

# Etude pour l'utilisation de caméras mono-CCD couleur en robotique

Thierry Baron, Maurice Briot

Laboratoire d'Automatique et d'Analyse des Systèmes du CNRS  
7, avenue du Colonel Roche  
31077 Toulouse Cedex

## Résumé

De nos jours, nombre de capteurs sont utilisés pour les tâches de perception en robotique. Nous montrons dans cette communication comment la modélisation de caméras achrome ou couleur peut permettre d'améliorer les tâches de perceptions. Nous avons retenu deux aspects principaux : la modélisation du bruit du capteur avec son influence sur les données images, et les altérations géométriques qui découlent plus particulièrement de l'utilisation de capteurs couleur.

## Introduction

Dans le cadre de nos recherches sur l'utilisation de la couleur en vision artificielle pour la robotique, nous avons été amenés à étudier les performances des capteurs de manière générale. Pour des raisons d'encombrement et de prix, nous avons opté pour des capteurs mono-CCD couleur, très largement répandus dans le domaine industriel, qui permettent d'accéder aux primaires RVB (Rouge, Vert, Bleu).

Pour exploiter de tels capteurs dans le domaine de la robotique, il a semblé nécessaire d'avoir une bonne connaissance des caractéristiques de bruit et des altérations induites par l'utilisation de capteurs couleur.

La première partie de cette communication concerne la modélisation du bruit engendré par le capteur, et l'utilisation du modèle dans un algorithme de segmentation en régions.

Nous traiterons ensuite les problèmes d'altérations plus spécifiques, entraînés par l'utilisation d'un capteur couleur.

Nous définissons ici le capteur comme étant l'ensemble de la chaîne d'acquisition-numérisation, ce qui permet de nous placer directement au niveau du traitement d'image.

Pour réaliser cette étude, nous avons utilisé la caméra mono-CCD couleur Micam 700, et une micam HRS achrome, de Digital Vision connectée à un système d'acquisition DATA-CUBE.

La caméra couleur est construite autour d'un mono-CCD couleur<sup>1</sup>, de résolution 756h × 582v, à filtres chromatiques verticaux (alternance de colonnes d'éléments photosensibles Rouge, Vert et Bleu). La résolution pour chacun des plans chromatiques (R, V, B) de l'image couleur est donc de 252h \* 582v, d'où une anisotropie de résolution entre les directions horizontale et verticale (x,y). Pour pallier ce manque de résolution horizontal, la plupart des constructeurs emploient des techniques analogiques de réhaussement de contours. Nous précisons dans la seconde partie l'influence de l'anisotropie de résolution.

## Abstract

Today, perception in robotics requires many sensors systems. We show in this paper how refining the modelling of achrom and color cameras can allow improving perception tasks. We focus here on two main aspects : noise modelization and its influence on image data, and geometric disturbances when dealing with color sensors.

## 1 Bruit global du capteur

La modélisation du bruit pour un capteur couleur peut être obtenue en considérant chaque plan chromatique de manière séparée. C'est pourquoi, nous avons choisi de présenter les résultats à partir d'un capteur achrome. L'extension à un capteur couleur peut alors être effectuée sur la base des résultats obtenus. Après une rapide description de la méthode d'évaluation du bruit, et de sa modélisation, nous présentons l'intégration du modèle dans un algorithme de segmentation en régions par "séparation-fusion" (split and merge).

### 1.1 Formalisme de l'image

On modélise dans le cas continu, la formation d'une image par l'équation :

$$ic(x, y) = \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} h(x-x', y-y')s(x', y')dx'dy' + \eta(x, y)$$

avec  $h$  fonction de transfert du système,  $s$  luminance des objets et  $\eta$  bruit de l'image. Sa transformée de Fourier sera l'équation (1) :

$$Ic(u, v) = H(u, v)S(u, v) + \eta(u, v) \quad (1)$$

Nous nous limitons ici à l'étude du bruit du capteur, en posant :

$$Ic(u, v) = S'(u, v) + \eta(u, v)$$

avec :

$$S'(u, v) = H(u, v) S(u, v)$$

d'où :

$$\eta(u, v) = Ic(u, v) - S'(u, v)$$

ce qui donne (2) dans le domaine spatial :

$$\eta(x, y) = i(x, y) - s'(x, y) \quad (2)$$

<sup>1</sup>Sony IEC 862cc



## 1.2 Méthode d'obtention du bruit

Pour obtenir le bruit correspondant au capteur, nous avons utilisé l'analyse fréquentielle et l'équation (2), en adoptant la démarche suivante :

- choix d'une sous-image de taille  $64 \times 64$  relative à une partie d'une charte de luminance à valeur constante.
- Transformation de Fourier directe.
- Filtrage dans l'espace de Fourier par un filtre adapté de type passe-bas.
- Transformation de Fourier inverse.
- Calcul de la différence entre l'image filtrée et l'image de départ.
- Estimation statistique des résultats.

