

Reconnaissance d'objets par vision focalisée

Focus vision based object recognition

Noël Trujillo¹

Frédéric Chausse¹

Roland Chapuis¹

¹ LASMEA - UMR 6602 UBP/CNRS

24, av. des Landais - 63177 AUBIERE CEDEX
trujillo@lasmea.univ-bpclermont.fr

Résumé

La reconnaissance d'objets est une tâche difficile car les objets du monde réel sont hautement variables en aspect, taille, couleur, position dans l'espace, etc...Le système de reconnaissance d'objet doit donc présenter une très grande adaptabilité. La méthode de reconnaissance d'objets proposée ici est capable de s'auto-adapter à l'instance de l'objet. Elle utilise un processus de focalisation de l'attention dans la totalité de l'espace des caractéristiques et non pas dans le seul espace géométrique. Il en résulte une diminution de la combinatoire de recherche des correspondances de caractéristiques par rapport aux approches structurelles classiques. Deux exemples issus de l'analyse de scènes routières sont présentés à titre d'illustration.

Mots clé

Reconnaissance d'objets, Analyse d'images, focalisation de l'attention.

Abstract

Object recognition is a very complex task because real world objects (rigid or deformable) are highly variant in aspect, size, color, spatial localization, etc., which demands a highly adaptive recognition system. In this paper we propose a framework for object (pattern, in the general case) recognition which is able to self-adapt on the task at hand and which uses a focus of attention process made in the general feature space and not only in the geometric space. This results in a diminution of the combinatorial problem when searching for parts correspondence in structural approaches. Examples for road and vehicle recognition are presented.

Keywords

Object recognition, Image analysis, focus of attention.

1 Introduction

1.1 Focalisation dans les approches récentes en reconnaissance d'objets

Des études psychologiques récentes [2] montrent que la tâche de perception visuelle est largement adaptée au but à atteindre. Le fait qu'une scène visuelle soit projetée sur la rétine ne veut pas dire que toute l'information projetée doit être "reconnue" ou plus simplement "vue". Ceci signifie que nous voyons seulement les informations que nous voulons ou que nous devons voir et qui dépendent d'un modèle. Ainsi, la quantité d'information à traiter pour un processus de reconnaissance est fortement réduite par une *focalisation de l'attention*. En appliquant ce principe à la mise en correspondance dans les approches structurelles, le processus de focalisation diminue fortement le nombre de caractéristiques candidates possibles et donc réduit la combinatoire et augmente le rapport signal/bruit.

La focalisation peut s'appliquer sur le plan image (fenêtre d'intérêt), dans l'espace géométrique 3D (attitude probable d'un objet), ou dans la totalité de l'espace des caractéristiques (recherche d'un segment de droite dans une zone particulière de l'image avec une couleur et une orientation spécifique par exemple).

Cette focalisation de l'attention peut être vue comme un filtrage : la détection des caractéristiques est supervisée par le modèle de haut niveau de l'objet de manière à fournir à ce modèle uniquement l'information dont il a besoin à un moment donné.

Dans le cadre de l'analyse d'images, la focalisation de l'attention peut être réalisée par une cascade de classificateurs ([9]). Les classificateurs, peu coûteux en calculs, fonctionnent comme des filtres qui focalisent la recherche des caractéristiques dans des régions particulières de l'image ou des candidats possibles sont susceptibles de se trouver. Des classificateurs plus complexes sont alors appliqués dans ces régions candidates. Il en résulte une réduction importante du temps de traitement.

Les méthodes de reconnaissance par apparence parmi les

plus performantes nécessitent un balayage de la totalité de l'image à plusieurs résolutions pour la recherche des caractéristiques à classer ([4]). Le temps de traitement est alors très long. Ces méthodes ont pu être adaptées en leur ajoutant un processus de focalisation qui limite la zone de l'image à traiter. Par exemple, pour la reconnaissance de véhicule dans des scènes routières, l'attention est focalisée par l'utilisation des ombres des véhicules comme zones candidates possibles ([11]).

Contournant la séparation classique entre approches structurelles et approches par apparence, nous proposons une approche hybride qui permet de traiter des objets déformables ou d'interpréter des scènes, tout en gardant une utilisation de l'apparence locale des caractéristiques de l'objet.

