



**HAL**  
open science

# De l'analyse-synthèse d'images à l'identification de modèles physiques particulières

Jean Louchet, André Gagalowicz, Annie Luciani

► **To cite this version:**

Jean Louchet, André Gagalowicz, Annie Luciani. De l'analyse-synthèse d'images à l'identification de modèles physiques particulières. *Revue Scientifique et Technique de la Défense*, 1997, pp.119-127. <hal-00880046>

**HAL Id: hal-00880046**

**<https://hal.science/hal-00880046v1>**

Submitted on 29 Jan 2024

**HAL** is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.



HAL Authorization

De l'analyse-synthèse  
d'images à l'identification  
de modèles  
physiques particuliers



J. LOUCHET<sup>(2)</sup>, A. GAGALOWICZ<sup>(3)</sup>  
A. LUCIANI<sup>(4)</sup>

**RÉSUMÉ :** Les modèles particuliers constituent une classe de modèles bien adaptée à la simulation de processus physiques et à la communication homme-machine à travers les canaux gestuel, visuel et auditif. Cet article montre comment une approche issue de l'analyse et de la synthèse d'images permet de déboucher sur des méthodes de construction automatique de modèles physiques à partir de traitement de données expérimentales.

**ABSTRACT:** *Particle-based models are well adapted to the simulation of physical processes and man-machine communication through gestural, visual and audio channels. This paper shows how an approach inspired by image analysis/synthesis techniques gives rise to physical model automatic implementation methods using experimental input data.*

## 1. INTRODUCTION

A la même époque mais de manière indépendante, les modèles particuliers ont émergé des recherches effectuées au laboratoire ACROE<sup>(1)</sup>, de Grenoble, axées sur une nouvelle approche de la communication homme-machine, et aux États-Unis dans des contextes d'appli-

cations audiovisuelles et d'applications militaires en analyse de systèmes. Dans cet article, nous tentons d'analyser les raisons de la généralité de ces modèles et quelles sont les difficultés de leur mise en œuvre. Dans une deuxième partie, nous présentons une technique de résolution de l'une de ces difficultés, qui est la construction de modèles réalistes à partir de données expérimentales, et l'identification des paramètres internes du modèle. Enfin, nous montrerons quelques résultats expérimentaux concernant la performance et la précision de ces méthodes d'identification.

<sup>(1)</sup> ACROE, Association pour la Création et la Recherche sur les Outils d'Expression, centre de recherches de l'Université de Grenoble et du Ministère de la Culture

<sup>(2)</sup> ENSTA – Laboratoire d'Electronique et d'Informatique. 32, Bd Victor, 75739 Paris Cedex 15 – e-mail: louchet@ensta.fr

<sup>(3)</sup> INRIA – Projet SYNTIM. BP. 153, Rocquencourt, 78153 Le Chesnay Cedex – e-mail: ag@bora.inria.fr

<sup>(4)</sup> INPG/ACROE. 46, Av Félix Viallet, 38000 Grenoble – e-mail: luciani@acroe.imag.fr

## 2. INTERFACE HOMME-MACHINE ET SITUATION INSTRUMENTALE

Il est possible de présenter les modèles physiques particuliers selon plusieurs points de vue équivalents. Nous exposerons ici le point de vue ergonomique, qui consiste à examiner ce qu'il est convenu d'appeler la « situation instrumentale ». Il s'agit de la situation d'un opérateur humain face à une machine, avec laquelle il doit communiquer de la manière la plus efficace possible à l'aide de ses trois facultés principales : la vue, l'ouïe et le geste.

L'image et le son correspondent à des facultés sensorielles (la vision et l'audition) à portée étendue, mais essentiellement unidirectionnelles<sup>(1)</sup>. Ces modalités permettent à l'homme d'obtenir de l'information sur son environnement mais lui procurent peu de capacité à agir sur cet environnement.

Le geste est une faculté particulière, en ce sens que la perception et l'action y sont étroitement imbriqués. Les travaux de physiologie montrent l'extrême degré de rebouclage entre perception et commande gestuelles, aux niveaux central et périphérique, y compris dans l'accomplissement des gestes en apparence les plus simples. En ce sens, la capacité gestuelle ne se borne pas au seul sens tactile, mais est par excellence la faculté de communication entre l'homme et son environnement immédiat.

Dans la situation instrumentale, l'opérateur fait coopérer ses trois facultés sensorielles. Il reçoit de l'information par les trois canaux, mais c'est par le geste qu'il commande le système. Conformément à un concept classique en Automatique, l'opérateur doit, pour être performant, « acquérir des automatismes », c'est-à-dire être capable de développer un modèle interne du système, modèle intuitif et implicite dont la construction est l'objet d'un entraînement spécifique, sur la machine réelle ou sur un simulateur de cette machine réelle.

Deux conséquences découlent de ce concept de situation instrumentale.

La première concerne la création d'interfaces ergonomiques homme-machine. En effet, toutes les machines ne se prêtent pas également bien à la communication avec l'utilisateur : il est parfois possible d'y remédier par la création d'une interface virtuelle, qui fait elle-même appel à un modèle. La technique de modélisation devient ici un élément du processus de conception d'interfaces homme-machine.

La deuxième conséquence du concept de situation instrumentale est que pour créer un simulateur, il faut non seulement créer un simulacre de la machine réelle

(qui sera en pratique un calculateur électronique convenablement programmé), mais encore créer des interfaces sensorielles avec le modèle.

