste en conception déclarative de scènes 3D

Lozka POPOVA
Université de Poitiers, UFR SFA - SP2MI
Département Informatique
Téléport 2, Bd. Marie et Pierre Curie, B.P. 3O179
86962 Futuroscope Chasseneuil Cedex
Email:
popova@sic.sp2mi.univ-poitiers.fr

1. Introduction

La *conception déclarative* vise la construction de formes géométriques, appelés scènes, à partir de la donnée d'un ensemble de propriétés (inclus les contraintes sur elles) de nature diverse (géométrique, topologique, mécanique ou autre), dans un langage le plus précis et naturel possible. La caractéristique principale du paradigme *déclarative* dans la modélisation déclarative est la génération de plusieurs instances de solutions, satisfaisantes un ensemble incomplet de contraintes sur les buts à atteindre. Aucune autre information de type procédural n'est fournie pour guider la séquence du calcul.

Dans la conception à base de connaissances, la solution conceptuelle obtenue est formelle et symbolique. Elle est exprimée d'une part sous la forme de graphes de propriétés et d'autre part après une opérationalisation informatique, en termes d'éléments de représentation de connaissances. Ces connaissances ne peuvent être explicitées dans l'espace *3D* que sous forme géométrique.

D'où l'intérêt du développement, depuis plusieurs années, des modeleurs géométriques et des systèmes de leur interaction avec des outils de l'*intelligence artificielle.* Les technologies de leur programmation sont différentes et offrent des avantages de fonctionnalités complémentaires.

Malgré tout, les modeleurs géométriques, pour des raisons techniques et stratégiques, sont peu ouverts vers l'extérieur. Il est donc difficile d'exploiter directement les fonctionnalités d'un modeleur depuis une autre application.

Dans ce cadre, nous nous sommes inspirés, de l'idée de la création d'un modeleur neutre dit “ virtuel ” (Trousse, 89 ; Saucier, 1997) qui permet de définir la géométrie du produit scène indépendamment des moyens graphiques du système géométrique cible de manière plus conviviale. Le modeleur “ virtuel ” permet le couplage et l'utilisation d'un système à base de connaissances avec des modeleurs d'une même classe (volumique, surfacique, à base topologique). Dans ce contexte, l'exploitation du modèle géométrique, défini implicitement dans le modeleur " virtuel " devient possible grâce à l'implémentation des techniques d'interprétation et de traitement aisé à haut niveau conceptuel. La scène est vue comme un problème de conceptualisation d'un objet géométrique " virtuel ", c'est-à-dire indépendant du contexte graphique.

L'approche a été déjà expérimentée dans les projets *Deklare* (Vargas, 95) et *Komod* (Sellini, 99 ; Yvars&al, 99) pour les besoins de la conception en mécanique. Bien qu'encourageant, les résultats de l'implémentation du modeleur " virtuel " manifestent un manque de déclarativité dans l'interaction entre les différents types des connaissances. Les déclarations restent restreintes à un vocabulaire de normes techniques peu applicables pour d'autres domaines de conception. L'utilisation de " points de vue " pour représenter les connaissances par type de compétences est limitée à trois types généraux, d'où les difficultés de la cohérence dans leur unification.

Pour palier à ces difficultés, nous nous inspirons des projets en modélisation déclarative (Plemenos,91; Bonnefoi,99; Sellinger,98; Champciaux,98) et en linguistique (Clay&Wiliams, 96), proposant des vocabulaires et des schémas linguistiques plus universels et naturels. Cependant dans cette méthodologie, bien qu'elle soit de haut niveau d'abstraction avec une décomposition de la modélisation par phases, il manque une distinction nette des activités de conceptualisation de celles de la résolution tant au niveau de l'inexactitude et l'incomplétude de la description que de la génération de formes géométriques. Dans le cas d'échec pendant la génération, le processus de conception doit reprendre du début de la description. Aucune analyse et de réutilisation des solutions conceptuelles n'est envisagée.

Dans ce travail les activités des différentes tâches du processus de conception sont exécutées en quatre phases : *Description*, *Résolution*, *Génération* et *Prise de connaissances.* Nous introduisons comme phase complémentaire la phase **" Résolution**" en modélisation déclarative. Cette phase va permettre de compléter la description de la scène de façon cohérente par des techniques d'inférences en réutilisant les connaissances antérieures.

La conceptualisation de la scène fournit la possibilité d'analyse et de la construction du modèle conceptuel à haut niveau d'abstraction. Le modèle conceptuel représente toutes les connaissances sur la topologie de la configuration spatiale, les paramètres de la structure géométrique, l'aspect photo-réaliste et les plans de tâches de résolution. Ainsi nous espérons apporter une réponse aux problèmes de représentations et résolution des connaissances, leur analyse, réutilisation et automatisation d'implémentation.

Dans ce cadre, la conceptualisation de la scène est réalisée en adoptant l'approche générique de l'implémentation de *Méta-Modèles.* Ils sont construits à l'aide de primitives abstraites permettant de modéliser de manière générique le domaine de l'expertise et la méthode de résolution.

Pour la définition de la structure des *Metas-modèles* nous nous sommes inspirés de l'approche de représentation des connaissances multi-points de vue, issue des travaux de (Mariño, 93). Dans notre cas, cette structure de représentation a six catégories globales de points de vue : décomposition fonctionnelle, structurelle, géométrique, de configuration spatiale, de visualisation photo-réaliste et des connaissances causales probabilistes. Chaque point de vue représente des caractéristiques particulières de la scène.

De cette façon, notre proposition s'avère un enrichissement de l'approche classique de représentation des connaissances par des fonctions, structures et géométrie (Vargas, 95 ; Saucier, 97, Rosenman&Gero, 96). A ce titre, nous présentons l'intégration de techniques de propagation de couvertures sur les connaissances alternatives causales- probabilistes au sein du modèle multi-points de vue de la scène.