1.2 Vers une formalisation plus générale de la focalisation

La reconnaissance a besoin d'un modèle de l'objet. Pour l'être humain, ce modèle correspond à une représentation mentale de l'objet qui peut être apprise en retenant les caractéristiques les plus discriminantes de l'objet. Les caractéristiques peuvent être toutes sortes d'attributs de l'objet : forme, couleur, texture, taille, volume, etc. . . Dans le cas d'un système automatique, il faut noter que la reconnaissance de l'objet est très liée à sa représentation. Or les caractéristiques d'une même classe d'objets du monde réel varient beaucoup. Un processus de reconnaissance hautement adaptatif est donc nécessaire. Cette adaptabilité s'accompagne nécessairement d'une combinatoire élevée qui augmente les temps de calcul et diminue l'intérêt pratique des méthodes. Nous proposons, pour résoudre ce problème de systématiser la focalisation de l'attention dans la recherche des caractéristiques. Le processus proposé est récursif : à partir de la valeur initiale des paramètres du modèle de l'objet, une hypothèse est émise pour rechercher la caractéristique la plus nécessaire à sa reconnaissance. Si la détection de cette caractéristique est possible, elle est prise en compte pour remettre le modèle à jour. Sinon, une autre hypothèse est sélectionnée. La remise à jour se traduit par une focalisation de plus en plus serrée qui contribue à accélérer le processus. De plus, la non-extraction d'une caractéristique n'est pas bloquante ; elle conduit simplement à une autre sélection d'hypothèse.

Dans le but de définir une méthode de reconnaissance où la focalisation est réalisée de manière systématique, nous tentons de définir un cadre formel. Nous montrons comment ce même cadre peut être utilisé pour l'interprétation de scène par son application à plusieurs niveaux.

2 Cadre général pour la focalisation en reconnaissance d'objet

La méthode proposée est basée sur un processus récursif de reconnaissance supervisé par un modèle statistique qui prend en compte les relations entre les caractéristiques de l'objet. Cette approche trouve son origine dans une mé-

thode de détection de bord de voies dans des images pour l'aide à la conduite [1]. Une amélioration est proposée dans le but de pouvoir traiter des objets variables en échelle, position et apparence comme introduit dans [6].

2.1 Définition du modèle

Dans l'approche proposée, la forme géométrique de l'objet est modélisée par une fonction. Ce modèle est complété par une représentation multi-échelle. Il inclut des informations d'apparence aussi bien que des informations structurelles cumulant les avantages de chacune. La partie structurelle du modèle est utilisée pour la prise en compte des relations entre les caractéristiques qui ne seront donc jamais considérées comme a priori indépendantes (structuration globale de l'objet). La partie apparence rend compte de l'aspect local de ces caractéristiques. La définition du modèle est un point crucial de cette méthode.

Le modèle de l'objet est constitué de N caractéristiques \mathcal{F}_i . Pour chacune d'elle est définie :

- un vecteur de paramètres \underline{P}_i et sa matrice de covariance \mathbf{C}_{P_i}
- un poids w_i significatif de la pertinence de la caractéristique dans le processus de reconnaissance
- une fonction de détection $f_i(\underline{P}_i, \mathbf{C}_{P_i})$ qui fournit une estimation \hat{P}_i de \underline{P}_i
- une fonction de coût $\chi_i(\underline{X}, \mathbf{C}_X)$

Vecteur de paramètres \underline{P}_i Chaque caractéristique \mathcal{F}_i est représentée par un vecteur $\underline{P}_i = (o_{i1}, \dots, o_{iM_i})^t$ de M_i paramètres o_{ij} qui peuvent être par exemple, les coordonnées image du centre de la caractéristique, une couleur ou un niveau de gris moyen, la réponse d'un filtre adapté dans une zone donnée de l'image, etc. . . Ainsi, l'espace des caractéristiques ne se limite pas à un espace géométrique.

Les vecteurs \underline{P}_i sont regroupés dans un vecteur $\underline{X} = (\underline{P}_1^t, \dots, \underline{P}_N^t)^t$ qui est considéré comme une variable aléatoire multidimensionnelle de densité de probabilité supposée gaussienne et dont la matrice de covariance est notée \mathbf{C}_X . Le couple $(\underline{X}, \mathbf{C}_X)$ constitue le modèle de l'objet.

