

# Mise en évidence d'invariants dans une population de cas chirurgicaux

Mélanie Rimbault\*, Ricco Rakotomalala\*\*  
Xavier Morandi\*<sup>\*\*\*</sup>, Pierre Jannin\*

\*Laboratoire IDM, 2 avenue du Pr. Léon Bernard, 35043 Rennes  
pierre.jannin@univ-rennes1.fr  
<http://idm.univ-rennes1.fr>

\*\*Laboratoire ERIC, 5 avenue Pierre Mendès France, 69676 Bron  
Ricco.Rakotomalala@univ-lyon2.fr  
<http://eric.univ-lyon2.fr>

\*\*\*Hôpital Pontchaillou, Service de neurochirurgie, 35000 Rennes

**Résumé.** Ces dernières années, les progrès en informatique et en imagerie numérique ont fait émerger une nouvelle discipline, la chirurgie assistée par ordinateur. Les systèmes de chirurgie assistée par ordinateur contribuent à l'amélioration du déroulement des procédures chirurgicales. Un des objectifs à long terme de nos travaux est de proposer des solutions d'amélioration de ces systèmes, basées sur les connaissances du chirurgien quant au déroulement de la procédure, par l'utilisation d'un modèle générique qui permet de capturer et de représenter ces connaissances. Cet article présente une méthodologie d'exploitation d'un ensemble de cas chirurgicaux décrits à l'aide de ce modèle générique, par des algorithmes issus de l'extraction de connaissance à partir de données, afin de mettre en évidence des invariants dans les descriptions structurées du déroulement des cas chirurgicaux. Il détaille en outre les difficultés rencontrées de par notamment le caractère complexe des données étudiées.

## 1 Introduction et contexte

Les continus progrès de l'informatique, l'amélioration des techniques d'imagerie numérique et la banalisation de l'usage des ordinateurs au sein de l'univers chirurgical, ont participé à l'émergence d'un nouveau domaine : la chirurgie assistée par ordinateur. Un éventail d'expertises et de compétences en biologie, en médecine, en sciences de l'ingénieur et en sciences informatiques participe à l'amélioration constante de ce domaine de recherche (Shahidi et al 2001). Les bénéfices apportés par l'utilisation de tels systèmes ont déjà été mis en évidence dans de nombreuses disciplines chirurgicales, en particulier la neurochirurgie, et notamment la neurochirurgie guidée par l'image ou neuronavigation. Ces systèmes contribuent à rendre la chirurgie plus sûre et moins invasive.

Un des objectifs de nos travaux est de proposer une solution permettant l'amélioration d'une ou plusieurs phases du processus de neurochirurgie guidée par l'image, par la modélisation des connaissances du neurochirurgien quant à son expérience, acquise pendant sa formation et tout au long de sa pratique chirurgicale. Notre démarche

générale de modélisation s'inscrit sur plusieurs niveaux. Notre but est de capturer et de représenter les connaissances des neurochirurgiens quant à la préparation et à la réalisation des procédures chirurgicales, dans le cadre restreint d'une neurochirurgie guidée par l'image. Cette représentation nous permettra de disposer d'une information *a priori* sur la chirurgie à réaliser et par là même nous permettra d'améliorer la préparation et la réalisation de l'intervention.

Contrairement à d'autres spécialités chirurgicales, il est difficile de modéliser spontanément la neurochirurgie à ciel ouvert, de par sa variabilité inter-patient et inter-chirurgien. La catégorisation en grandes familles de procédures neurochirurgicales reste toutefois pour nous un but important à atteindre : plus la description *a priori* de la structure d'une famille de procédures chirurgicales sera spécifique et détaillée, plus le neurochirurgien pourra adapter son geste en connaissance de cause. Nous avons donc dans un premier temps construit un modèle générique, qui définit les bases permettant de structurer, de décrire et d'étudier les procédures chirurgicales, et qui nous servira d'ontologie du domaine étudié (Jannin et al 2003). Le principe du modèle générique est de décomposer la procédure chirurgicale d'un patient donné en une séquence d'étapes principales définissant le scénario chirurgical de l'intervention. Le modèle assigne à chaque étape une liste de structures, représentées par des entités extraites des images multimodales préopératoires (i.e. anatomiques et/ou fonctionnelles et/ou pathologiques), et qui sont nécessaires au bon déroulement de l'étape. Le rôle de chaque structure dans une étape est identifié à partir d'une liste de valeurs prédéfinies. La figure 1 présente le modèle générique d'une procédure chirurgicale sous forme de diagramme de classe UML.