La représentation multi-points de vue vient palier au problème lié à l'héritage multiple des classes de description des connaissances, c'est-à-dire une classe qui du point de vue local (graphe acyclique ou arbre) n'a qu'une seule classe père mais qui au niveau global voit cette restriction surmontée par des passerelles interclasse. Les passerelles permettent de trouver un compromis à l'utilisation des arbres et de les coupler en graphes acycliques.

Une instantiation des *Métas-modèles* est effectuée pour réaliser les *Modèles d'application* (*Modèle conceptuel* complet). On prévoit un processus itératif afin d'obtenir la représentation complète de modèles. Le modèle conceptuel est operationalisé en termes de structures graphiques concrètes à l'aide des outils de l'environnement du système à deux étapes : interprétation des symbolismes abstraits de la description déclarative sous forme d'éléments d'un langage informatique multifonctions *SOML* (Popov&al,98) et la génération de modèles géométriques " virtuels " de scènes à l'aide de l'exécution des instructions du langage.

Notre approche utilise des formalismes des graphes causals et le raisonnement causal de type abductif (Peng&al, 87, 90) pour la représentation et le traitement des connaissances du domaine de la conception. Cette approche n'est pas encore utilisée en conception et nous essayerons de l'adapter à cette fin. Nous avons été attirés par les possibilités de ses mécanismes de traiter l'incertitude et l'imprécision des connaissances du domaine.

Ainsi, nous proposons l'intégration d'un méta-modèle, dénoté modèle causal probabiliste au sein du modèle multi-points de vue de la scène. Son rôle est défini comme une source alternative de connaissances complémentaires, destiné à aider la résolution du problème de conception déclarative de scènes 3D. En particulier il s'agit de palier les difficultés dues aux incomplétudes des connaissances de description d'une scène en termes de propriétés.

Enfin, nous exposons les concepts de base de raisonnement causal probabiliste et notre vision sur son application pour la résolution d'un problème de conception de scènes 3D. Lors de la conception d'une scène nous intéressons de solution conceptuelle de cette scène. Donc, concevoir une scène serait interprétée comme construire une hypothèse représentant une forme particulière.

2. Raisonnement causal probabiliste

Le raisonnement causal probabiliste est de type abductif et il intègre la théorie de probabilité et des couvertures de parcimonie (Peng&al, 87, 90). La théorie des couvertures de parcimonie a été destinée a fournir une base théorique à la création de modèles associatifs d'inférence abductive. En s'inspirant de ce formalisme, nous proposons une adaptation de leurs concepts pour la résolution du problème de conception de scènes.

L'objectif du raisonnement causal probabiliste est de fournir d'une part un formalisme de représentation des connaissances de scènes en termes d'objets : causes, effets et de relations cause-effet et d'autre part des mécanismes de raisonnement abductif fondés sur ces connaissances et sur la génération de couvertures de parcimonie dans un contexte de conception déclarative de scènes.

Nous nous intéressons aux représentations de scènes par deux types de graphes causaux : les graphes bipartis et les graphes hiérarchiques. Le graphe bipartie possède deux types de nœuds(voir la

Figure 1) :

- les nœuds des causes directes d_i étant considérés comme les événements à l'origine de présence d'une propriété ;
- les nœuds des effets m_j étant considérés comme des événements témoins de propriétés, provoqués par les causes directes.

Sur la

Figure 1 nous montrons un exemple du graphe causal probabiliste, qui établit des relations entre différents types d'informations. Par exemple en haut, des informations de forme (longue, pointue), d'aspect (mat). En bas, des informations (complexe, cône, cylindre, etc.). Les arêtes représentent les relations de dépendances causes-effets ou les informations pondérées. Par exemple, le cylindre a telle probabilité d'être long, et telle probabilité d'être pointu.

Nous considérons la présence dans la solution conceptuelle d'une scène et son instance comme un événement qui peut être manifesté soit par l'image visualisée du modèle géométrique de cette scène, soit par une autre méthode d'observation. Nous disons que nous sommes en présence d'une manifestation d'un effet, noté **m**, de l'événement présence de la cause **d**.

Le principe du raisonnement causal probabiliste est le suivant : étant donné un ensemble d'effets connus, (ici, les buts visés), on génère des hypothèses, c'est-à-dire on recherche des causes probables, qui vont constituer des explications potentielles. S'il y en a plusieurs, on utilise des critères (de parcimonie, de pondération probabiliste, etc) pour choisir une explication. Cette tâche est résolue par une inférence abductive.

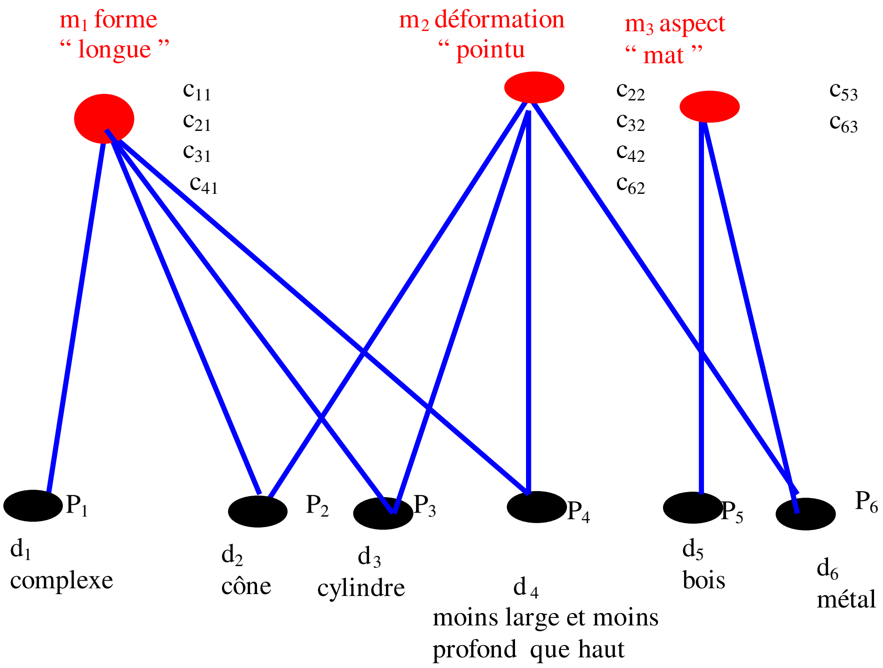

Figure 1. Représentation des connaissances par un graphe causal probabiliste

Chaque problème de conception P peut donner une ou plusieurs scènes-solutions en termes des causes à partir des explications de scènes représentées par l'ensemble des nœuds " effets " présents M^+. Un problème de conception P simple est représenté par une 4-tuple :