Poids w_i de pertinence d'une caractéristique Ce poids, qui indique la pertinence dans le processus de reconnaissance de la caractéristique à laquelle il est associé, prend des valeurs comprises dans l'intervalle $[0, 1]$. Il est de nature probabiliste et indique la probabilité d'une bonne détection de la caractéristique \mathcal{F}_i . Il est déterminé par apprentissage.

Fonctions de détection La fonction de détection $d_i = f_i(\underline{P}_i, \mathbf{C}_{P_i})$ associée à une caractéristique \mathcal{F}_i est un opérateur de traitement d'image bas niveau qui dépend fortement de l'application et de la nature de la caractéristique. Cette fonction de détection extrait une estimation des paramètres o_{ij} dans une fenêtre d'intérêt centrée sur \underline{P}_i et dont la taille est déterminée à partir de la matrice de covariance \mathbf{C}_{P_i} de manière à ne prendre en compte que les possibilités plausibles (au sens de la valeur courante du modèle statistique). La fonction de détection retourne un booléen

d_i dont la valeur indique si la détection a réussi ($d_i = 1$) ou échoué ($d_i = 0$). Le paramétrage de la fonction de détection par l'état courant de la caractéristique (représenté par \underline{P}_i et \mathbf{C}_{P_i}) **réalise concrètement** la focalisation dans le sous-espace de l'espace complet des paramètres de la caractéristique. La fenêtre d'intérêt est l'expression "visible". Ainsi, le système de reconnaissance s'adapte en sélectionnant l'information la plus appropriée en fonction de l'objectif.

Fonctions de coût La fonction de coût $\chi_i(\underline{X}, \mathbf{C}_X)$ représente le coût d'estimation des paramètres de la caractéristique \mathcal{F}_i qui lui correspond. Le coût dépend de l'état courant du modèle et du poids w_i de la caractéristique. Il est fortement lié au temps de calcul nécessaire à l'estimation des paramètres de la caractéristique par la fonction de détection (taille de la fenêtre d'intérêt) et également à la pertinence de la caractéristique. Le coût arbitre le compromis entre pertinence et temps de calcul pour une optimisation globale de la tâche à accomplir : reconnaître au mieux l'objet. En outre, le coût dépend du niveau de reconnaissance car, le processus étant itératif, la fenêtre d'intérêt d'une même caractéristique est différente d'un niveau de reconnaissance k au suivant $k + 1$. Elle est définie par :

$$\chi_i(\underline{X}(k), \mathbf{C}_X(k)) = t_{c_i} w_i^{-1} \quad (1)$$

où t_{c_i} est le temps de calcul nécessaire à la détection de la caractéristique \mathcal{F}_i au niveau de recherche courant k .

Critère d'arrêt Ce critère fixe l'arrêt du processus de reconnaissance et indique si l'objet a été reconnu ou non. Il est défini par rapport à un seuil τ a priori fixé pour une application :

$$\eta = \frac{\sum_{i=1}^N w_i d_i}{\sum_{i=1}^N w_i} \geq \tau \quad (2)$$

N étant le nombre total de caractéristiques et d_i le booléen en sortie de la fonction de détection.

2.2 Etapes de la reconnaissance focalisée

Apprentissage. L'apprentissage est un processus hors ligne dont l'objectif est de donner une valeur initiale réaliste au modèle statistique. L'objectif est de limiter d'emblée la zone de recherche dans l'espace des caractéristiques. Il s'agit de déterminer une valeur numérique initiale $\underline{X}(0)$ $\mathbf{C}_X(0)$ pour le vecteur \underline{X} et pour sa matrice de covariance \mathbf{C}_X . L'étape d'apprentissage fixe également la valeur initiale $\underline{P}_i(0)$ et $\mathbf{C}_{P_i}(0)$ pour chaque caractéristique constituant l'objet.

Au stade k du processus de reconnaissance, ces valeurs sont affinées par une mise à jour qui prend en compte la sortie de la fonction de détection choisie à ce stade grâce aux fonctions de coût. Le modèle évolue vers une valeur $(\underline{X}(k), \mathbf{C}_X(k))$.