En ce qui concerne l'image et le son, ceux-ci ne sont que des sorties du modèle et ne présentent pas de difficultés qui ne soient étudiées par ailleurs. Le geste, lui, impose des contraintes à la fois sur le dispositif physique d'interface qui doit être rétroactif, et sur la structure même du modèle : en effet, ce dispositif d'interface est l'entrée unique qui permet de commander le système. Le modèle doit être modulaire pour faciliter sa construction et lui permettre de représenter la plus grande variété de systèmes. Les modules doivent être aussi élémentaires que possible ; les entrées et sorties gestuelles doivent faire partie de ces éléments primitifs.

Cette spécification fondamentale a conduit ses auteurs à construire l'interaction entre l'utilisateur et la machine à partir d'interactions ponctuelles ; pour des raisons de simplicité et de modularité, ces points par lesquels le système communique avec le monde extérieur sont des points particuliers parmi l'ensemble des points qui constituent la structure.

Chaque point de communication joue un rôle bilatéral, et est donc décomposé en 2 types de primitives duales :

- les points de communication de type M, qui ont une force comme grandeur d'entrée et une phase<sup>(2)</sup> en sortie ;
- les points de communication de type L, qui ont une phase en entrée et une force en sortie.

Ces points de communication ne sont cependant pas suffisants pour construire un objet : il est nécessaire de les compléter par les mécanismes internes qui vont effectivement calculer les grandeurs (phases et forces) mises en jeu. Pour conserver la plus grande simplicité possible, sont introduites deux nouvelles primitives :

– l'atome de type <MAT>, constitué d'un point de type M, muni d'un paramètre constant  $m$  (appelé « masse » par analogie avec la masse des mécaniciens) et associé à un algorithme d'animation élémentaire inspiré de la mécanique newtonienne, qui permet à chaque pas de temps, de calculer la nouvelle phase en fonction de la force appliquée :

$$f = m\ddot{x}$$

où  $f$  est la force donnée en entrée,  $\ddot{x}$  est la dérivée seconde temporelle du vecteur position.<sup>(3)</sup>

– l'atome de type <LIA> constitué par l'assemblage de deux points L. Il utilise comme donnée d'entrée, la position et la vitesse relative des deux particules, et fournit en sortie un couple de forces ( $f, -f$ ) appliquées à chacune des deux particules.

Les interactions LIA correspondent à l'interaction la plus simple, entre deux points de type MAT, ce qui

<sup>(1)</sup> même si les recherches récentes en sciences de la perception ont mis en évidence le caractère fortement rebouclé et asservi de ces deux processus, le rebouclage y est essentiellement cantonné à l'intérieur du corps humain.

<sup>(2)</sup> phase = couple (position, vitesse)

<sup>(3)</sup> Dans le cas où  $t$  est une variable continue, le paramètre  $m$  est égal à la « masse » des physiciens.

exclut par principe les interactions élémentaires impliquant plus de deux particules. Les interactions plus complexes sont simulées par assemblage des primitives élémentaires.

### 3. LES MODÈLES PARTICULAIRES : UN OUTIL MODULAIRE ET VERSATILE

L'usage des modèles particuliers, étudié dès les années 70 en vue d'applications à la communication homme-machine, a été démontré par Reeves [14] en 1983 pour une application en synthèse d'images animées.

Il s'agissait de représenter des explosions, puis l'année suivante des flammes et fumées, dans un contexte de production audiovisuelle et avec les critères de réalisme visuel correspondants. A la même époque aux Etats-Unis pour le compte de l'US Army, ainsi qu'en France dans un contexte Défense [4] ont eu lieu les premières applications techniques de ces méthodes de simulation dans le cadre d'études sur les propriétés optiques macroscopiques des aérosols. En effet, les modèles de transmission atmosphérique alors disponibles ne permettaient de calculer que les propriétés statistiques du premier ordre de la transparence (espérance et variance du bilan de liaison point à point).

Le « nuage » est ici décomposé en un certain nombre de points (typiquement, quelques centaines) qui sont soumis à des lois de comportement cinématique fondées sur la physique (p.ex. convection, effets du vent...) ; de plus, chaque point, en réalité élément de nuage, possède des attributs qui peuvent être fixes ou évoluer dans le temps (p.ex. coefficients d'absorption optique, de diffusion, température...) et sont utilisés pour synthétiser l'image de la scène. Le problème de la simulation du nuage est alors scindé en deux étapes. La première consiste à relier les paramètres mesurables en laboratoire, qui régissent les propriétés optiques des matériaux composant le nuage (indice de réfraction complexe, etc.) aux attributs optiques des particules du modèle de simulation, connaissant (autant que possible) la répartition de tailles et de formes des particules réelles de l'aérosol.

Dans un contexte assez différent, l'analyse et la synthèse d'images fournissent un certain nombre d'exemples de modèles particuliers. Des modèles particuliers sont destinés à la création de modèles d'objets élastiques ou déformables sous la forme de réseaux masses-ressorts. La reconnaissance de formes en est un cadre d'applications important : on peut en citer de nombreux exemples dans le domaine du diagnostic médical (analyse de la déformation du muscle cardiaque, etc.) ou de l'imagerie péri-interventionnelle.