Les résultats expérimentaux, ont été obtenus en utilisant une charte de gris composée de zones de réflectance à valeurs constantes. Pour chaque zone, il a été évalué, à une valeur d'ouverture donnée : l'intensité (moyenne, écart type), et le bruit (moyenne, écart type).

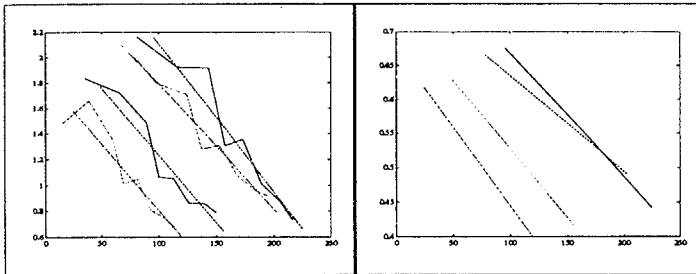


Figure 1 : Ecart type intensité en fonction de la moyenne  
Figure 2 : Ecart type du bruit en fonction de la moyenne

## 1.3 Choix du filtre fréquentiel

Pour réaliser le filtrage fréquentiel nous avons préféré utiliser un filtre de Butterworth (4) de premier ordre ( $n = 1$ ), plutôt qu'un filtre idéal qui induit des artefacts dans le domaine spatial. Le filtre  $G(f)$  de fréquence de coupure  $f_0$ , obtenu selon les équations (3) (4), permet de filtrer les fréquences associées au bruit qui sont situées au delà de  $f_0$ .

$$f = \sqrt{u^2 + v^2} \quad (3)$$

$$G(f) = \frac{1}{1 + (\frac{f}{f_0})^{2n}} \quad (4)$$

Nous avons pris comme fréquence de coupure  $f_0 = \frac{\pi}{2}$ , choisie par rapport aux conditions expérimentales (zones d'images à valeur quasi constante).

## 1.4 Résultats numériques et modélisation

La figure 1 représente pour 4 valeurs d'ouverture, les données expérimentales avec leurs approximations par des droites. Elle permet de mettre en évidence deux phénomènes :

- l'écart type  $\sigma$  est fonction de la moyenne de l'intensité  $\bar{i}$ .
- cette fonction dépend de l'ouverture  $\Phi$ .

Les conclusions précédentes sont également vérifiées par les résultats obtenus grâce au filtrage fréquentiel. La figure 2 représente les droites d'approximation de l'écart type du bruit  $\sigma_b$  sur la même série de données.

On peut en conclure que l'écart type sur l'intensité est linéairement lié à celui obtenu sur le bruit par :

$$\sigma = -A\bar{i} + C_\Phi = f(\sigma_b)$$

## 1.5 Utilisation du modèle

Pour valider cette modélisation de variation  $\sigma = f(\bar{i})$  a été intégrée dans un algorithme de "séparation-fusion". Les Figures 3, 4 et 5 visualisent respectivement : l'image intensité, la segmentation en région avec  $\sigma = cte$  et la même segmentation utilisant le modèle proposé. Les résultats montre que dans le cas de l'utilisation de  $\sigma = cte$ , on obtient une sous-segmentation en intensité. De nombreuses zones ont été regroupées de manière intempestive, alors que dans le cas de la figure 5 on constate une bonne séparation entre les régions.