$P = < D, M, C, M^+ >$, où

$D = \{d_1 , d_2, \ldots\ldots, d_{Imax}\}$ est l'ensemble fini non vide des propriétés $d_i \in D$ présence-de-cause-possible ; $\neg d_i \in D$ dénote absence-de-cause ; $P(d_i)$ est la probabilité d'existence de propriétés $d_i \in D$;

$M = \{m_1, m_2, \ldots\ldots, m_{Jmax}\}$ est un ensemble fini non vide des effets des propriétés $m_j \in M$ présence-deffet ; $\neg m_j \in M$ dénote absence-d'effet ;

$C \subseteq D \times M$ est une relation d'association causale exprimant la dépendance de causalité directe entre les propriétés-causes D et les propriétés-effets M ;

$C = \{c_{11}, c_{21}, \ldots, c_{ij}, \ldots.\}$, $i=1,\ldots,I_{max}$ est l'index des causes liés dans le graphe avec les effets j, $j=1,\ldots,J_{max}$; où

c_{ij} est un paramètre probabiliste, pondérant le lien entre la cause i et l'effet j, calculé par la fréquence d'occurrence des propriétés $\langle d_i, m_j \rangle \in C$ et $d_i \in D$, où

$M^+ \subseteq M$, $M^+ = \{m^+_1, m^+_2, \ldots\ldots, m^+_{jmax}\}$ est l'ensemble des manifestations des effets d'une scène, objectifs de justification. Cet ensemble définit l'entrée du système de résolution.

- Graphe causal hiérarchique

Dans le cas où les nœuds des effets du graphe causal représenteraient des états qui ne sont ni directement accessibles par des causes, ni directement observables, la structure du problème est hiérarchique. Cette structure implique un chaînage de propagation des relations de causalité à travers des différents niveaux (Figure 2).

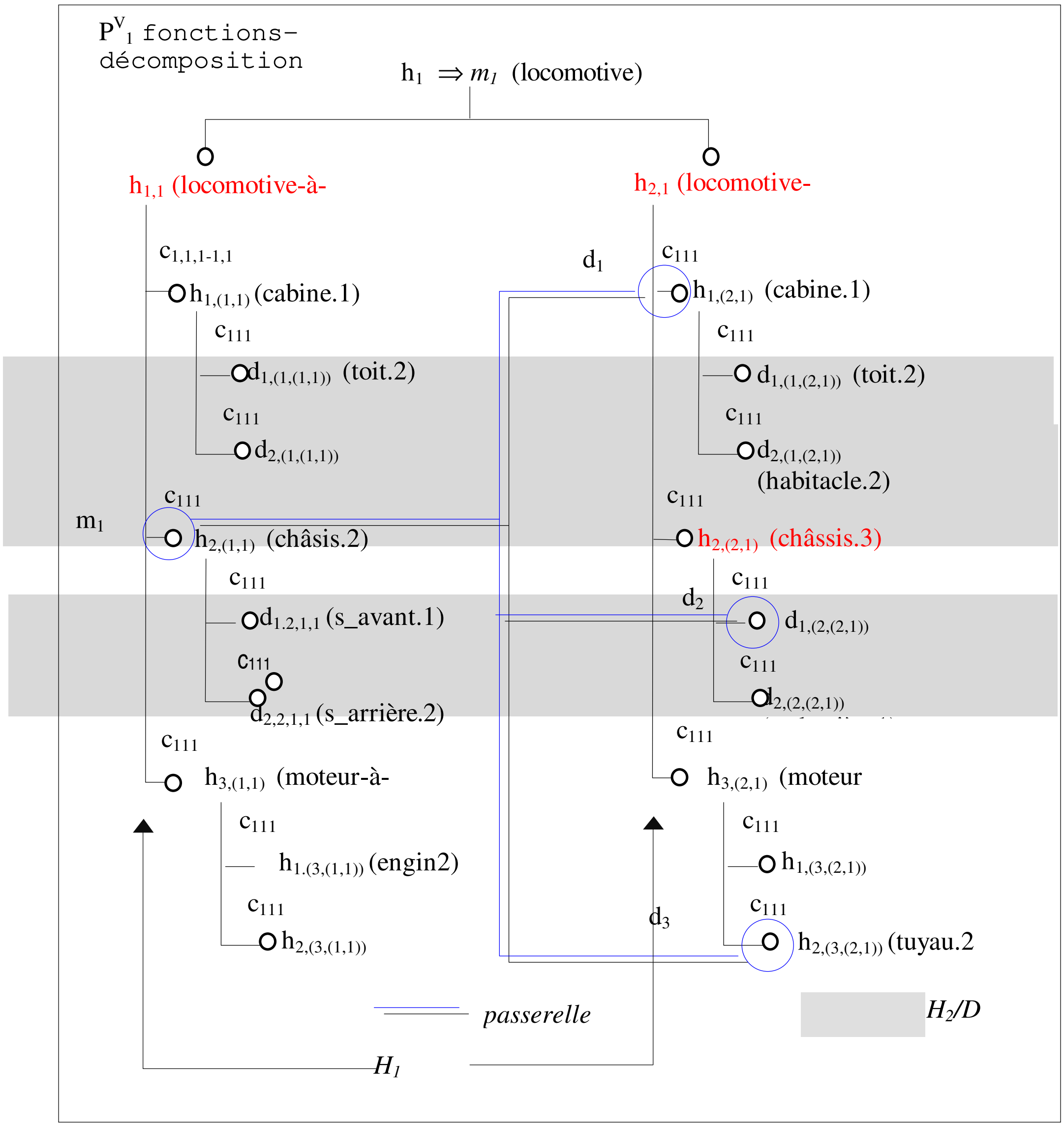

Figure 2 Propagation de causalité dans le graphe hiérarchique de la scène " locomotive "