Bien qu'aucune méthode d'apprentissage ne soit préconisée a priori, les exemples présentés ci-après utilisent la projection perspective d'une représentation géométrique afin de pouvoir reconnaître des objets variables en échelle.

Reconnaissance réursive. Les deux caractéristiques principales de l'algorithme sont :

1. la reconnaissance s'effectue dans l'espace des caractéristiques
2. elle est guidée par le modèle statistique de manière à focaliser la recherche dans un sous-espace de l'espace des caractéristiques

Il est ainsi possible de choisir une représentation plus complète de l'objet (c'est-à-dire incluant de nombreuses caractéristiques) tout en limitant la combinatoire dans la recherche des caractéristiques.

Avec une représentation de l'objet telle que celle utilisée, la reconnaissance peut être faite de différentes manières, par exemple par une recherche séquentielle des caractéristiques avec mise en cascade des fonctions de détection (un exemple est donné dans [9]). L'inconvénient de ce type d'approche est que le processus est stoppé dès qu'un détecteur n'a pas répondu (au cause par exemple d'une occultation partielle) alors que les autres caractéristiques sont potentiellement observables. Pour contourner cet écueil, l'algorithme proposé est récursif. La recherche peut ainsi continuer même si certaines caractéristiques n'ont pu être détectées. La limitation de l'évolution réursive est effectuée par une technique de branch-and-bound [10].

L'organigramme de la figure 1 décrit l'algorithme de reconnaissance.

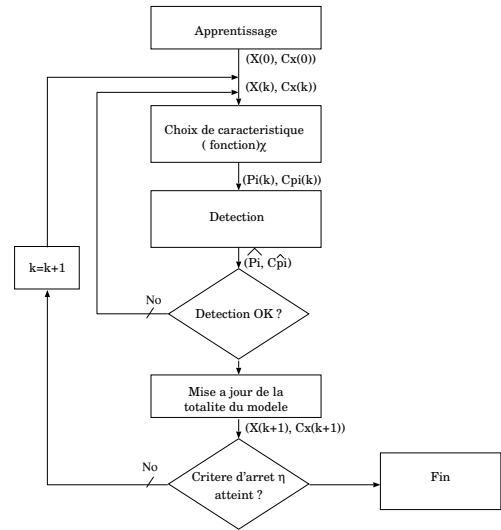


FIG. 1 – Organigramme simplifié de l'algorithme de reconnaissance

Le processus commence avec la valeur initiale $(\underline{X}(0), \mathbf{C}_X(0))$ issue de l'apprentissage. La caractéristique de plus faible coût est déterminée avec les fonctions χ . La fonction de détection de cette caractéristique est appliquée sur le sous-espace de l'espace des caractéristiques délimité par $(\underline{P}_i(0), \mathbf{C}_{P_i}(0))$. Cette focalisation entraîne une diminution du nombre de candidats potentiels. Si la détection s'est avérée possible, une

estimation \hat{P}_i de la caractéristique i est obtenue. Elle est prise en compte pour mettre le modèle à jour grâce à un filtre de Kalman :

$$\underline{X}(k+1) = \underline{X}(k) + \mathbf{K}[\hat{P}_i - \underline{P}_i(k)]$$

$$\mathbf{C}_X(k+1) = \mathbf{C}_X(k) - \mathbf{K}\mathbf{H}\mathbf{C}_X(k)$$

avec

$$\mathbf{K} = \mathbf{C}_X(k)\mathbf{H}^t[\mathbf{H}\mathbf{C}_X(k)\mathbf{H}^t + \mathbf{C}_{\hat{P}_i}]^{-1}$$

– \mathbf{H} telle que $\underline{P}_i = \mathbf{H}\underline{X}$: lien entre \underline{P}_i et la totalité du vecteur \underline{X} .

– \hat{P}_i : estimée du vecteur de paramètre de la caractéristique i ,

– $\mathbf{C}_{\hat{P}_i}$: matrice de covariance des paramètres de la caractéristique i .