Nous avons ensuite décrit des cas concrets d'interventions cliniques, à l'aide de ce modèle générique. Nous pouvons ainsi comparer ces descriptions structurées entre elles pour extraire des ressemblances et des invariants. En appliquant notre méthodologie sur des données de cas chirurgicaux, nous désirons montrer qu'il est possible de prévoir au moins partiellement, à l'aide de méthodes issues de l'Extraction de Connaissances à partir de Données ou ECD (Hand et al 2000), le déroulement d'une intervention chirurgicale, à partir de certains paramètres ou variables qu'il nous faudra choisir et déterminer. Dans le cadre de l'étude décrite dans cet article, nous allons étudier uniquement un type de procédure chirurgicale : la chirurgie de tumeur supratentorielle (TST). La chirurgie des tumeurs intraparenchymateuses a un rôle essentiel dans le traitement des tumeurs intracrâniennes. Selon le type et la localisation de la tumeur, elle suffit souvent à traiter certaines tumeurs bénignes, qui répondent mal à d'autres formes de traitement comme la radiothérapie ou la chimiothérapie. Dans le cas de tumeurs malignes, la chirurgie contribue à une réduction tumorale importante, améliore la survie du patient et sa qualité de vie.

Dans cet article, nous allons tout d'abord présenter la méthodologie employée pour passer du modèle générique aux variables exploitées par les algorithmes d'ECD. Nous allons ensuite présenter les méthodes d'ECD que nous avons utilisées, avant de détailler les résultats obtenus, et de discuter de la pertinence de ces résultats et des difficultés rencontrées, dues au caractère complexe des données.

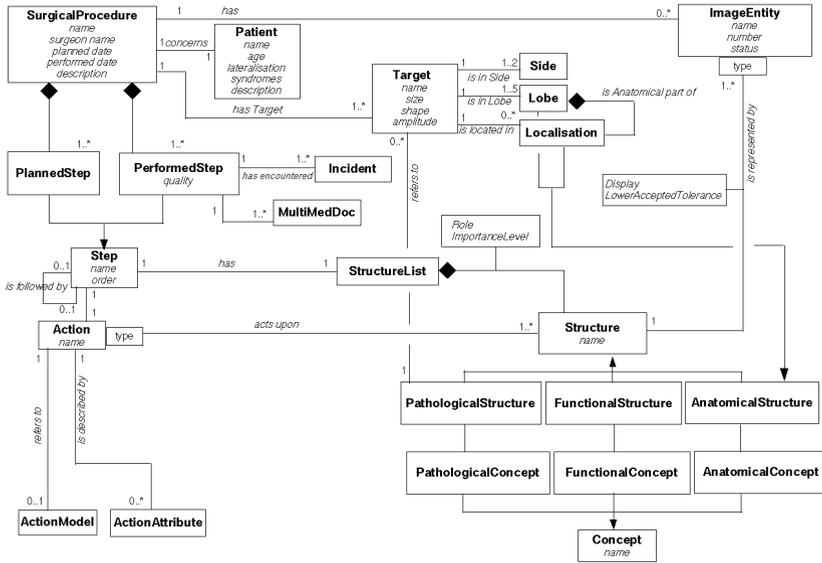


FIG. 1 – Diagramme de classe UML présentant la structuration des données.

## 2 Matériel et méthodes

### 2.1 Du modèle vers les variables

Les données étudiées sont 159 cas de chirurgies de tumeur supratentorielle ou TST, qui décrivent sous une forme structurée et hiérarchisée (fichiers XML contraints par une DTD) le déroulement de procédures chirurgicales réalisées sur un groupe de patients droitiers, opérés au service de neurochirurgie de l’Hôpital Pontchaillou de Rennes, entre 1995 et 2003. Le recueil des données a été fait sous forme d’interview du neurochirurgien pendant la préparation de l’intervention, ou sous forme d’interview du neurochirurgien s’appuyant sur le compte-rendu opératoire de l’intervention.