définition **: Les connaissances d'un problème hiérarchique P sont représentées par le**
5-uple $< H, D, M, C, H^+ >$, où
$H = \{h_1, h_2, ..., h_n\}$ est l'ensemble fini non vide des objets d'hypothèses (causes primaires, manifestations d'effets et d'états intermédiaires), étant des concepts du problème ;

$M \subseteq H$ est l'ensemble fini non vide des manifestations des effets ;
$C \subseteq H \times H$ est une relation exprimant la dépendance de causalité, tel que pour tous
$h_i \in H$, $<h_i, h_j> \in C^+$, *où* C^+ est *la* fermeture transitive de *C.*

Domaine$(C) = H - M$, *co-domaine*$(C) = H - D$;

$H^+ \subseteq H$ est l'ensemble des objets, objectifs de justification, H^+ est un sous-ensemble de *H* et représente une connaissance qui constitue l'entrée du système de résolution. A la différence de M^+, l'ensemble H^+ n'est pas restreint à un sous-ensemble de *M*, il peut donc contenir des états intermédiaires ;

$D = \{d_1, d_2, ..., d_n\} \subseteq H$ est un sous-ensemble spécial fini non vide de causes dans *H* qui peuvent apparaître dans les solutions finales ;
$M = \{m_1, m_2, ..., m_n\} \subseteq H$ est un sous-ensemble de *H* représentant toutes les manifestations d'effets, dont la présence peut être établie de manière expérimentale

Les objets $(H - (D \cup M))$ représentent tous les états intermédiaires d'une solution.
L'association $<h_i, h_j> \in C$ désigne que h_i peut être (pas nécessairement) une cause directe de h_j.

La fermeture transitive C^+ du domaine *C* représente toutes les associations directes ou indirectes de causalité entre les objets, pouvant être obtenus par transition des relations de causalité. Chaque $m_j \in M$ possède au moins une liaison d'entrée mais pas de liaison de sortie et chaque concept intermédiaire $(H\text{-}(D \cup M))$ possède les deux types des liaisons. Les couches *D* et *M* sont disjointes, constituent les connaissances causales probabilistes et spécifient l'environnement de la résolution.

3. Couvertures de parcimonie et hypothèses abductives

Dans un graphe causal, la couverture d'un ensemble des nœuds m_j est représentée par l'ensemble des nœuds d_i, reliés par le biais des liens de dépendances causales.

L'ensemble des `causes` $D_I \subseteq D$ est dit `couverture` de l'ensemble `d'effets` $M_J \subseteq M$ ssi $M_J \subseteq effets(D_I)$. L'ensemble $E \subseteq D$ est dit une *explication* de M^+ pour le problème P si E est une couverture de M^+ satisfaisant les critères de parcimonie choisies.

Principalement on distingue des couvertures redondantes et non redondantes. Une couverture est redondante si l'ensemble des causes peut être décomposé en sous-ensembles qui sont aussi des couvertures. Une couverture non redondante de M^+ est l'ensemble de $d_i \in D$, liées avec les $m_j \in M^+$, mais qui ne contient pas des sous-ensembles étant aussi des couvertures de M^+. Peng et Reggia (Peng&al, 90) ont prouvé qu'une couverture non redondante est optimale par rapport à sa plausibile.

L'utilisation du critère de *non-redondance* dans la recherche de couvertures permet de trouver les alternatives d'explication des `effets` M^+. Ces alternatives constituent la solution du problème, exprimée par l'ensemble des toutes les explications.

- **Génération de couvertures d'un graphe biparti**

Le générateur de couverture est un ensemble de n sous-ensembles disjoints de `causes` dans un graphe causal. La combinaison de ces causes permet la création de classes de couvertures non redondantes.

Les notions de générateur et classe de couvertures (hypothèses) s'utilisent pour dénoter une structure algébrique, représentant une solution intermédiaire ou finale. Les couvertures sont calculées par exploration du graphe causal, en utilisant une algèbre de *générateurs* et des opérations algébriques ensemblistes, comme *division, reste, division et reste généralisé et enfin le reste augmenté.* Toutes opérations sont dérivées à partir des opérations classiques *intersection, union* et *différence* (Peng&al, 90). Les opérations algébriques ensemblistes servent à réaliser une partition des ensembles des causes définies par les générateurs en fonction de la chaîne d'effets présents au cours d'une cycle de résolution d'un problème de conception. Nous définissons ces opérations.

Soit $g_1, g_2, ..., g_n$ des sous-ensembles non vides disjoints (par couples) deux à deux de l'ensemble des causes D. Alors $G_I = \{ g_1, g_2, ..., g_n\}$ est un *générateur de couvertures*.

Une couverture est définie par rapport à un ou plusieurs nœuds $m_j \in M$ comme un ensemble de $d_i \in D$ ayant des liens avec ces m_j. La *classe générée* par G_I est définie comme $[G_I] = \{ \{d_1, d_2, ..., d_n\} \mid d_i \in g_i, 1 \leq i \leq n \}$. Cette classe $[G_I]$ est analogique à un produit cartésien à seule différence qu'elle contient des tuples non ordonnées. Si $G_I = \varnothing$, alors $[G_I] = \{\varnothing\}$

définition:

$G = \{ G_1, G_2, ..., G_N\}$ est un ensemble de générateurs si chaque $G_I \in G$ est un générateur et $[G_I] \cap [G_I] = \varnothing$ pour $I \neq J$

La classe générée par G est $[G] = \cup[G_I], I = 1, .., N$

- **Opération** `division`

En utilisant les `causes` déjà stockées et évoquées par un nouvel `effet`, l'opération de division sélectionne une hypothèse1 parmi les existantes, étant une couverture à la fois des nouveaux `effets` et des anciens. Cette opération trouve toutes des explications dans $[G_I]$ étant aussi des couvertures de m_j.

