



EXTENSION DE LA TRANSFORMATION DE HOUGH AU TRAITEMENT
D'UNE SEQUENCE D'IMAGES
AN EXTENSION OF HOUGH TRANSFORM TO IMAGE SEQUENCE PROCESSING

Roger A. SAMY - Claude A. BOZZO

CETIA - CSEE - Av. des Frères Lumière Z.I. Ste Claire - 83160 LA VALETTE DU VAR

RESUME

La mise en correspondance des objets d'une image dans une séquence d'images constitue une étape importante dans les systèmes de vision.

La transformée de HOUGH permet de mettre en correspondance des objets à partir des informations spatiales (attributs) extraites de la scène.

Dans les séquences d'images, on peut extraire des informations spatio-temporelles comme le flot optique qui caractérise le déplacement des objets de la scène.

Cette information spatio-temporelle est utilisée à travers une fonction de pondération pour effectuer une discrimination dans le calcul de la transformation de HOUGH.

SUMMARY

Correspondance processes for time-varying image analysis is very important step in computer vision systems.

The generalized HOUGH transform (G.H.T.) and optical flow estimation algorithms are presented.

The HOUGH transform is a mean for matching patterns through spatial features.

Additional features can be extracted from image sequence : for example, the optical flow is well suited for describing local velocity.

This feature is combined through a weigh function for enhancing the matching procedure done by HOUGH transform.



INTRODUCTION

Le traitement de séquence d'images s'est développé assez rapidement ces dernières années. Parmi les applications de ces techniques, on peut citer :

- Les problèmes militaires : poursuite multicibles à partir d'une caméra (dans le visible ou l'infra-rouge).
- Les problèmes industriels : surveillance dynamique d'un processus industriel, vision dynamique en robotique.
- Les problèmes commerciaux : compression du signal T.V. pour la téléconférence et visioconférence.
- Les problèmes médicaux : étude de la cinétique des cellules, mouvement des organes (coeur) à partir de l'imagerie aux rayons X.
- Les problèmes météorologiques : poursuite des nuages pour la prédiction du temps.
- Les problèmes de transport : surveillance du trafic autoroutier.

Le traitement de séquence d'images demande la manipulation de données très volumineuses dans un laps de temps relativement faible. Les progrès accomplis dans le domaine de l'architecture des processeurs et dans le domaine des composants VLSI permettent d'envisager le traitement de séquence d'images en temps "réel". L'estimation du mouvement reste cependant un des problèmes les plus cruciaux. On peut illustrer ceci au moyen de deux exemples : dans le codage d'images, l'estimation du mouvement améliore l'efficacité du codage de manière significative ; en poursuite multicibles, l'estimation du mouvement est un moyen puissant de segmentation et d'identification de cible. Une approche générale du problème de la poursuite consiste à mettre en correspondance des points ou des ensembles de points d'une image à la suivante. On s'intéresse ici aux différents algorithmes de mise en correspondance et en particulier à la transformation de HOUGH. Dans un deuxième temps, on présente les méthodes d'extraction du flot optique, ce qui permet d'introduire une pondération dans la transformation de HOUGH.

I - PROCESSUS DE MISE EN CORRESPONDANCE

La modélisation mathématique dans l'analyse de séquence d'images est un problème important pour la compréhension et l'interprétation de scènes. Les classes de transformations que peuvent subir les objets d'une image à la suivante sont très variées : changement d'orientation, de taille, etc ..., et on peut donner de nombreux exemples de situations dans lesquelles l'application directe des méthodes de correspondance n'est pas toujours évidente :

- Les objets peuvent évoluer sur un fond très variable et ceci rend plus complexe la mise en correspondance.
- Il est plus aisé par exemple de poursuivre un objet sur un ciel bleu qu'un objet sur le sol ou sur un fond texturé.
- Il arrive parfois qu'un objet se déplace derrière un autre ; il n'est donc visible que partiellement et le processus de mise en correspondance doit être capable d'établir des liens à partir d'informations partielles. La méthode classique de mise en correspondance repose sur la corrélation d'images [ACGL]. En effet, si on suppose qu'à un instant t_1 on a acquis l'image F_1 :

$$\left\{ \begin{array}{l} X_1 \leq X \leq X_2 \\ Y_1 \leq Y \leq Y_2 \end{array} \right. F_1 = f(x, y, t_1) \quad \left\{ \begin{array}{l} \Delta_X = Y_2 - X_1 \\ \Delta_Y = Y_2 - Y_1 \end{array} \right.$$

et à un instant t_2 on a F_2 :

$$\left\{ \begin{array}{l} 0 \leq X \leq H \\ 0 \leq Y \leq H \end{array} \right. F_2 = f(x, y, t_2)$$