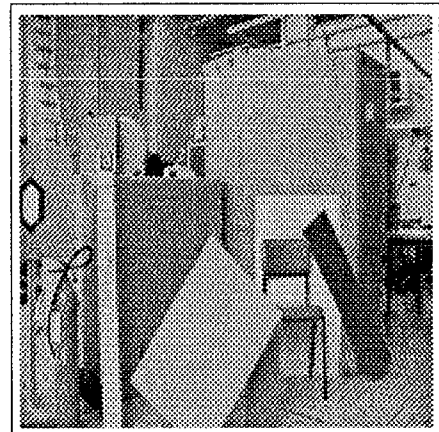


Figure 3 : Image intensité

La même démarche peut être envisagée pour étendre ces travaux à un capteur couleur. En effet les caméras couleur sont construites sur la base de CCD achromes auxquels on adjoint des filtres chromatiques. On considèrera alors chaque plan chromatique de manière indépendante.

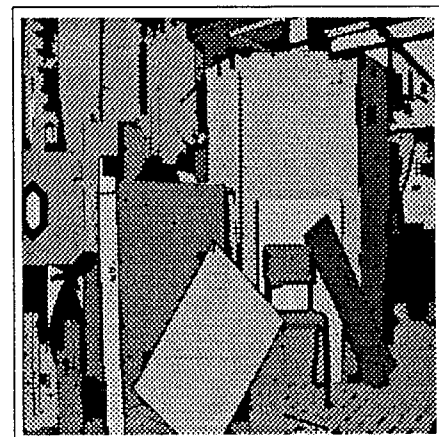


Figure 4 : Segmentation en région  $\sigma = 3$ .

## 2 Aspect géométrique

### 2.1 Méthode de calibration

Pour évaluer les défauts géométriques intrinsèques à l'obtention d'une image couleur, nous recherchons les transformations affines qui relient les trois composantes chromatiques (R,V,B) d'un point de vue géométrique. Ces transformations sont généralement constituées d'une homothétie

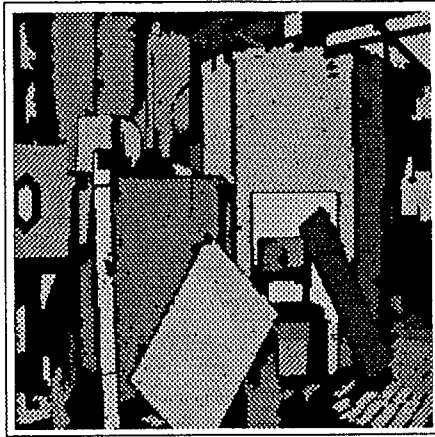


Figure 5 : Segmentation en région  $\sigma = f(\bar{m})$

	Axe	$\bar{k}$	$\sigma_k$ $10^{-4}$	$\bar{i}$ pixel	$\sigma_t$
R	x	.9997	1.5	-.027	.093
	y	.9999	0.7	-.016	.064
V	x	.9998	1.3	-.022	.090
	y	.9999	0.5	.000	.060
B	x	.9998	1.5	-.015	.082
	y	.9999	0.5	-.013	.060

Table 1 : Précision de la localisation

$(k_x, k_y)$ , d'une rotation  $\theta$  et d'une translation  $(t_x, t_y)$  (5), d'où :

$$T = \begin{pmatrix} k_x \cos\theta & -k_x \sin\theta & t_x \\ k_y \sin\theta & k_y \cos\theta & t_y \end{pmatrix} \quad (5)$$

Pour obtenir les matrices de transformations, nous utilisons une technique de calibration qui consiste à mettre en correspondance des points caractéristiques extraits sur chaque plan chromatique. Nous estimons alors les paramètres de la transformation  $T(k_x, k_y, \theta, t_x, t_y)$  par moindres carrés.

La précision de la localisation des amers étant importante pour la suite de l'étude, nous avons retenu comme mire de calibration un ensemble de cercles noirs uniformément répartis dans une image [Cumani 91]. Les amers seront alors les centres de gravités de chacun des cercles.

Pour valider la technique de calibration, nous avons mesuré la précision sur les paramètres obtenus (pour chacun des plans chromatiques), à partir d'une série de 11 images, en prenant la première image de la série comme référence.

La table 1 donne l'estimation et l'écart type associé pour chacun des paramètres de la transformation  $T$  suivant les axes  $(x,y)$ . Ces résultats valident le processus d'estimation des paramètres puisque l'on obtient des matrices de transformation proches de l'identité. Le paramètre de rotation proche de  $10^{-4}$  degré ne figure pas dans la table.