Ces interviews ont été décomposées à la volée sous forme structurée en utilisant des formulaires. Les patients étudiés ont été choisis explicitement selon certains critères de correspondance au domaine d’étude. Ils répondent à la pathologie étudiée et ne sont pas sujets à interprétation pour la saisie ou traduction sous forme structurée. Deux chirurgiens principaux ont participé à l’étude : un chirurgien expérimenté et un chirurgien novice, qui fut pendant un temps l’élève du chirurgien expérimenté.

Les cas chirurgicaux contenus dans l’ensemble d’étude sont décrits par les différents concepts du modèle générique. Chacun de ces concepts correspond à une variable qu’il est possible d’étudier. Nous les répartissons en deux catégories définies de la façon suivante :

- Les variables de catégorie I correspondent aux concepts du modèle générique

décrivant le cas chirurgical. Ces concepts représentent les informations sur la nature pathologique de la tumeur que l'intervention vise à enlever, la localisation de cette tumeur (lobe, gyrus), sa profondeur, l'hémisphère dans lequel elle est située, etc ;

- Les variables de catégorie II correspondent aux concepts du modèle générique décrivant le déroulement de la procédure chirurgicale. Ces concepts représentent les informations sur les différentes étapes réalisées, les actions correspondantes ainsi que les attributs et modèles d'action, les structures anatomiques, pathologiques ou fonctionnelles dont la connaissance a été jugée nécessaire pour réaliser l'étape en question, etc.

Les valeurs des variables de catégorie I, appelées dans notre contexte variables prédictives, sont connues avant la réalisation de la procédure chirurgicale. Ce sont ces valeurs qui vont déterminer, dans une mesure que nous cherchons à quantifier, le déroulement de la procédure chirurgicale. Les valeurs des variables de catégorie II, ou variables à prédire, ne sont connues qu'une fois la procédure chirurgicale réalisée. Ce sont ces valeurs que nous cherchons à prédire à partir de la connaissance des variables de catégorie I.

Notre problématique consiste à faire des choix de représentation plate pour transcrire nos données structurées et hiérarchiques, afin de pouvoir appliquer à ce tableau des algorithmes issus de l'ECD. Notre niveau d'individu statistique est le patient, ce qui veut dire que nous devons toujours ramener sur une même ligne les informations concernant le même patient. Si des informations concernant le même patient sont réparties sur plusieurs lignes, les calculs statistiques réalisés ne peuvent plus être ramenés au patient et l'interprétation des résultats n'est pas possible.

Tout le problème revient en fait à trouver une représentation plate pour chacune des variables qui minimise la perte d'information, sans pour autant noyer l'étude dans un nombre trop élevé de variables différentes et sans trop fragmenter l'échantillon. Il n'est évidemment pas intéressant d'étudier des répartitions avec un faible nombre d'occurrences. De plus, les variables devront être le plus décorréelées possible, afin de ne pas noyer l'information dans du bruit de fond et de ne récolter que des évidences lors de l'extraction.

Presque toutes les variables de catégorie I (à l'exclusion de TargetLobe et TargetLoc dont nous parlons plus bas) sont des variables nominales. Leur transformation ou recodage sous forme plate est donc immédiate et ne pose pas de problème particulier.

TargetLobe décrit le ou les lobes dans lesquels peut être située la pathologie cible, dans notre cas la tumeur. Notre échantillon présente des cas chirurgicaux dont la tumeur peut être située jusqu'à dans trois lobes différents, parmi les 4 lobes cérébraux : temporal, frontal, occipital et pariétal. La solution de traduction dans le cas de TargetLobe reste donc simple : la variable est remplacée par quatre variables binaires de présence/absence (TemporalLobe, FrontalLobe, OccipitalLobe, et ParietalLobe). Toutefois, il faut noter une limitation à cette représentation, induite par la relation de dépendance entre les quatre variables fondée sur leur voisinage anatomique.