L'interaction homme-machine et les applications de réalité virtuelle en constituent un autre cadre d'applica-

tions : citons en particulier le projet GROPE de l'Université de Caroline du Nord (UNC), où un système de contrôle gestuel à retour d'effort permet à l'utilisateur d'interagir en temps réel avec un modèle de chimie moléculaire ; ou encore les projets de « télémanipulation », destinés notamment à l'intervention en zones dangereuses comme par exemple les centrales nucléaires. La technique de télémanipulation requiert la présence de deux composants mécaniques classiques en robotique : un « bras maître » muni de capteurs auprès de l'utilisateur, relié électroniquement à un « bras esclave » muni de moteurs dans la zone d'intervention. Le retour d'effort est assuré par l'adjonction de capteurs dans le bras esclave et d'actionneurs dans le bras maître. L'approche de l'UNC consiste à remplacer le bras esclave et l'univers où il intervient, par un modèle de cet univers. Ici comme avec l'approche Cordis-Anima, l'interaction est à la fois visuelle, auditive et gestuelle, mais le geste suffit à spécifier la structure modulaire et particulière du modèle.

A mi-chemin entre ces deux exemples, celui de l'univers concret de la télémanipulation et celui de l'univers entièrement simulé par calcul comme celui de la chimie moléculaire, il est possible d'utiliser ces mêmes techniques pour interagir avec des mondes réels mais inaccessibles à l'interaction directe : on peut citer les nanomanipulateurs permettant d'intervenir au niveau atomique sur des molécules réelles<sup>(1)</sup>, ici le rôle de la machine est de fournir le changement d'échelle requis.

Une autre classe importante de modèles particuliers est plus spécialement dédiée à la simulation. Le système DEXTER<sup>(2)</sup> permet de construire un modèle générique de systèmes physiques applicable à un grand nombre de problèmes : physique des particules élémentaires, animations de nuages, de matière amorphe... Une application récente de ce système est la simulation de comportements humains collectifs : chaque particule représente un individu, et est munie de comportements plus ou moins complexes et ajustés de façon à simuler de manière réaliste le comportement global dans des situations connues. Il est alors possible d'évaluer par simulation, le comportement d'une foule dans un couloir en situation normale, en cas d'alerte etc. Ce système se rapproche des développements des années 1980 en matière de modèles comportementaux distribués pour la synthèse d'images [13].

Une difficulté commune à l'ensemble de ces modèles, est le problème de leur construction. A ce jour, aucun outil systématique n'a été développé qui permette de déterminer la structure et les paramètres internes de ces modèles de manière automatique à partir de données expérimentales.

<sup>(1)</sup> Projet du National Advanced Robotics Research Centre, Salford University, UK.

<sup>(2)</sup> développé par E.Cohen, société ArSciMed, Paris

#### 4. LA COOPÉRATION ANALYSE-SYNTHÈSE : APPLICATION A L'IDENTIFICATION AUTOMATI- QUE DE MODÈLES PARTICULAIRES

Les recherches que nous menons en direction de l'identification automatique de modèles physiques se rattachent au concept de coopération entre analyse et synthèse d'images, développé par le projet Syntim de l'INRIA. Le principe de base consiste à considérer l'analyse d'image comme le processus de construction d'un modèle de la scène observée, à partir de ses images : le modèle construit doit être du même type et obéir aux mêmes règles que les modèles d'entrée des algorithmes de synthèse d'images. Ainsi, la synthèse d'images servira non seulement de preuve ou de moyen d'évaluation des résultats de l'analyse (par comparaison de l'image originale avec l'image resynthétisée), mais aussi de moteur de l'analyse. Le processus d'analyse peut en effet être écrit comme un problème d'optimisation, la fonction à minimiser étant une mesure de disparité entre l'image originale et l'image synthétisée à partir du modèle construit par le processus d'analyse.

Ce principe est l'objet d'applications notamment à l'analyse de scènes tridimensionnelles à partir de couples d'images stéréo : l'analyse géométrique consiste à construire un modèle géométrique des objets de la scène qui permet le meilleur accord possible entre la structure des images originales et des images de synthèse. Elle est complétée par une analyse photométrique, dans laquelle l'algorithme d'analyse détermine les propriétés de réflectance des surfaces et les positions et caractéristiques des sources de lumière, de manière à obtenir une identité aussi bonne que possible entre images naturelles et synthétisées [2], en s'appuyant sur des techniques de radiosités<sup>(1)</sup>.

Notre approche consiste à appliquer la même philosophie au problème du mouvement. Il s'agit donc de s'appuyer sur une technique d'animation d'images pour déterminer quels sont les valeurs optimales des paramètres internes d'un modèle d'animation. Le critère à optimiser est un critère de ressemblance de trajectoires cinématiques.

La technique que nous avons développée fait appel à une stratégie d'évolution (apparentée aux algorithmes génétiques) et comporte plusieurs spécificités comme l'auto-adaptativité et les fonctions de coût locales. Nous présenterons les premiers résultats expérimentaux, notamment concernant le comportement de l'algorithme en présence de données bruitées.

<sup>(1)</sup> la radiosité est une technique de synthèse d'images qui procède par résolution numérique d'équations décrivant les échanges lumineux entre objets de la scène. Elle permet d'obtenir un degré élevé de réalisme notamment en ce qui concerne le rendu des ombres.

#### 4.1. Description du modèle physique d'un objet

Nous avons scindé la description d'un objet en deux étapes :

- la première étape consiste à créer un catalogue de liaisons (« prototypes »).
- la deuxième étape consiste à décrire l'objet lui-même :
  - . définir le nombre et les valeurs des masses de l'objet ;
  - . placer des liaisons dans l'objet, en puisant des instances dans le catalogue des prototypes défini dans la première étape.