Dans le cas où la détection est impossible, l'algorithme continue la recherche par le choix de la caractéristique de second moindre coût. Après la mise à jour du modèle, la recherche des caractéristiques continue par le choix de celle qui a le moindre coût (parmi celles qui restent). Ce processus est réitéré jusqu'à ce que le critère d'arrêt η soit atteint. Il faut noter que le processus de focalisation revient à une recherche des caractéristiques en fonction du besoin courant du modèle créant ainsi un lien direct entre les opérateurs de détection (typiquement des traitements d'image bas niveau) et un modèle visuel de plus haut niveau. Il en résulte aussi un gain de temps de calcul important.

3 Exemples

Cette méthode a été utilisée pour la reconnaissance de deux types d'objets dans le contexte de l'analyse des scènes routières pour l'aide à la conduite : l'objet "route" et l'objet "véhicule obstacle avant".

3.1 Reconnaissance des bords de voie de circulation

But. L'objectif est de localiser un véhicule sur sa voie de circulation en détectant les bords de cette voie dans les images. C'est une fonctionnalité importante des systèmes de transports intelligents.

Modèle utilisé. Les caractéristiques sont 20 abscisse u_i dans le repère image de points des bords de la voie (10 sur le bord gauche et 10 sur le droit) pour des ordonnées (lignes d'image) v_i fixées.

Fonctions de détection. Ces caractéristiques sont détectées par une fonction de traitement d'image bas niveau basée sur l'ajustement à une droite des points de gradient maximum de chaque ligne de la zone d'intérêt courante. Les paramètres u_i des caractéristiques sont les abscisses image des deux points d'intersection de la droite ajustée avec les bords haut et bas de la zone d'intérêt.

Fonction de coût. Ici, les fonctions de coût sont directement liées à la taille de la zone d'intérêt à traiter dans l'image. Le calcul du coût considère la variance des caractéristiques extraite de la diagonale de la matrice de covariance du modèle statistique.

Résultats de la reconnaissance de bords de voie. Cette application, testée sur plus de 3000 images a reconnu la route dans 2834 cas. Elle a déjà été largement publiée. Pour plus de détails, voir [1].

La figure 2 donne quelques exemples d'illustration.



FIG. 2 – Exemple de reconnaissance de bords de voie

3.2 Reconnaissance de véhicule à l'avant

But. L'objectif est de reconnaître dans une image l'arrière d'un véhicule qui circule à l'avant et dans le même sens que le véhicule porteur de la caméra. L'application concerne la détection et la localisation d'obstacle pour un système d'aide à la conduite.

Modèle utilisé. Le modèle utilisé est constitué de 18 caractéristiques \mathcal{F}_i correspondant au contour de l'arrière du véhicule (figure 3). Chacune est composée de trois paramètres regroupés dans un vecteur $\underline{P}_i = (u_i, v_i, \zeta_i)$, où u_i

et v_i sont les coordonnées du centre de la zone image qui limite la caractéristique et ζ_i la direction du principal contour dans cette zone.



FIG. 3 – Position dans l’image des 18 caractéristiques \mathcal{F}_i formant le modèle du véhicule

L’apprentissage est réalisé à partir de la projection perspective d’un modèle géométrique générique 3D d’un arrière de véhicule. Des détails sont données dans [6]. Ceci permet une recherche du véhicule dans seulement 4 niveaux d’échelle comme expliqué dans le paragraphe 4.

Fonctions de détection. Les fonctions de détection sont basées sur des classificateurs SVM qui recherchent l’apparence de chaque caractéristique dans la zone d’intérêt focalisée par l’algorithme. L’entrée de ces classificateurs est la composante de phase d’une QGWT (Quaternion Gabor Wavelet Transform) [5] préalablement apprise sur une base de 500 images d’arrière de véhicule.

Fonction de coût. Les fonctions de coût sont fixées a priori en prenant en considération principalement le niveau d’échelle (le coût augmente avec le niveau de résolution).

Résultats de la reconnaissance de véhicules. L’algorithme a été testé sur une séquence temporelle de plus de 500 images et également sur une base de 500 images éparpillées de véhicules vue de l’arrière. Un taux de reconnaissance de 96% a été obtenu. Les véhicules situés à des distances allant de 5m à 90m sont correctement reconnus. La figure 4 montre des exemples de reconnaissance obtenus avec cette méthode.