Soient $G_I = \{ g_1, g_2, ..,g_j, ., g_n\}$ un générateur de couvertures et $H_I \in D$, $H_I \neq \emptyset$, une hypothèse évoquée par la découverte d'un nouvel effet. Alors $Q = \{ Q_k \mid Q_k$ est un générateur$\}$ est l'opération " **division** " de G_I par H_1, notée div(G_I par H_1).

si pour tous k, $1 \leq k \leq n$ $Q_k = \{ q_{k1}, q_{k2}, ..., q_{kn}\}$, où

$$q_{kj} = \begin{cases} g_j - H_1 & \text{si } j < k \\ g_j \cap H_1 & \text{si } j = k \\ g_j & \text{si } j > k \end{cases}$$

définition : Soit $G = \{ G_1, G_2, ..., G_N\}$ est un ensemble de générateurs et $H_1 \subseteq D$, où $H_1 \neq \emptyset$. La division de G par H1 se donne par $\text{div}(G,H_1) = \cup\, \text{div}(G_1, H_1)$, $G_I \in G$

- **Opération** `reste`

L'opération de calcul du **reste** trouve l'ensemble de générateur de la classe [G] représentant toutes les explications dans $[G_I]$ qui ne sont pas des couvertures du nouvel `effet` m_j. Le reste représente la conjonction des restes des éléments de $[G_I]$ après la division. Cette opération est complémentaire à l'opération de division.

L'idée de base de cette opération est d'enlever de G_I tous les éléments de H_1.

Soient $G_I = (g_1, g_2, ..,g_n)$ un générateur, G un ensemble de générateurs et $H_1 \subseteq D$ où $H_1 \neq \emptyset$. Alors le reste de la division de générateur (G_1 par H_1) et de (G par H_1) s'expriment de la manière suivante :

$$\text{res}(G_I, H_1) = \begin{cases} \{(g_1 - H_1 , .., g_n - H_1)\} & \text{si } g_i - H_1 \neq \emptyset, \text{ pour tous les i, } 1 \leq i \leq n \\ \emptyset & \text{sinon} \end{cases}$$

$\text{res}(G, H_1) = \cup\, \text{res}(G_I, H_1)$, $G_I \in G$

- **Opération** `reste augmenté`

En ajoutant des éléments de causes (m_j) aux ensembles de générateurs de l'opération reste on obtient un reste augmenté. Cette opération détermine les ensembles de générateur des explications qui sont de couvertures de l'ensemble de effets présent et aussi du nouvel effet m_j

Soit $G_I = \{ g_1, g_2, ..., g_n\}$ un générateur et soit $H_I \in D$, $H_I \neq 0$, alors le reste augmenté de la division de G_I par H_1 s'exprime par :

---

1 l'hypothèse est un ensemble de $d_i \in D$ pour lequel il n'est connue que *la possibilité* d'être une couverture de $m_j \in M^+$, un fait qui doit être justifié.

$$\mathrm{augres}(G_I, H_I) = \begin{cases} \{(g_1 - H_I, .., g_n - H_I, A)\} & \text{si } g_i - H_I \neq \emptyset, \text{ pour tous les i, } 1 \leq i \leq n, A \neq \emptyset \\ \emptyset & \text{sinon} \end{cases}$$

où $A = H_I - \cup g_i$, i=1,..,n

$\mathrm{augres}(G, H_I) = \cup\ \mathrm{augres}(G_I, H_I),\ G_I \in G$

Les opérations **“ division généralisée** ” et **“ reste généralisé** ” généralisent les cas de diviseurs singletons, permettant l’utilisation en tant que diviseurs des générateurs et des ensembles de générateurs.

- **Opération** `division généralisée` (récursive)

Soient G et Q les ensembles de générateurs, soient $G_I \in G$, $Q_J \in Q$ des générateurs et soit $q_j \in Q_J$ l’ensemble des causes. Alors la division de (G_I par Q_J) donne l’opération **“ division généralisée** ”

$$\mathrm{gendiv}(G_I, Q_J) = \begin{cases} \{G_I\} & \text{si } Q_J = \emptyset \\ \mathrm{div}(\mathrm{div}(G_I, q_j), Q_J - (q_j)) & \text{sinon ;} \end{cases}$$

La division de G par Q_J se donne par $\mathrm{div}(G, Q_J) = \cup\ \mathrm{div}(G_I, Q_J),\ G_I \in G$

Le rôle de la division généralisée est de diviser consécutivement G_I par chaque cause de Q_J.

- **Opération** `reste généralisé` (récursive)

Soient G et Q des ensembles de générateurs, $G_I \in G$, $Q_J \in Q$ et $q_j \in Q_J$, alors le **reste généralisé** de (G_I, Q_J) et de (G par Q_J) est calculé comme :

$$\mathrm{genres}(G_I, Q_J) = \begin{cases} \emptyset & \text{si } Q_J = \emptyset \\ \mathrm{res}\,(G_I, q_j) \cup \mathrm{res}(\mathrm{div}(G_I, q_j), Q_J - (q_j)) & \text{sinon} \end{cases}$$

$\mathrm{genres}(G, Q_J) = \cup\ \mathrm{res}(G_I, Q_J),\ G_I \in G$

Le **reste généralisé** de la division de G par Q est :

$$\mathrm{genres}(G, Q) = \begin{cases} G & \text{si } Q = \emptyset \\ \mathbf{res(res\,(G,Q_J\,),\ Q - \{Q_J\,\})\ sinon} \end{cases}$$