Ce système à deux niveaux est intéressant pour le cas des objets périodiques ou homogènes, où existent des liaisons aux caractéristiques identiques, répétées un grand nombre de fois. Cela est notamment le cas pour les modèles de tissus [12] ou d'écoulements fluides turbulents [9]. Le but est, d'une part de simplifier la tâche de modélisation, et d'autre part d'alléger la tâche de l'algorithme d'identification qui pourra alors mieux exploiter la redondance des données cinématiques et n'aura à identifier que les prototypes plutôt que leurs instanciations.

#### 4.2. Stratégie évolutive

Le principe de résolution consiste à se ramener à un problème d'optimisation. Pour cela, on associe à tout modèle physique, une fonction de coût qui est une mesure de distance entre la cinématique produite par le modèle et la cinématique de référence. Il s'agit donc de trouver, parmi tous les modèles possibles, celui dont le coût est le plus faible. Nous avons pu constater que ces fonctions de coût ne présentent pas en général les propriétés de régularité mathématique qui rendraient possible leur optimisation par des méthodes formelles ou numériques conventionnelles. Nous avons donc développé une « stratégie évolutive », méthode stochastique d'optimisation dont les principes, voisins de ceux des algorithmes génétiques [7], sont inspirés des mécanismes de l'évolution naturelle des espèces biologiques. Elle consiste à créer « au hasard » une population de modèles, et à laisser cette population évoluer sous l'effet de mécanismes affectant les individus-modèles : sélection, mutations et croisements, guidés par les valeurs de la fonction de coût. Cette classe d'algorithmes stochastiques donne souvent de bons résultats dans l'optimisation des fonctions à minima locaux multiples sur lesquelles les autres méthodes échouent.

Pour simplifier le problème, nous avons supposé connues la structure de l'objet (positions des liaisons) et les valeurs des masses. L'algorithme d'identification est chargé de trouver les paramètres internes de ces liaisons.

La *sélection* consiste, à chaque génération, à effectuer un tirage aléatoire d'individus qui seront retirés de la population. La probabilité d'élimination est une fonction croissante du rang de classement par la fonction de coût globale.

Le processus de *mutation* consiste à remplacer tout ou partie des paramètres (« gènes ») de quelques individus par des valeurs tirées au hasard. Il concerne un faible pourcentage de la population mais joue un rôle essentiel dans l'évolution. Il évite notamment l'appauvrissement du patrimoine global et assure l'exploration de l'espace des paramètres. Dans la pratique nous mettons en œuvre plusieurs processus concurrents de mutation, certains faisant appel à des heuristiques. C'est ici qu'interviennent les facteurs de mutabilité dont il sera question plus loin.

Le processus de *croisement* consiste ici à remplacer numériquement les individus éliminés par la sélection, par des individus nouveaux composés par assemblage de gènes tirés au hasard parmi ceux qui composent les individus restants (méthode du « croisement uniforme à n parents »). Le tirage aléatoire de chaque gène est guidé par les fonctions de coût locales des particules attachées à l'une des instanciations des liaisons décrites par ce gène.

### 4.3. Évolution locale et auto-adaptative

Nous avons constaté qu'un schéma évolutif classique permet d'identifier les très petits systèmes de particules, mais est très rapidement insuffisant pour identifier efficacement et avec précision le modèle lorsqu'il comporte au-delà de quelques particules et liaisons. Nous avons donc introduit plusieurs caractéristiques supplémentaires dans l'algorithme d'évolution.

#### 4.3.1. Exploiter la spécificité du problème

La première caractéristique importante consiste à *exploiter le plus possible la sémantique spécifique du problème* dans l'algorithme d'évolution. Nous avons exploité l'aspect topologique, qui consiste en ce que la position d'une particule à un instant donné ne dépend que de l'histoire récente de son voisinage. Ceci a deux conséquences : la première, temporelle, est dans le mode de calcul de la fonction de coût, qui mesure des écarts de trajectoire à court terme plutôt que sur de longues périodes et améliore la robustesse de l'algorithme d'identification ; la deuxième, spatiale, nous a conduit à considérer la fonction de coût globale comme la somme des fonctions de coût locales attachées à chaque particule.

##### 4.3.1.1. Fonction de coût à court terme

Une première possibilité de définition de la fonction de coût consiste à comparer, à partir des phases (positions et vitesses de toutes les particules) à l'instant  $t=0$ ,

la trajectoire complète de l'objet calculée à partir du modèle, à la trajectoire de référence. La fonction de coût est la somme quadratique des erreurs de prédiction le long de la trajectoire :

$$\text{Coût}(\text{modèle}) = \sum_{\text{temps}} \sum_{\text{particules}} \left( (x_{\text{pred}_{t,i}} - x_{\text{reel}_{t,i}})^2 + (y_{\text{pred}_{t,i}} - y_{\text{reel}_{t,i}})^2 + (z_{\text{pred}_{t,i}} - z_{\text{reel}_{t,i}})^2 \right)$$

où :

–  $x_{\text{reel}_{t,i}}$  est la 1ère coordonnée réelle (observée) de la particule  $i$  à l'instant  $t$  ;

–  $x_{\text{pred}_{t,i}}$  est la 1ère coordonnée de la même particule à l'instant  $t$ , prédite par application du modèle physique aux coordonnées  $(x_{\text{reel}_{t-1,j}}, \dots)$  et vitesses réelles  $(v_{x_{\text{reel}_{t-1,j}}}, \dots)$  de toutes les particules à l'instant précédent  $(t-1)$ .