TargetLoc décrit plus précisément, au niveau gyrus et lorsque c'est possible, au niveau pars de gyrus, la localisation de la tumeur : par exemple, pour un cas chirurgical de notre ensemble d'étude, la tumeur d'un patient située dans le lobe temporal au

niveau TargetLobe, peut être située plus précisément à la fois dans le pars postérieur du gyrus temporal supérieur et dans le pars postérieur du gyrus temporal intermédiaire. Il existe autant de valeurs possibles pour TargetLoc qu'il existe de gyrus, de pars de gyrus ou de sillon cortical. Nous n'avons pas à l'heure actuelle trouvé de représentation plate satisfaisante pour TargetLoc. Le faible nombre d'individus dans notre échantillon ne nous permet pas d'utiliser la même technique que pour TargetLobe : on obtiendrait alors actuellement 32 variables présence/absence (et la liste n'est pas exhaustive), avec pour chacune un faible nombre d'individus ayant la variable présente.

Les variables de catégorie II sont les variables qui posent problème quant à leur traduction sous forme tabulaire. Il existe un problème de dépendance fonctionnelle entre les différentes variables de catégorie II de par leur nature et leur structure hiérarchique. Les données représentées par les variables de catégorie II sont complexes. Nous avons fait certains choix de représentation des variables de catégorie II d'après nos réflexions suite à l'analyse en statistique descriptive opérée sur l'échantillon. Nous n'avons pas cherché à traduire sous forme tabulaire toutes les variables de catégorie II issues du modèle générique, mais uniquement dans un premier temps celles qui nous paraissaient pertinentes par rapport aux questions posées et adaptées à notre contexte et à notre échantillon. Par exemple, nous avons vu précédemment lors de l'étude de notre échantillon que 100% des cas chirurgicaux présentaient comme première étape une étape de positionnement du patient. Par conséquent, une variable de catégorie II indiquant la présence ou l'absence d'une étape de positionnement du patient n'est pas intéressante dans notre contexte particulier.

En outre, il convient de remarquer que les variables de catégorie II ne sont pas à l'heure actuelle utilisables en tant que variables actives. Compte-tenu de leur dépendance fonctionnelle et des limitations inhérentes à nos choix de représentation sous forme tabulaire, les variables de catégorie II seront utilisées de manière illustrative : elles n'interviendront pas dans la classification des données mais seront disponibles à la consultation pour apporter des informations supplémentaires sur les classes obtenues.

Une fois établies les règles de transformation, le passage du formalisme XML à la représentation plate s'est effectué à l'aide de scripts de traduction automatique.

## 2.2 Méthodes utilisées

Notre objectif est de caractériser la description de la procédure chirurgicale à partir de la description de la pathologie et du patient, c'est à dire caractériser les variables de catégorie II à partir des variables de catégorie I. Nous avons utilisés deux méthodes différentes, une méthode de classification, et une méthode de prédiction. Avec la première méthode, nous allons chercher à catégoriser, avec la deuxième méthode, nous allons chercher à prédire.

La première approche est l'approche la plus facile à mettre en œuvre compte tenu du faible nombre d'individus dans l'échantillon. Elle consiste à effectuer une classification *mixte* de l'échantillon en utilisant les variables de catégorie I comme variables actives, et les variables de catégorie II comme variables illustratives. La classification *mixte* consiste en une classification de l'échantillon par l'algorithme *K-means* afin d'identifier le nombre de classes présentes dans l'échantillon, puis en une classification des individus dans les classes par classification ascendante hiérarchique. En étudiant ensuite les

caractéristiques particulières des individus répartis dans chaque classe, il sera alors possible de définir des règles de description de la classe, ainsi que des règles de prédiction des valeurs des variables de catégorie II à partir des valeurs des variables de catégorie I.

La deuxième approche utilisée consiste à prédire certaines variables de catégorie II à partir des variables de catégorie I, en utilisant des arbres de décisions basés sur l'algorithme CART (Zighed et al 2000). Se pose ici le problème du choix des variables de catégorie II que l'on souhaite prédire et de ce qu'elles représentent au niveau du déroulement de la procédure chirurgicale. En outre, se pose encore et toujours le problème du petit nombre d'individus et de la distribution asymétrique donc très instable de ces individus dans l'échantillon.