Pour effectuer l'appariement de F_1 avec F_2 on doit calculer une représentation iconique de cette image. Il existe une grande variété de mesures de similarité, on peut en citer :

a) l'intercorrélation normalisée $C(x, y) = \frac{P(x, y)}{Q(x, y)}$

$$\text{avec } P(x, y) = \sum_{i=0}^{\Delta X} \sum_{j=0}^{\Delta Y} F_1(x_1 + i, y_1 + j) F_2(x+i, y+j)$$

$$\text{et } Q(x, y) = \sqrt{\sum_{i=0}^{\Delta X} \sum_{j=0}^{\Delta Y} F_1(x_1 + i, y_1 + j)^2 \sum_{i=0}^{\Delta X} \sum_{j=0}^{\Delta Y} F_2(x+i, y+j)^2}$$

b) la somme des différences en valeur absolue :

$$A(x, y) = \sum_{i=0}^{\Delta X} \sum_{j=0}^{\Delta Y} |F_1(x_1 + i, y_1 + j) - F_2(x+i, y+j)|$$

c) la somme des différences au carré :

$$S(x, y) = \sum_{i=0}^{\Delta X} \sum_{j=0}^{\Delta Y} [F_1(x_1 + i, y_1 + j) - F_2(x+i, y+j)]^2$$

La mise en oeuvre de cette classe d'algorithmes requiert $\Delta X \Delta Y$ opérations par pixel. Si les quantités ΔX et ΔY sont élevées, alors l'algorithme est très coûteux en temps de traitement sur un processeur classique. Les solutions à ce problème résident dans l'utilisation d'un processeur ayant une architecture spécialisée et dans la recherche d'algorithmes rapides (S.S.D.A). Par ailleurs, cette classe d'algorithmes conduit à des problèmes lorsque les objets changent d'orientation dans le temps ; il est par ailleurs impossible d'apparier des objets à partir d'informations partielles (occlusion). On présente les méthodes d'appariement de structures qui résolvent ces problèmes. Ces méthodes sont basées sur la transformation de HOUGH.

II - LA TRANSFORMATION DE HOUGH

a) Généralités

La transformation de HOUGH a été utilisée dans de nombreux domaines du traitement d'image et en particulier en robotique pour la détection de droites. DUDA et HART [DUD1] ont généraliser cette méthode à la détection de courbes d'équation $f(X, \alpha) = 0$, où X est un vecteur de coordonnées des points du contour et un vecteur de paramètres. SHAPIRO a montré qu'il était possible d'améliorer la détection en utilisant l'information d'orientation locale des contours. BALLARD [BAL1] a donné une généralisation de cette méthode pour détecter des formes ayant subi des transformations géométriques (rotation, homothétie). La transformation de HOUGH est donc utilisée en reconnaissance de formes [BER1]. Soit O un ensemble de points caractéristiques issus d'une étape d'extraction d'attributs :

$$O = \{x_i\}_{i=1}^n$$



EXTENSION DE LA TRANSFORMATION DE HOUGH AU TRAITEMENT D'UNE SEQUENCE D'IMAGES
AN EXTENSION OF HOUGH TRANSFORM TO IMAGE SEQUENCE PROCESSING
Roger A. SAMY - Claude A. BOZZO

Soit P un ensemble de paramètres α et f une application $0 \times P$ dans \mathbb{R}^m ($m > 1$)

$$f : 0 \times P \rightarrow \mathbb{R}^m$$

On cherche l'ensemble des points $X_i \in 0$ qui appartiennent à une forme définie par l'équation $f(X, \alpha) = 0$. On construit un accumulateur H qui correspond au processus de traitement suivant :

- Remplir l'accumulateur H pour les valeurs discrètes des paramètres α .
- Pour chaque point $X_i \in 0$ calculer les paramètres vérifiant l'équation $f(X_i, \alpha) = 0$.
- Pour chaque valeur de α trouvée incrémenter l'accumulateur H : $H(\alpha) = H(\alpha) + 1$

- Calculer les paramètres qui correspondent au maximum de l'accumulateur H .