Les figures (6 et 7) visualisent les résultats obtenus pour chacun des plans chromatiques, sous la forme d'un histogramme cumulé des écarts à la mise en correspondance, et la loi de probabilité obtenue à partir de la moyenne et de la variance

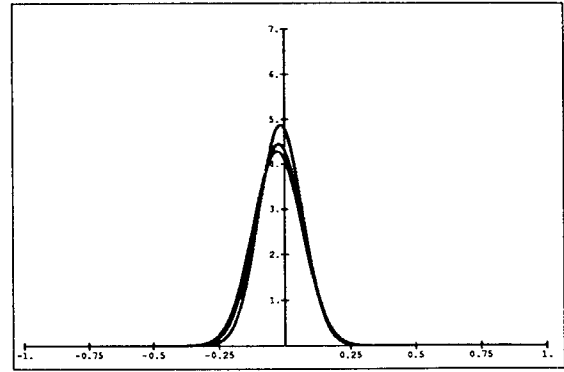


Figure 6 : Ecart de localisation (axe x)

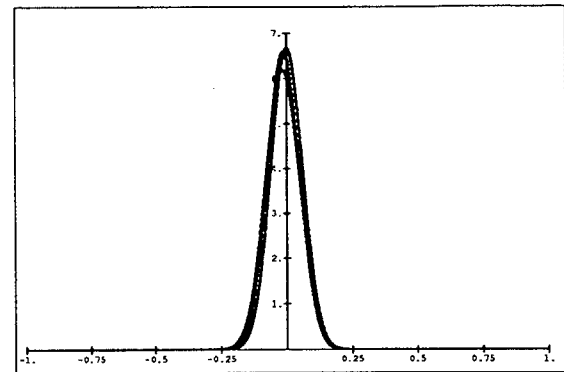


Figure 7 : Ecart de localisation (axe y)

selon la loi gaussienne (6).

$$f(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp \frac{\bar{m} - x}{2\sigma^2} \quad (6)$$

La même représentation est utilisée pour visualiser les résultats expérimentaux dans la suite de l'article.

## 2.2 Calibration entre plans chromatiques

Nous avons estimé alors les paramètres des transformations inter-plans d'une image couleur de manière à trouver les matrices de calibration entre les plans chromatiques qui permettent de corriger les défauts géométriques.

La table 2 donne les résultats numériques obtenus sur la série de 11 images. Nous n'y avons pas fait figurer le paramètre de rotation qui s'avère proche de zéro pour chacune des transformations, d'où une simplification dans l'expression de (5) qui devient (7).

$$T = \begin{pmatrix} k_x & 0 & t_x \\ 0 & k_y & t_y \end{pmatrix} \quad (7)$$

Les figures 9 et 10 visualisent les écarts obtenus entre les 3 plans chromatiques pour les deux axes de l'image (colonnes, lignes), après correction du facteur de grandissement.

On remarque la faible dispersion des données, relative à la méthode de localisation et la présence d'un décalage systématique sub-pixel entre les trois composantes chromatiques (R, V, B), suivant les deux axes  $(x, y)$ .

## 2.3 Discussion

L'homotétrie entre les composantes chromatiques s'explique par la mauvaise qualité de l'objectif qui génère une focale légèrement différente pour chaque longueur d'onde (aberration



chromatique longitudinale).

La présence de cette aberration a deux conséquences (Cf figure 8) :

- Un facteur de grandissement différent pour chaque plan chromatique (écart de l'ordre de 1.5 pixel en bord d'image).
- Une défocalisation.

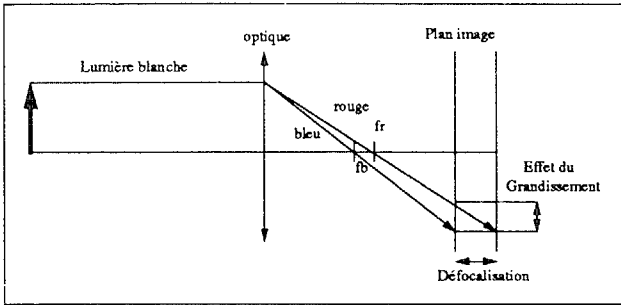


Figure 8 : Aberration chromatique longitudinale

Ces inconvénients peuvent être résolus par l'utilisation d'objectifs apo-chromatiques spécialement conçus pour diminuer ce type de défauts. Toutefois, on peut comme [Novak 90] faire une compensation active lors de l'acquisition en utilisant un dispositif ajustable en mise au point (correction de la défocalisation), et en zoom (correction du grandissement).