## 3 Résultats

### 3.1 Première méthode

Pour la première méthode, nous avons utilisé une classification par l'algorithme *K-means* afin de nous donner une idée du nombre de classes présentes dans notre échantillon de 159 cas chirurgicaux. Les variables de catégorie I sont utilisées comme variables actives et les variables de catégorie II sont uniquement intégrées en tant que variables illustratives, c'est à dire qu'elles n'interviennent pas dans l'algorithme de classification. On obtient le dendrogramme qui nous indique qu'il est possible de partitionner notre échantillon en 2, 3, 4, 6 ou 9 classes.

Nous avons ensuite utilisé une classification ascendante hiérarchique en fixant à 6 le nombre de classes que l'on désire obtenir. La répartition des individus dans chaque classe est détaillée dans le tableau 1. Pour chaque classe, on donne l'effectif et les variables de catégorie I les plus représentatives. Par variable représentative de la classe, on entend le couple (*variable, valeur*) pour lequel le pourcentage d'apparition dans la classe est sensiblement plus élevé que pour l'échantillon global. Les variables en italique sont les variables de catégorie II, elles n'ont qu'un rôle illustratif.

### 3.2 Deuxième méthode

Dans le cadre de la deuxième méthode, nous nous sommes intéressés au positionnement du patient. Le positionnement du patient est une problématique récurrente très importante en neurochirurgie (Sevach et al 1992). Cette position doit être choisie avant l'intervention, afin d'obtenir le meilleur angle de visibilité de la région d'intérêt et de minimiser la déformation cérébrale peropératoire (ou *brainshift*, terme anglo-saxon) en tenant compte des contraintes anesthésiques. Des discussions avec les neurochirurgiens et une étude manuelle préalable nous ont indiqué que le positionnement dépend de la localisation de la tumeur. Nous avons donc construit l'arbre de décision nous permettant de prédire le positionnement du patient à partir de la localisation de la tumeur, au niveau du lobe. Les éléments de notre ensemble sont les cas chirurgicaux décrits par les attributs LobeTemporal, LobeParietal, LobeOccipital et LobeFrontal. Nous avons utilisé l'algorithme CART, avec un échantillon d'apprentissage composé de 106 cas chi-

rurgicaux, et un ensemble de test composé de 53 cas chirurgicaux. L'arbre de décision obtenu est illustré par la figure 2.

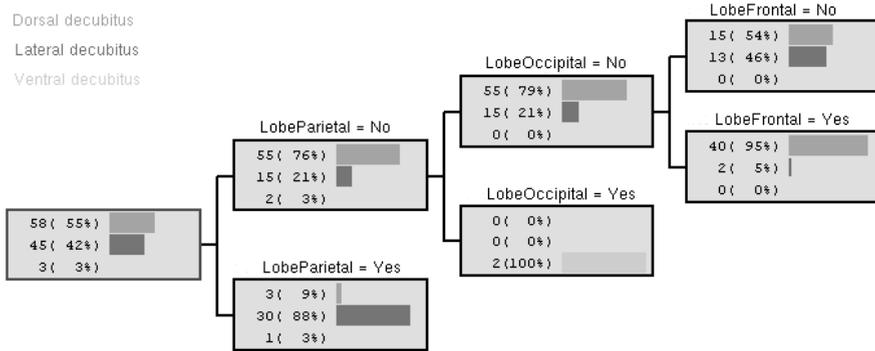


FIG. 2 – Arbre de décision pour les cas chirurgicaux décrits par quatre attributs *LobeTemporal*, *LobeParietal*, *LobeOccipital* et *LobeFrontal*, et pouvant appartenir à trois classes dorsal, latéral ou ventral décubitus.

Les règles de décision correspondant à cet arbre sont les suivantes :

Si *LobeParietal* = No ET *LobeOccipital* = No ET *LobeFrontal* = No ALORS Dorsal.

Si *LobeParietal* = No ET *LobeOccipital* = No ET *LobeFrontal* = Yes ALORS Dorsal.

Si *LobeParietal* = No ET *LobeOccipital* = Yes ALORS Ventral.

Si *LobeParietal* = Yes ALORS Lateral.