Extension à la localisation de l’obstacle. L’apprentissage est effectué à partir d’un modèle géométrique du véhicule qui fait intervenir sa position dans la scène 3D et notamment la distance qui le sépare du véhicule équipé de la caméra. Le lien statistique entre les caractéristiques de l’objet et cette distance est donc établi pendant cette étape. Il est alors quasi immédiat d’ajouter la distance comme une caractéristique dans le vecteur des paramètres du modèle. La distance est ainsi remise à jour après chaque détection en même temps que le reste du modèle. La figure 4 montre des résultats de cette estimation de distance.

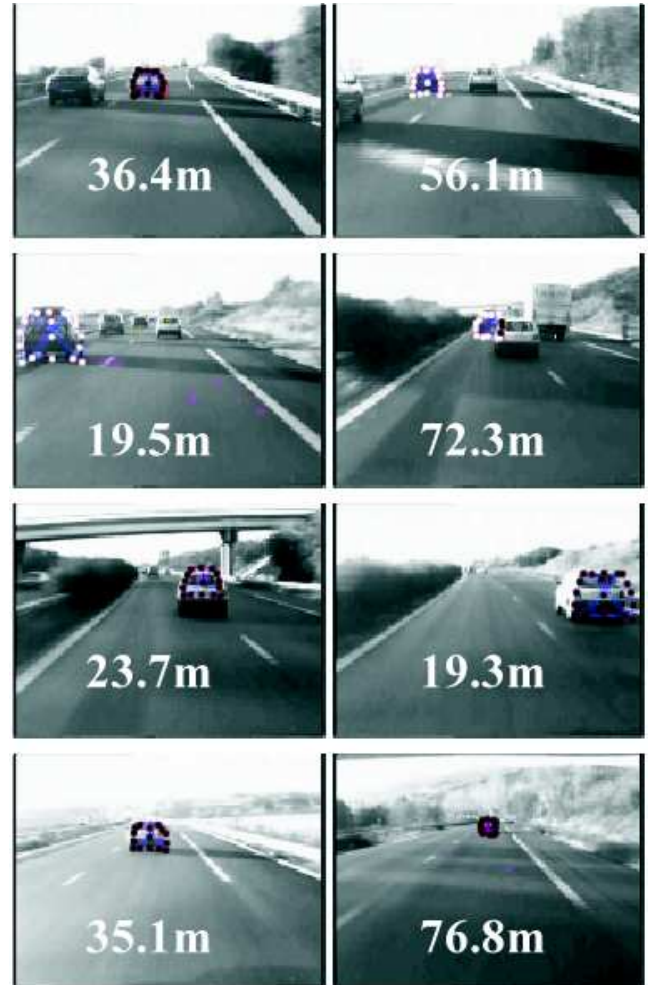


FIG. 4 – Exemple de résultats de reconnaissance de véhicules

4 Conclusion

Un cadre pour la reconnaissance d’objet dans des images est présenté. Les exemples de son utilisation montrent son adaptabilité à des objets de nature différente. Les résultats obtenus sur des images issues de prises de vue en situation réelle de scène d’extérieur soulignent ses performances. L’idée principale de focaliser la recherche des caractéristiques dans un sous-espace de l’espace complet de ces caractéristiques est une contribution originale de ce travail, de même que la technique de recherche récursive qui permet la reconnaissance même si toutes les caractéristiques n’ont pu être observées.

En terme de perspectives et au delà d’améliorations immédiates apportées par la validation expérimentale, cette méthode offre d’autres possibilités :

Analyse multi-résolution. Cette méthode traite élégamment le cas de la reconnaissance d’objets pouvant être observés dans les images avec des tailles très différentes. La bibliographie propose plusieurs approches pour l’analyse

multi-résolution ([4], [9]). Avec des objets rigides, une analyse très fine en résolution doit être faite. Typiquement, des sauts d'échelle de $\frac{1}{4}$ donnent de bons résultats ce qui correspond à environ 11 niveaux d'échelles à analyser. La reconnaissance d'un objet nécessite donc un balayage horizontal et vertical complet de l'image à chacune de ces 11 échelles. Il en résulte des temps de calcul très longs.