- **Exemple :**

Supposons que $G = \{G_1, G_2\}$ est un ensemble de générateurs de couvertures, représentant l'ensemble de toutes les couvertures non redondantes $M^+ = \{m_1, m_4, m_5\}$ où $G_1 = \{\{d_3, d_4\}\{d_8\}\}$ $G_2 = \{\{d_1, d_2\}\{d_7, d_8, d_9\}\}$

H_1 = `causes(m`$_3$`)` $= \{d_2, d_3, d_5, d_6\}$

Q^J = `div(G,H1)` = $Q^{J1} \cup Q^{J2}$ représente toutes les couvertures non redondantes de $\{m_1, m_4, m_5\}$ couvrant aussi m_3 , où

Q^{J1} = `div(G1,H1)` = $\{(\{d_3\}\ \{d_8\})\}$ Q^{J2} = `div(G2,H1)` = $\{(\{d_2\}\ \{d_7, d_8, d_9\})\}$

Q^K = `res(G, H1)` = $Q^{K1} \cup Q^{K2}$ représente toutes les couvertures non redondantes de $\{m_1, m_4, m_5\}$couvrant aussi m_3

Q^{K1} = `res(G1, H1)` = $\{(\{d_4\}\ \{d_8\})\}$
Q^{K2} = `res(G2,H1)` = $\{(\{d_1\}\ \{d_7, d_8, d_9\})\}$
Q^L = `augres`(G, H_1) = $Q^{L1} \cup Q^{L2}$
Q^{L1} = `augres`(G_1, H_1) = $\{(\{d_4\}\ \{d_8\}\{d_2, d_5, d_6\})\}$
Q^{L2} = `res`(G_2,H_1) = $\{(\{d_1\}\ \{d_7, d_8, d_9\}\{d_3, d_5, d_6\})\}$
Q^R = `res(QL,QJ)` =
$\{(\{d_4\}\ \{d_8\}\{d_5, d_6\}\{d_7, d_8, d_9\}\{d_5, d_6\}\ \{d_1\}\{d_7, d_9\}\ \{d_3\})\}$

représente toutes les couvertures irredondantes de $\{m_1, m_4, m_5, m_3\}$ étant aussi des couvertures redondantes de $\{m_1, m_4, m_5\}$

$Q^{rev} = Q^J \cup Q^R$ est l'ensemble de générateurs représentant toutes les *14* non redondantes couvertures de $\{m_1, m_4, m_5, m_3\}$.

- **Algorithme de génération de couvertures dans un graphe biparti**

L'algorithme de la Figure 3 est réalisé par la fonction *Resol_bipartie.* Les paramètres d'entrée de cette fonction sont les éléments du graphe des connaissances ou les ensembles *D*, *M* et *C*. A chaque pas de l'exécution sont recherchées les causes du nouvel effet $m_j \in$ *M-hypothèse* `causes(mj)` qui sont des explications aussi des effets déjà traités (la fonction *mise_à_jour*).

```
Fonction Resol_bipartie(D, M, C)
variables cmnew   effets,  H1  ensemble de causes,
  hypothèse ensemble de générateurs ;
début
      hypothèse = { ∅ } ;
      tant que il_y_a_d_effets faire
      mj = Suivant ;
      hypothèse = mise_à_jour
      (hypothèse, causes(mnew))
      fin tantque
      return hypothèse
fin.

Mise_à_jour(G,H1) = F∪reste(Q, F), où
F=div(G, H1) et Q=augres(G, H1)
```

Figure 3 Algorithme de génération de couvertures d'un graphe bipartie

La colonne de nouveaux effets est dénotée par m_j. La colonne *hypothèse* contient l'ensemble de toutes les couvertures non redondantes des effets présents sous forme de générateurs.

Supposons que dans un instant de la résolution un ensemble M_1 d'effets est connu et l'ensemble de générateurs G_1 représente les différentes solutions possibles (c'est-à-dire les explications de M_1). Dans le cas de la découverte d'un nouvel effet $m_j \notin M_1$, alors les effets connus deviennent $M_2 = M_1 \cup \{m_j\}$.

L'opération de division div(G^1, causes(m_j)) donne un ensemble de générateurs représentant toutes les explications dans [G^1] étant aussi des couvertures de m_j ,de M_1 et par la suite de M_2.

L'opération res(G^1, causes(m_j)) est l'ensemble de générateurs représentant toutes les explications dans [G^1] qui ne sont pas une couverture de m_j.

En ajoutant des éléments de causes(m_j) aux ensembles de res(G^1, causes(m_j)) on obtient un reste augmenté augres(G_1, causes(m_j)). L'opération reste augmenté détermine les ensembles de générateurs des explications qui sont des couvertures de M_2 et du nouvel effet m_j.

Donc, l'ensemble des explications représentées par la division div(G^1, causes(m_j)) plus des couvertures représentées par augres(G_1, causes(m_j)) peut donner toutes les solutions ou hypothèses pour M_2. Ces deux opérations sont utilisées par la fonction " Mise_a_jour " de l'algorithme de génération des couvertures dans un graphe biparti.

Pour chaque graphe causal biparti un algorithme calcul l'ensemble des tous les générateurs de couvertures, c'est-à-dire toutes les solutions possibles. En fait, on cherche une couverture minimale du plus grand ensemble d'effets possibles. Supposons qu'au départ, par exemple, que nous ne connaissons que l'effet "pointu" (

Figure 1). A partir de ça, on va récupérer les causes d2, d3, d4 et d6, qui vont nous amener à examiner d'autres effets (c'est-à-dire "longue" et "mat") qui ne sont pas dans l'ensemble initial. Ceci permet d'enrichir la description en prenant en compte des effets éventuellement inconnus.