Il est à noter ici l'influence de la défocalisation sur les plans chromatiques : lorsque l'on se trouve dans les zones de contour, l'information chromatique n'est plus fiable. En conséquence les algorithmes de segmentation en régions qui utilisent des contraintes d'homogénéité de teinte seront peu efficaces à l'approche de ces zones.

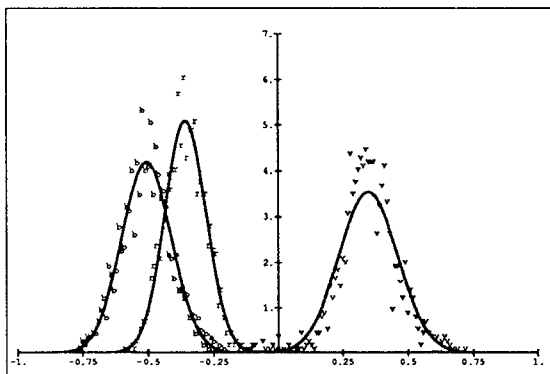


Figure 9 : Ecart inter-plans en pixel (axe x)

La présence d'un décalage systématique inter-plans, est le résultat de plusieurs phénomènes. En effet, les défauts d'alignement entre les lentilles d'un système optique, et les aberrations chromatiques engendrent une partie du décalage systématique. L'influence de l'utilisation d'un capteur mono-CCD couleur, composé d'une alternance de colonnes de pixels RVB, se traduit par une variance plus importante des paramètres de transformation (table 1) sur la composante x (axe des colonnes).

## Conclusion

Nous avons présenté dans la première partie de la communication comment estimer les caractéristiques expérimentales

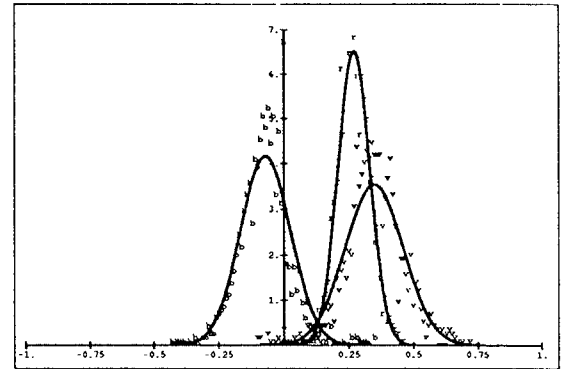


Figure 10 : Ecart inter-plans en pixel (axe y)

	Axes	$\bar{k}$	$\bar{l}$
BR	x	0.9987	.3573
	y	0.9990	.2689
RV	x	1.0011	.1489
	y	1.0010	.0707
BV	x	0.9998	.5056
	y	0.9999	.3476

Table 2 : Paramètres de la transformation

d'un capteur pour les introduire dans un algorithme de traitement d'image tel que la segmentation en régions. L'intérêt de cette méthode réside essentiellement dans la modélisation d'une fonction  $\sigma = f(\bar{i})$  qui permet d'obtenir un algorithme adaptatif, sans intervention de l'opérateur.

En ce qui concerne les capteurs mono-CCD couleur en robotique, nous avons identifié les problèmes inhérents à leur utilisation, et proposé des solutions pour une meilleure utilisation. D'un point de vue géométrique les différences entre les plans chromatiques (R, V, B) restent faibles et la plupart des opérateurs de traitement d'image n'y seront que peu sensibles. Cependant, pour des applications rigoureuses, il faut envisager l'utilisation de matrices de calibration afin de corriger les déformations dues au décalage et à la variation de focale entre les 3 plans de l'image couleur.

## Bibliographie

- [Cumani 91] A. Cumani, A. Guiducci, P. Grattoni, G. Pettiti et F. Pollastri. *High accuracy localization of calibration points for dimensional measurements by image processing techniques*. In Fifth International Conference on Advanced Robotics, Pise 91, pages 100-100, June 1991.
- [Novak 90] C. L. Novak, S. A. Shafer et R. G. Willson. *Obtaining Accurate Color Images for Machine Vision Research*. In SPIE vol. 1250, Perceiving, Measuring, and Using Color, Santa Clara 90 (USA), pages 54-68, February 1990.