Dans la méthode proposée, l'utilisation de caractéristiques géométriques pour l'objet ainsi que de leur covariance définit implicitement pour une échelle donnée une variabilité dans la taille image de l'objet autour de la taille moyenne apprise. Tirant avantage de ces variations permises, l'algorithme n'a besoin d'effectuer la recherche qu'à 4 niveaux d'échelle différents. Le choix de l'échelle d'observation de l'objet s'effectue naturellement en considérant le niveau d'échelle comme l'une des caractéristiques de l'objet.

Caractéristiques à fonction de détection multiple. Le processus peut avoir, pour une même caractéristique, plusieurs fonctions de détection. Ceci peut être très utile pour reconnaître un même objet à partir de capteurs différents. Considérons par exemple que deux capteurs sont disponibles pour détecter un véhicule dans une scène routière : un RADAR et une caméra. Grâce aux fonctions de coût, le système utilisera la fonction de détection la mieux adaptée à la situation : le RADAR pour la distance et l'image pour le positionnement horizontal et vertical. Les problèmes de dissonances rencontrés en fusion d'information peuvent ainsi être évités.

Interprétation de scène. La scène est structurée de manière hiérarchique (figure 5). Les branches symbolisent les dépendances entre les différents éléments (objets ou caractéristiques).

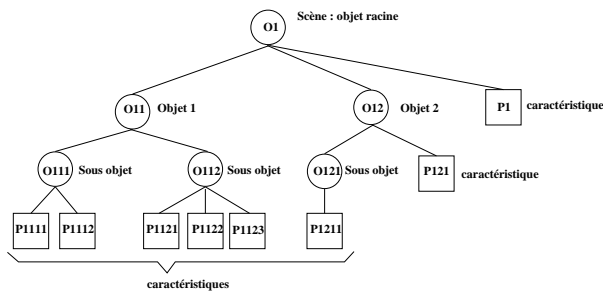


FIG. 5 – Structure d'une scène hiérarchisée.

Les relations entre les objets composant la scène sont apprises et sont incluses dans le modèle initial $(\underline{X}(0), C_X(0))$. Dans ce cas, les fonctions de détection sont des fonctions de reconnaissance des sous-objets. L'utilisation des fonctions de coût permet de focaliser la recherche sur l'objet dont la détection en premier lieu conduit plus certainement à l'analyse de la scène.

Des évolutions à plus long terme concernent principalement l'apprentissage automatique des caractéristiques discriminantes d'un objet pour éviter le problème d'une sélection dépendante de l'utilisateur.

Références

- [1] Chapuis R. and Chausse F. Aufrère R. A model-driven approach for real-time road recognition. *Machine Vision and Applications*, 2001.
- [2] Most S. B., Scholl B. J., Clifford E. R., and Simons D. J. What you see is what you set : Sustained inattentive blindness and the capture of awareness. *Psychological Review*, 2005.
- [3] Peter Braß. Combinatorial geometry problems in pattern recognition. *Discrete and Computational Geometry*, 2002.
- [4] Papageorgiou C., Oren M., and Poggio T. A general framework for object detection. *Proc. Int. Conf. Computer Vision*, 1998.
- [5] Bayro-Corrochano E., Trujillo N., and Naranjo M. The role of the quaternion fourier descriptors for pre-processing in neural computing. 2003.
- [6] Chausse F., Trujillo N., Chapuis R., and Naranjo M. Object recognition by model based focused vision. 2004.
- [7] Schneiderman H. and Kanade T. Object detection using the statistics of parts. *International Journal of Computer Vision*, 2004.
- [8] Tarr M.J. Visual object recognition : Can a single mechanism suffice? *M. A. Peterson and G. Rhodes (eds.), Perception of Faces, Objects, and Scenes : Analytic and Holistic Processes*, pages 177–211.
- [9] Viola P. and Jones M. Rapid object detection using a boosted cascade of simple features. *Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2001.
- [10] Grimson W. Object recognition by computer : The role of geometric constraints. *MIT Press*, 1990.
- [11] Clady X., Collange F., Jurie F., Thuillot B., and Martinet P. Detection et suivi de vehicules par vision. *Colloque GRETSI'01 sur le traitement du signal et des images*, 2001.