La fonction de coût ci-dessus ne présente pas toutes les qualités souhaitées. En effet, si le nombre de pas de temps sur lesquels on calcule le coût est suffisamment grand, une très faible variation des paramètres du modèle entraînera à long terme une transformation complète de la trajectoire, et donc des valeurs extrêmement élevées des derniers termes de la fonction de coût. La position du minimum global de la fonction de coût, théoriquement atteint au point où les paramètres sont identiques à ceux du modèle original, devient alors difficile à détecter.

Plusieurs voies sont envisageables pour résoudre cette difficulté.

– l'une d'elles consiste à calculer la fonction de coût sur seulement quelques pas de temps en début de convergence de l'algorithme, puis à augmenter progressivement le nombre de pas au cours du déroulement de l'algorithme.

– une autre méthode consiste à calculer chaque point « prédit », non pas à partir de la séquence de points calculés depuis les conditions initiales, mais à partir du couple (position, vitesse) à l'instant précédent.

La première méthode présente, du moins à son début, l'inconvénient d'une indétermination importante des paramètres, qui peut guider au départ l'algorithme dans une fausse voie. Une autre difficulté est de savoir comment contrôler le mode de calcul de la fonction de coût en fonction de la convergence de l'algorithme utilisé.

C'est pourquoi nous avons privilégié la deuxième méthode : la fonction de coût est la somme quadratique des écarts entre la trajectoire réelle (en trait fin dans le schéma ci-dessous) et les extrapolations à partir du pas de temps précédent (flèches) (Fig. 1).

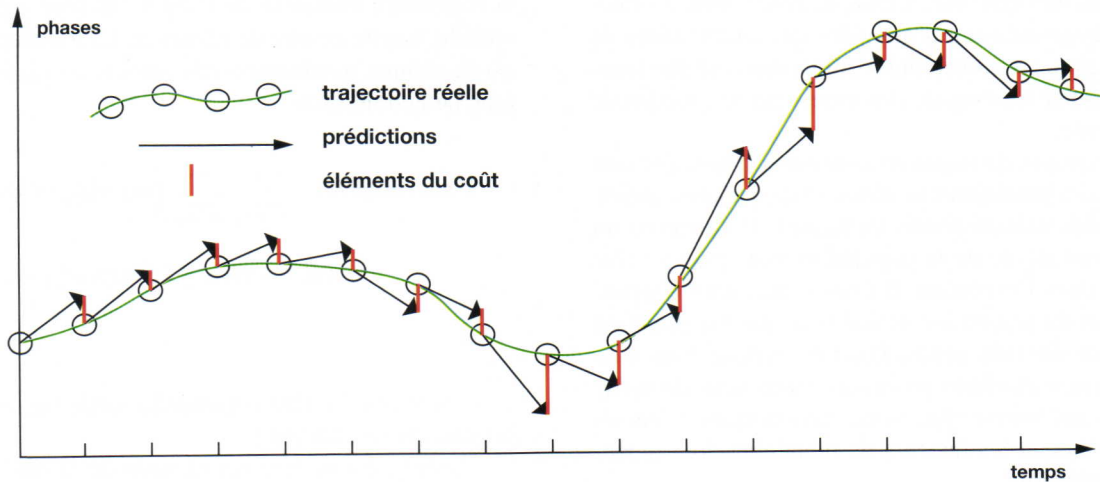


FIG. 1. - Principe de calcul de la fonction de coût.

#### 4.3.1.2. Fonctions de coût locales

A chaque particule est associée une fonction de coût locale, qui est la somme temporelle des erreurs de prédiction des positions de cette particule. Ces fonctions de coût locales sont répercutées dans les processus de croisement et de mutation.

Ces fonctions de coût locales permettent de profiter de ce que la phase d'une particule à un instant donné ne dépend que des phases de ses voisines à l'instant précédent, et non des phases de l'ensemble des particules. Les fonctions de coût locales, calculées à court terme, permettent donc de juger localement de la pertinence d'un modèle.

Notons qu'une difficulté supplémentaire est créée par le mécanisme de définition des liaisons en deux étapes. En effet, chaque fois qu'un processus de mutation ou de croisement cherchera à modifier dans un individu les paramètres d'une liaison, il faudra tenir compte de toutes les fonctions de coût locales attachées aux particules qui ont reçu une instanciation de la liaison donnée. En pratique, cela diminue l'intérêt des fonctions de coût locales sur les objets à structure périodique, mais inversement ceux-ci ont peu de paramètres à identifier. En revanche, sur les objets non répétitifs, les mécanismes d'évolution guidés par les fonctions de coût locales font que la convergence de l'algorithme se fait sur chaque région de l'objet de manière indépendante de la convergence sur les régions éloignées, car les fonctions de coût utilisées localement ne sont pas perturbées par les régions éloignées comme le serait la fonction de coût globale. La conséquence intéressante est que le nombre de générations (pas de calcul) requis pour converger, ne dépend plus du nombre d'inconnues ou de la complexité de l'objet, mais seulement de sa connectivité moyenne.

Par exemple, le mécanisme de croisement crée des individus nouveaux par héritage de paramètres (« gènes ») recopiés de parents choisis par une loi de

probabilité orientée vers les parents les plus performants. Le choix du parent pour un paramètre donné s'effectue non sur la base du coût global du parent, mais de la moyenne des coûts locaux des particules attachées aux liaisons concernées par ce paramètre.