## 4 Discussion

Nous avons présenté des résultats obtenus par des méthodes d'extraction automatique sur un ensemble de cas chirurgicaux. Ces résultats peuvent apparaître facilement prédictibles et restent évidemment peu concluants vu le petit nombre d'individus peuplant l'ensemble étudié. Toutefois, ces résultats sont intéressants dans le sens où ils démontrent la pertinence d'une telle méthodologie : il est possible de mettre en évidence des invariants dans le déroulement d'une procédure chirurgicale à l'aide de méthodologies issues de l'ECD.

Les résultats de la première méthode nous apportent une classification de notre échantillon en six classes distinctes. Les variables de catégorie II ont été utilisées de façon illustrative, les classes obtenues représentent donc une agglomération des cas chirurgicaux par ressemblance entre la description du profil du cas, c'est à dire des variables de catégorie I. On observe toutefois en étudiant les variables de catégorie II

de chaque classe qu'il existe une ressemblance au sein des variables de catégorie II, c'est à dire dans la description du déroulement de la procédure chirurgicale. On peut donc émettre l'hypothèse que deux cas chirurgicaux avec des profils identiques (forme, nature, amplitude et localisation de la tumeur) auront deux déroulements de procédure (positionnement du patient, nombre d'étapes, ordre des étapes, etc.) sensiblement identiques.

Les résultats de la deuxième méthode nous proposent des règles de décision permettant de prédire le positionnement du patient d'après la connaissance de la localisation de la tumeur dans un ou plusieurs lobes. Cet arbre de décision présente une erreur de prédiction ou coût de mauvais classement de 0,18. Quoique cette erreur soit tout à fait acceptable, elle est en partie due, à notre avis, au manque de précision dans la définition de la localisation de la tumeur. Toutefois, la construction d'un arbre de prédiction du positionnement du patient à partir de la localisation de la tumeur dans un ou plusieurs gyri n'est pas envisageable à l'heure actuelle vu la taille de notre échantillon et la distribution de la variable TargetLoc.

Nous nous sommes aussi interrogés sur les biais introduits dans nos données. Il faut faire une distinction entre les deux visions différentes que le neurochirurgien peut avoir de l'intervention : la procédure idéale et la procédure réelle soumise aux contraintes techniques, humaines et matérielles. Les différences se définissent en terme d'outils disponibles ou non, de contexte opératoire (si l'intervention est planifiée de longue date, il sera possible de faire bénéficier le patient d'une série complète d'examen alors que s'il s'agit d'une intervention en urgence, il n'y a souvent le temps que pour un scanner). Les moyens techniques à la disposition du chirurgien influencent beaucoup la préparation et par conséquent, le déroulement de la procédure. Ce biais et cette difficulté à distinguer la procédure idéale de la procédure réelle pourraient expliquer les cas chirurgicaux atypiques remarqués dans les résultats, et qui induisent une erreur de classification ou une erreur de prédiction.

Comme nous l'avons vu précédemment, le passage sous forme tabulaire de nos données n'est pas trivial. La transformation de données hiérarchisées, issues de la vision du monde chirurgical, en un tableau plat propice à l'ECD est un problème important : ce passage n'est pas automatique et reste largement tributaire des interprétations et des simplifications que l'on peut faire. Il est nécessaire de garder un contrôle sur la perte d'information qui en découle, ainsi que sur les hypothèses implicites que l'on introduit, car la pertinence et la qualité des résultats obtenus par les méthodologies d'ECD sont fortement dépendants des choix faits lors de cette transformation. La traduction de données structurées sous forme tabulaire introduit un biais : comme nous l'avons souligné précédemment, les colonnes du tableau qui représentent les variables décrivant les individus doivent être indépendantes entre elles. Or, les données structurées sont liées entre elles par des relations hiérarchiques, elles ne sont donc pas indépendantes.

## 5 Conclusion

Dans ce article, nous avons cherché à mettre en évidence des invariants dans le déroulement des interventions, en utilisant un ensemble de cas chirurgicaux. Cet ensemble contient les descriptions de procédures chirurgicales, structurées en XML d'après

les concepts et relations du *modèle générique*. L'utilisation de ce formalisme nous donne la possibilité de définir des métriques de comparaison entre les différents cas chirurgicaux. Nous avons vu que la mise en œuvre de méthodes d'extraction permettant de mettre en évidence les invariants n'est pas triviale, de par notamment le caractère complexe de nos données. Les problèmes à résoudre sont encore nombreux et cette partie du travail semble promettre de nombreuses perspectives de recherche dans les années à venir.