- **Résolution de problèmes hiérarchique par propagation de la causalité**

Habituellement les connaissances de causalité sont structurées hiérarchiquement. Dans les cas où l'on ne dispose pas des connaissances exactes pour les causes directes des effets, connues, on profite de la propriété de propagation de la causalité due aux causes connues d'un niveau bas vers les effets de niveau supérieur. Chaque niveau du graphe causal hiérarchique peut être simulé par un sous-graphe bipartie. Le problème du calcul des couvertures peut être résolu par le calcul récursif pour chaque niveau de l'hiérarchie à l'aide de l'algorithme, nommé *ICGS* (*Irredondant Cover Generator Set*), de la Figure 4.

La fonction $causes^I(h_i)$ de l'algorithme de la Figure 5 effectue la passerelle entre

deux niveaux dans l'hiérarchie. Les effets connus sont représentés par des générateurs. Par exemple les effets présents $m_j \in M^+$, en termes de générateurs se donnent par
$G^0 = \{(m_j\} \mid m_j \in M^+)\}$

- **Génération d'arbre d'hypothèses et heuristique d'élagage**

Le processus de raisonnement causal se déroule dans les étapes de construction d'un arbre dynamiques dont les nœuds représentent des couvertures (hypothèses) générées D_I. Il est possible d'avoir un nombre assez élevé des couvertures générées. Dans ce cas nous utilisons un
mécanisme d'évaluation de la plausibilité de l'hypothèse sélectionnée pour développement qui va nous amener vers la génération des couvertures les plus probables.

Chaque couverture D_I elle-même représente explicitement une hypothèse mais aussi elle représente implicitement d'autres hypothèses comme étant des sur-ensembles propres à elle.

Soit $D_I^\circ \supseteq D_I$ la plus probable hypothèse parmi toutes possibles $D_J \supseteq D_I$, c'est-à-dire
$L(D_I^\circ, M^+) = max\{L(D_J, M^+) \mid D_J \supseteq D_I\}$, où L est une mesure probabiliste de la vraisemblance de la couverture D_J de M^+ d'être une solution.

Dans ce cas, la mesure de vraisemblance $L(D_I^\circ, M^+)$ a une valeur maximale et peut être utilisée en tant que critère pour le classement des hypothèses D_I. Une hypothèse existante D_I est plus crédible (prometteuse) si la meilleure hypothèse qui peut être générée à partir d'elle possède une vraisemblance relative plus élevée. Pour faciliter le calcul, nous introduisons les notions de frontières (bornes) de D_I. Si l'on considère l'existence de deux hypothèses D_I et D_J étant bornées par $[a, b]$ et $[c, d]$, où

$$a \le max\ \{L(D_k, M^+) \mid D_k \supseteq D_I\} \le b \qquad c \le max\ \{L(D_L, M^+) \mid D_L \supseteq D_J\} \le d$$

Si $(b > d)$ ou $(a > d)$ alors les hypothèses des sur-ensembles de D_I sont meilleures que celles de D_J. Ainsi le développement de D_I sera plus crédible que celui de D_J et il est certain que le développement de D_J n'aboutira jamais à une meilleure hypothèse par rapport à celles de D_I.

```
fonction ICGS(G)
variables
      g j ensemble d'éléments,
      Gk générateur,
      Qk  ensemble de générateurs;
début
      Q = { ∅ };
   pour Gk ∈ G faire
       Qk = { ∅ };
       pour g j ∈ Gk faire
```

```
      Qk = mise_à_jour(Qk,causes(gj))
      finpour;

  Q =reste(Q,Qk);
  Q = Q ∪ reste(Qk, Q)
  finpour

return Q
fin.
```

Figure 4 Génération de couvertures non redondantes d'un niveau hiérarchique

```
fonction Res_hiérarchie(H,D, M, C)
variables j,k integer,
G ensemble de générateurs;
début
       k=1;       //init. l'index k du niveau
       G = { ∅ }; //init. l'ens.de  gen. -
solution
       répéter
       si G ≠ { ∅} alors G = ICGS(G)
                  //calcule la couv. du niveau suiv.
       Tantque il_y_a_d'effets faire

       G = mise_a_jour(G,causes^k(effet_suiv.)
      //inclure au génér. les causes du
       fintantque //nouvel effet trouvé

       k = k+1;   // incrément de l'index
       jusqu'à G est de D     // plus d'effets, gi ⊆ D
 return G   // l'ens. de génér. -
 solution
 fin.

  causes^I(hi)=causes(causes^I-1 (hi),
      pour chacun hi ∈ H et pour I > 1

mise_à_jour(G, H1) = F∪reste(Q, F), où
      F=div(G,H1) et Q=augres(G, H1)
```

Figure 5 Génération de couvertures non redondantes pour un graphe hiérarchique

Dans ce cas D_J et tous ses sur-ensembles peuvent être élagués et ne pas être prises en considération plus loin.

Le calcul des bornes supérieures et inférieures est relié étroitement au critère de vraisemblance relative $L(D_P, M^+)$ (*a, b, c, d*)

$$L(D_P, M^+) = L_1(D_P, M^+)\, L_2(D_P, M^+)\, L_3(D_P, M^+) \qquad (3\text{-}1)$$

$$L_1(D_P, M^+) = \prod_{m_j \in M^+} P(m_j) D_I = \prod_{m_j \in M^+} \left[1 - \prod_{d_I \in D_I} (1 - c_{ij}) \right] \qquad \text{(a)}$$

$$L_2(D_P, M^+) = \prod_{m_l \in M - M^+} P(\neg(m_l)) D_I = \prod_{d_i \in D_I} \prod_{m_l \in effets(d_i) - M^+} (1 - c_{il}) \qquad \text{(b)}$$

$$L_3(cD_P, cM^+) = \prod_{d_i \in D_I} \frac{p_i}{(1 - p_i)} \qquad \text{(c)}$$

4. Conclusion

Nous sommes partis de l'hypothèse qu'il ne faut pas réduire l'espace de conception à l'espace géométrique et que la géométrie classique ne suffit pas pour représenter et calculer le discours sur l'espace. L'utilisation des techniques classiques de l'intelligence artificielle dans conception d'artefacts montre des limitations de ces techniques. Des nouvelles approches, issues de recherches menées d'abord dans d'autres domaines, se développent. Toutes ces approches se caractérisent par une remise en cause plus au moins profonde des présupposés de l'IA, telle qu'elle a été définie à ses débuts.