#### 4.3.2. Conserver la généralité de l'algorithme : auto-adaptativité

La deuxième caractéristique consiste à *exploiter le moins possible de connaissances a priori* sur le modèle. En effet, un algorithme dont les (nombreux) paramètres internes seraient ajustés à la main pour donner à l'algorithme une bonne performance sur un cas particulier, ne conservera en général pas ses performances sur d'autres exemples. La solution proposée ici est dans la lignée des travaux de [1] et consiste à rendre l'algorithme auto-adaptatif : la variance des mutations, important paramètre interne de l'algorithme, est contrôlée par les données. Pour cela, nous avons introduit des paramètres supplémentaires dans le code de chaque individu. À côté de chaque paramètre décrivant une liaison, on introduit un paramètre supplémentaire, dit « mutabilité », qui contrôle l'écart-type des mutations mais est soumis aux mêmes mécanismes d'évolution (mutations, croisements). Ces paramètres s'adaptent automatiquement aux besoins de l'algorithme : par exemple, en début de convergence, les mutations bénéfiques sont souvent de grande amplitude et favorisent la multiplication des individus portant des mutabilités élevées ; un mécanisme ad-hoc asservit les mutations des mutabilités aux fonctions de coût locales, et permet d'adapter dynamiquement les caractéristiques de l'algorithme. Le compromis entre robustesse et précision, point souvent délicat dans les algorithmes d'évolution, s'adapte ainsi aux données sous le contrôle de la fonction de coût. Il permet à robustesse égale, une importante amélioration de la précision en fin d'algorithme.

Ce mécanisme d'auto-adaptativité double la taille de représentation d'un individu, mais a une incidence négligeable sur la vitesse d'exécution : en effet le calcul de la fonction de coût, dominant en temps de calcul, est inchangé.

#### 4.4. Résultats expérimentaux

Nous avons étudié la performance et la robustesse de l'identification face au bruit qui affecte les données cinématiques. Les résultats numériques que nous donnons ci-dessous correspondent à un objet consistant en 15 particules, 10 types de liaisons et 31 liaisons installées. Ayant calculé une trajectoire de cet objet à l'aide de l'algorithme d'animation, nous avons bruité cette trajectoire à l'aide d'un bruit blanc pseudo-aléatoire quasi-gaussien, et testé l'algorithme d'identification sur ces données bruitées avec différentes déviations standard du bruit.

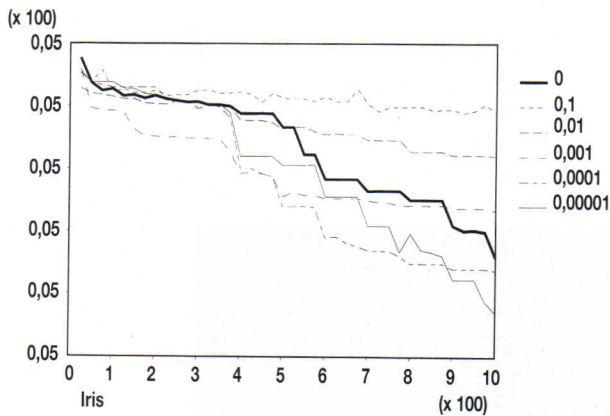


FIG. 2. – Évolution de  $\text{Log}(\text{précision})$ , pour différents niveaux de bruit sur les trajectoires.

La performance de l'algorithme peut être mesurée de deux manières. La première est simplement la fonction de coût globale (somme des fonctions de coût locales). La deuxième, plus subjective, est la somme des carrés des erreurs d'estimation de chacun des paramètres à évaluer<sup>(1)</sup>.

Cette deuxième mesure n'est pas toujours décroissante d'une génération à la suivante. La figure 2 montre cette mesure de performance en fonction du niveau de bruit.

La valeur  $\text{Log}(\text{déviations standard bruit}) = 0$  correspond à une déviation standard du bruit du même ordre de grandeur que les longueurs au repos des liaisons binaires.

La valeur de la fonction de coût, stabilisée après 1000 générations, est presque exactement proportionnelle à la déviation standard du bruit. Il nous semble vraisemblable que cette borne inférieure de la fonction de coût corresponde à une distance de la trajectoire bruitée à la trajectoire physiquement réalisable la plus proche.

<sup>(1)</sup> Les masses sont actuellement exclues de l'identification

En revanche, l'erreur moyenne d'estimation de paramètres internes du modèle varie de manière non linéaire en fonction du bruitage des données. Au-dessus d'une valeur haute de la variance de bruit, l'erreur d'estimation des paramètres croît très vite avec le bruit. En dessous de ce seuil, l'algorithme d'évolution est assez robuste et la précision d'estimation devient peu sensible au bruit.

Un ordre de grandeur plus bas, l'algorithme d'évolution reprend une forte amélioration de la précision lorsque le bruit diminue au-dessous de ce seuil. Il semble que la fonction de coût acquiert alors une régularité au voisinage de l'optimum, qui permet à l'algorithme, une fois le problème dégrossi, d'exploiter ses capacités de précision.

La figure 3 montre pour un objet de 8 particules et 7 types de liaisons (binaires et ternaires) l'évolution du logarithme des deux mesures de performance en fonction du nombre de générations, pour une déviation standard de bruit de 0,005 ( $\text{Log} \approx -2,3$ ).

On constate que, si la fonction de coût descend très lentement après 100 ou 200 générations, la précision d'estimation des paramètres continue à s'améliorer et devient très bonne. Il paraît difficile dans ces conditions de trouver un critère objectif d'arrêt de l'algorithme d'identification.