Malgré le faible nombre de cas chirurgicaux dans notre ensemble d'étude et la trivialité apparente de certains résultats, ces études sont pertinentes car basées sur des cas concrets. Elles cherchent à démontrer la faisabilité de notre méthodologie et la possibilité de formaliser de manière explicite des connaissances sur le déroulement de la procédure chirurgicale.

## Références

- Shahidi R., Clarke L., Bucholz RD., Fuchs H., Kikinis R., Robb RA. et Vannier MW. (2001), White paper : Challenges and Opportunities in Computer-Assisted Interventions, *Computer Aided Surgery*, 6, pp. 176-181.
- Jannin P., Raimbault M., Morandi X., Riffaud L. et Gibaud B. (2003), Models of Surgical Procedures for Multimodal Image-Guided Neurosurgery, *Computer Aided Surgery*, 8 :2, pp. 98-106.
- Hand D., Manilla H. et Smyth P. (2000), *Principles of Data Mining*, Éditions MIT Press.
- Lebart I., Morineau A. et Piron M. (2000), *Statistique exploratoire multidimensionnelle*, Éditions Dunod.
- Zighed D. et Rakotomalala R. (2000), *Graphes d'induction : apprentissage automatique et data-mining*, Éditions Hermès.
- Sevach I., Cohen M. et Rappaport ZH. (1992), Patient positioning for the operative approach to midline intracerebral lesions : technical note, *Neurosurgery*, 31 :1, pp. 154-155.

## Summary

These last years, a new discipline emerged from the recent progress in data processing and numerical imaging : computer assisted surgery. Computer assisted surgery systems contribute to improve the course of surgical procedures. A long-term objective of our work is to propose new solutions for improving these systems, by basing these solutions on the surgeon knowledge of the surgical procedure and by using a generic model that capture and represent this particular knowledge. This article presents a methodology of exploitation of surgical cases described using this generic model, by using data-mining algorithms, in order to highlight invariants in the structured descriptions of surgical cases. Moreover, it details some of the difficulties encountered because of the complexity of the studied data.

Mise en évidence d'invariants dans une population de cas chirurgicaux

Variable	% Groupe	% Global
<b>Classe 1</b> effectif : 34		
LobeTemporal = Yes	100	40.88
LobeParietal = No	100	71.07
TargetRef = Malignant tumor	97.06	76.73
LobeFrontal = No	94.12	55.97
TargetAmplitude = Subcortical	76.47	49.69
<i>SkinIncisionForm = ? shape</i>	47.06	13.21
<b>Classe 2</b> effectif : 37		
LobeParietal = No	100	28.93
TargetRef = Malignant tumor	94.59	76.73
<i>SkinIncisionForm = Horseshoe shape</i>	91.89	41.51
LobeFrontal = No	86.49	55.97
<i>PatientPosition = Lateral decubitus</i>	86.49	40.25
<b>Classe 3</b> effectif : 8		
LobeOccipital = Yes	100	5.03
<i>PatientPosition = Ventral decubitus</i>	75	4.40
LobeFrontal = No	100	55.97
<b>Classe 4</b> effectif : 38		
LobeFrontal = Yes	100	44.03
<i>PatientPosition = Dorsal decubitus</i>	100	55.35
LobeParietal = No	100	71.07
LobeTemporal = No	92.11	59.12
<i>SkinIncisionForm = Arciform</i>	84.21	42.14
<b>Classe 5</b> effectif : 25		
TargetRef = Benign tumor	100	23.27
TargetShape = Regular	96	64.15
<i>TransgyralApproach = None</i>	88	63.52
<i>NumberOfSteps = Six</i>	84	45.28
<b>Classe 6</b> effectif : 17		
TargetAmplitude = Cortical	100	11.32
<i>TransgyralApproach = None</i>	100	63.52
TargetShape = Regular	94.12	64.15
<i>NumberOfSteps = Six</i>	76.47	45.28

TAB. 1 – Répartition des individus dans les 6 classes obtenues après classification.