Nous avons constaté que l'information dans la conception, en général, est incomplète et imprécise. La théorie de raisonnement probabiliste apparaît bien adapté vers le traitement de ce type d'information. les connaissances probabilistes reflètent l'incertitude dans des associations entre les différents composants d'une scène. Ces associations sont représentées plutôt comme causales que comme des règles. C'est la raison d'orienter notre approche vers l'intégration du raisonnemnt probabiliste et causal dans un seul formalisme, appelé causal-probabiliste.

Dans ce contexte, nous avons supposé que concevoir une scène peut être interprétée comme la construction d'une ou plusieurs hypothèses, associées aux buts de la conception. Selon cette approche la présence de la forme géométrique est expliquée par la présence des composants-primitifs dans cette scène et ses propriétés, couvrant de manière causale les buts. La génération et justification d'hypothèses est un processus de raisonnement dit par abduction, qui s'applique lorsque les hypothèses à construire et les phénomènes à expliquer sont de nature factuelle.

Les méthodes logiques d'abduction d'hypothèses permettent d'explorer et de raisonner sur des connaissances incertaines et imprécises à la phase de **Résolution** de méthodologie de conception de la scène 3D. Si nous connaissons un ensemble minimal de relations de dépendances causes-effets et les lois de leurs transitions on peut calculer les propriétés "inconnues" au début de la description.

Ce raisonnement peut détecter les contradictions entre les causes et des effets et il peut générer les causes possibles des scènes cherchées à partir du chemin d'inférence, qui a conduit à une contradiction.

L'avantage principal de l'approche proposée consiste dans la possibilité de prendre en compte les connaissances incertaines et incomplètes, sous ders aspects tant qualitatifs (raisonnement) que quantitatifs (prise en compte des mesures expérimentales). Le modèle causal-probabiliste proposé élimine des barrières de l'application de la classification Byesienne comme : grand nombre d'exemple dans le groupe d'apprentissage, une supposition irréelle de l'indépendance entre des variables et l'explosion combinatoire des hypothèses possibles lors de la décision.

5. Références

Bonnefoi,99 P. Fr. Bonnefoi. Techniques de satisfaction de contraintes pour la modélisation déclarative. Application à la génération concurrente de scènes. *Thèse de Doctorat de l'Université de Limoges, juin 1999.*

Clay&al,96 Sharon Clay, Jane Wiliams, Put: Language-Based Interactive Manipulation of Objects, *IEEE Computer Graphics and Applications, 1996*

Gero, 96 Gero J. S. Computational models of creative design process T. Dartuall(ed), *AI and Creativity, Kluwer, Dordrecht, pp. 297-281.*

Mariño, 93 Olga Mariño Drews, Raisonnement classificatoire dans une représentation à objets multi-points de vue, *Thèse de Docteur en Informatique, LIFIA/IMAG 1993*

Peng&al, 87 Yun Peng, James A. Reggia,"A probabilistic Causal Model for Diagnostic Solving -Part 1 et Part 2", *IEEE T. S. M. C, Vol. 17, N°2, March/April, 1987, pp. 46-162.*

Peng&al, 89 Yun Peng, James A. Reggia, "A connectionist Model for Diagnostic Problem Solving", *IEEE T. S. M. C, Vol. 19, N°2, March/April, 1989, pp. 285 - 298.*

Peng&al, 90 Yun Peng, James A. Reggia, "Abductive Inference Models for Diagnostic Problem- Solving", *Springer-Verlag 90*

Plemenos, 91 Dimitri Plemenos, Contribution à l'étude et au développement des techniques de modélisation, génération et visualisation de scènes, *Thèse de doctorat d'état en informatique, Université de Nantes, 1991.*

Popov&al,98 Popov V., Popova L.,De Paoli G. "Towards an objecs-orienterd language for the declarative design of scenes" *ACADIA 98, Quebec, Octobre 1998 (Canada)*

Rosenman&al, 94 M. A. Reosenman, J. S. Gero, M. L. Maher, Knowledge-Based Computer Aided Architectural Design, *Elsevier, Amsterdam, pp. 329-378, 94.*

Saucier,97 Antoine Saucier Un modèle muli-vues du produit pour le développement et l'utilisation de systèmes d'aide à la conception en ingénierie mécanique, *Thèse en mécanique, Ecole Normal Supérieure de Cachan, 97.*

Sellinger,98 D. Sellinger. La modélisation géométrique déclarative interactive. Le couplage d'un modeleur déclaratif et d'un modeleur géométrique classique, *Thèse de doctorat de l'Université de Limoges, 1998.*

Sellini,99 F. Sellini, Contribution à la représentation et à la vérification de Modèles de connaissances produit en ingénierie d'ensembles mécaniques. *Thèse de Doctorat de l'Université d'Ecole centrale à Paris, mars 1999.*

Trousse,89 B. Trousse. Coopération entre systèmes à base de connaissances et outils de CAO : l'environnement multi-agent ANAXAGORE, *Thèse de Doctorat de l'Université de Nice SophiaAntipolis, décembre 1989.*

Vargas,95a Cataline Vargas, Modélisation du processus de conception en Ingénierie des systèmes mécaniques, Thèse en mécanique, *Ecole Normale Supérieure de Cachan, 1995*

Wielinga&al, 92a B. Wielinga, G. Schreiber et J. Breuker, KADS : a Modelling approach to Knowledge Engineering. Knowledge Acquisition, vol. : 4 (1), 1992.

Yvars&al, 99 P.A Yvars et F. Sellini, KOMOD : A contraint based design support system for mecanical engineering – CIRP'99 – International CIRP Design Seminar – Enschede – Netherlands, 24-26 mars 1999.