Dans nos essais, l'allure générale des courbes et les conclusions restent les mêmes que ci-dessus lorsque la déviation standard du bruit est inférieure à 0,05 ( $\text{Log} \approx -1,3$ ).

Pour les valeurs de bruit supérieures à ce seuil, la courbe devient très irrégulière et perd sa décroissance : dès les premières générations elle fluctue autour d'une valeur moyenne dépendant du niveau de bruit des données cinématiques, et l'on ne gagne plus rien à augmenter le nombre de générations même si la fonction de coût continue à décroître lentement.

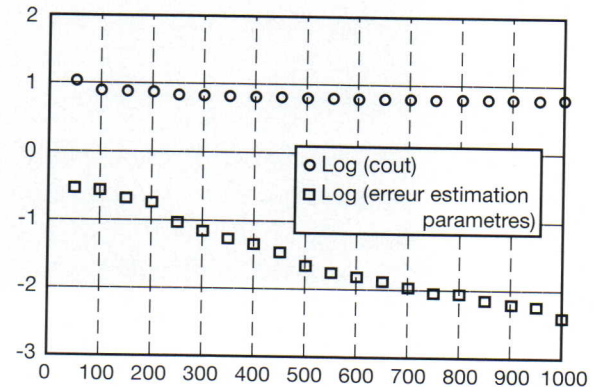


FIG. 3. – Performance en fonction du nombre de générations (déviations standard bruit = 0,005).

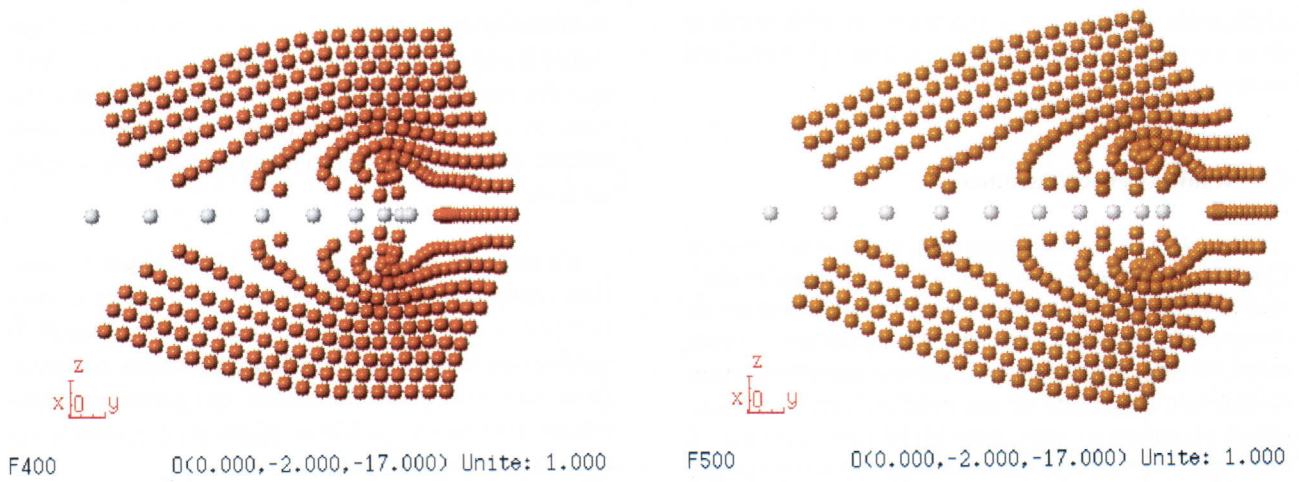


FIG. 4. – Deux images successives de la rencontre turbulente d'un jet avec un fluide compressible (images nos. 300 et 400 d'une séquence synthétisée par notre modèle) (images dues à L. Jiang).

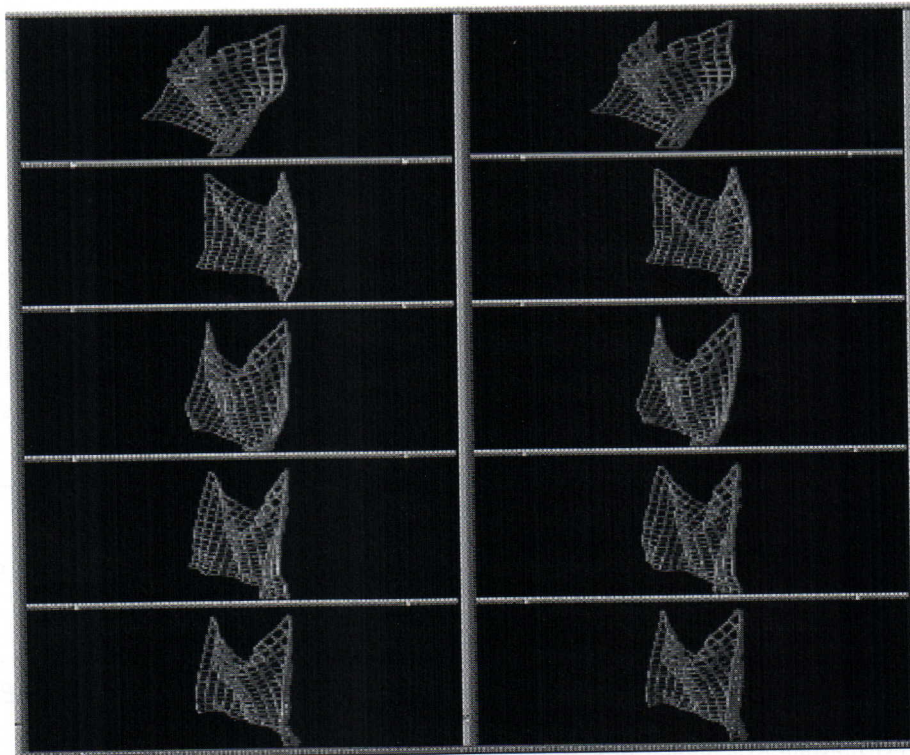


FIG. 5. – Reconstruction d'une séquence d'images de tissus : séquence originale (colonne de gauche) et séquence reconstruite (colonne de droite) à partir de l'identification des paramètres du modèle masses-liaisons (modélisation et images dûs à X. Provot).

#### 4.5. Domaines d'application envisagés

Nous avons testé avec succès la méthode d'identification de modèles masses-liaisons présentée ci-dessus dans le cas d'objets élastiques déformables, de tissus [12] et d'écoulements fluides turbulents [10]. Dans ce dernier cas les comportements turbulents sont liés à l'introduction de liaisons conditionnelles basées sur les positions (liaisons élastiques non-linéaires) ou sur les vitesses (liaisons de viscosité) relatives des particules.

Les extensions futures de ce travail devraient notamment porter sur la motricité, qui implique à la fois l'introduction de liaisons actives et de stratégies de contrôle, avec des applications possibles en robotique (déplacement en milieu terrestre ou marin) et en modélisation du corps humain.

### 5. CONCLUSION

Les techniques de simulation et de « réalité virtuelle » sont au cœur de l'utilisation de l'ordinateur comme moyen expérimental. Il s'agit moins de construire ou d'évaluer

une fois pour toutes la performance d'un système dans une situation donnée, que de construire les outils qui permettent d'adapter rapidement le système à des situations nouvelles et peut-être imprévisibles. Les exemples exposés plus haut montrent comment les méthodes de « modélisation physique », en particulier lorsqu'elles sont exprimées à l'aide des techniques de modélisation particulière, permettent de construire des outils de simulation pour l'étude des problèmes d'évaluation de systèmes, mais aussi par simulation inverse, de certains problèmes correspondants de spécification et de conception. Nous avons aussi montré comment la même classe de modèles ouvre une voie vers la conception d'interfaces homme-machine exploitant au mieux les capacités de communication gestuelle, visuelle et auditive de l'utilisateur, et ceci dans des simulateurs aussi bien que dans des systèmes réels de télé-présence ou de contrôle.

#### REMERCIEMENTS

Nous remercions particulièrement C. Cadoz, D. Crochemore, A. Habibi, L. Jiang, E. Lutton, X. Provot pour leurs conseils et leurs contributions aux travaux décrits dans cet article.

### RÉFÉRENCES

- [1] Th. BÄCK. Evolution Strategies: an alternative evolutionary algorithm. Journées Evolution Artificielle 95, Brest, septembre 1995.
- [2] S. BOIVIN. Recherche et développement d'un algorithme de rendu réaliste dans le cadre d'une coopération analyse-synthèse, Image'Com96, Bordeaux, mai 1996.
- [3] C. CADOZ. Les réalités virtuelles, Dominos/Flammarion, 1994
- [4] G. CHASTENET, J. LOUCHET. Synthèse d'images infrarouges : génération des cibles et des fonds, ETCA, Laboratoire Système de Perception, 1984 (rapport de contrat DRET).
- [5] G. CHASTENET, J. LOUCHET. Synthèse d'images infrarouges : séquences d'images, ETCA, Laboratoire Système de Perception, 1985 (rapport de contrat DRET).
- [6] J. CASSELL, M. STEEDMAN, N.I. BADLER, C. PELACHAUD, M. STONE, B. DOUCVILLE, S. PREVOT, B. ACHORN. Modelling the interaction between speech and gesture, Proceedings of the 16th annual conference of the Cognitive Science Society, Georgia Institute of Technology, Atlanta, 1994
- [7] D.A. GOLDBERG. Genetic Algorithms in Search, Optimization and Machine Learning, Addison-Wesley 1989.
- [8] J. LOUCHET. An Evolutionary Algorithm for Physical Motion Analysis, British Machine Vision Conference, York, BMVA Press, pp.701-710, septembre 1994.
- [9] A. LUCIANI, A. HABIBI, A.VAPILLON, Y. DUROC. A Physical Model of Turbulent Fluids, Eurographics Workshop on Animation and Simulation, Maastricht, pp.16-29, septembre 1995.
- [10] J. LOUCHET, L. JIANG. An Identification Tool to build Physical Models for Virtual Reality, IWSIP Manchester, UK, novembre 1996.
- [11] A. LUCIANI, S. JIMENEZ, J.L. FLORENS, C. CADOZ, O. RAOULT. Computational Physics: a Modeller Simulator for Animated Physical Objects, Proc. Eurographics Conference, Wien, Elsevier, septembre 1991.
- [12] J.LOUCHE, X.PROVOT, D.CROCHEMORE. Evolutionary identification of cloth animation models, Computer Animation and Simulation '95, Proc. of the Eurographics Workshop, Maastricht, Springer, pp. 44-54, septembre 1995.
- [13] C. REYNOLDS. Flocks, Herds and Schools: A Distributed Behavioural Model, Computer Graphics (Siggraph) Vol. 21, no.4, pp25-34, juillet 1987.
- [14] W.T.REEVES. Particle Systems- A Technique for Modelling a Class of Fuzzy Objects, Computer Graphics (Siggraph) vol17 no.3, pp 359-376, juillet 1983.