Forme Analytique	Paramètres	Equation
Droite	S, θ	$x \cos \theta + y \sin \theta = S$
Cercle	x_c, y_c, S	$(x-x_c)^2 + (y-y_c)^2 = S^2$
Parabole	x_c, y_c, S_x, θ	$(y-y_c)^2 = 4S_x(x-x_c)$
Ellipse	$x_c, y_c, S_x, S_y, \theta$	$\frac{(y-y_c)^2}{S_y^2} + \frac{(x-x_c)^2}{S_x^2} = 1$

b) Application aux séquences d'images

La transformation de HOUGH est un moyen efficace pour détecter des formes dans une image et mettre en correspondance des objets d'une image à la suivante dans une séquence. Par ailleurs, cette transformation très simple se prête bien aux problèmes de poursuite en temps réel.

Comme la transformation de HOUGH est basée sur les points caractéristiques d'une image, leur extraction constitue une étape importante.

Soit $B = \{(X_i, Y_i)\}_{i=1}^n$ une liste de points de contours d'un objet à poursuivre dans une séquence d'images. La représentation de HOUGH de cet objet est définie par :

$$H(B, \phi) = \{d_i\}_{i=1}^n$$

$$\text{avec } \{d_i\}_{i=1}^n = \{(x-x_i, y-y_i)\}_{i=1}^n$$

où $p = (X, Y)$ désigne un point de l'objet (ex : barycentre).

Soit alors $e_i = (X_i, Y_i)$ une liste de points à traiter. L'identification de l'objet représenté par $H(B, p)$ dans la liste $e_i = (X_i, Y_i)$ se fait par la construction d'un accumulateur A :

$$\forall e_i = (x_i, y_i) \in e \text{ (point de contours de l'image)}$$

$$\forall d_j = (dx_j, dy_j) \in H(B, \phi) \text{ (points de l'objet)}$$

On élabore alors A avec :

$$A(X_i + dx_j, Y_i + dy_j) = A(X_i + dx_j, Y_i + dy_j) + 1$$

Le maximum de l'accumulateur A permet de calculer la translation cherchée.

Cet algorithme peut facilement se généraliser pour identifier les rotations et les homothéties subies par les objets.

L'algorithme précédent est équivalent à la corrélation binaire des images de contours, il est cependant très intéressant sur le plan du nombre d'opérations à effectuer en temps réel.

c) Application au problème de la poursuite

Un algorithme séquentiel de transformation de HOUGH a été proposé par NARENDRA pour effectuer la poursuite de cibles dans une séquence d'images infra-rouges. Dans une première étape, on effectue un recalage rapide mais peu précis par un calcul de barycentre (et ce à partir des estimations des positions du senseur). A partir de ces résultats, un deuxième algorithme

d'appariement rapide (FSMA : Fast Silhouette Matching Algorithm) permet, par une série de recalages verticaux et horizontaux, de trouver avec plus de précision les déplacements des cibles.

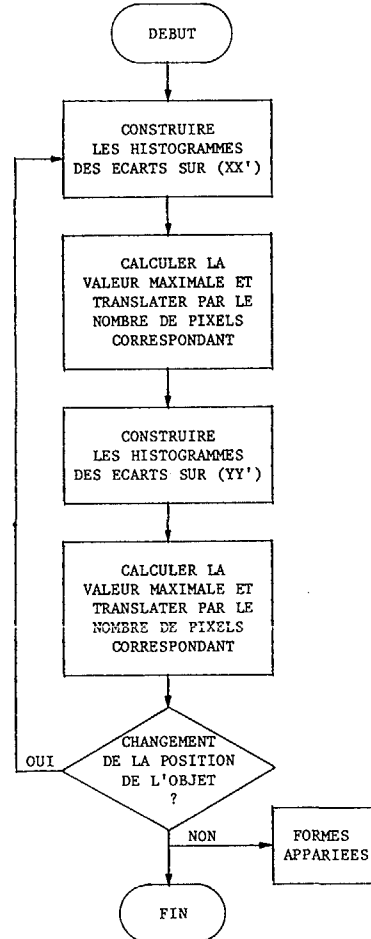


Figure 1 - Organigramme de l'algorithme rapide d'appariement

III - EXTENSION DE LA TRANSFORMATION DE HOUGH

a) Estimation du mouvement à partir d'une séquence

La plupart des travaux de ces dernières années [NAG1] menés dans le domaine de l'analyse des séquences d'images portent sur l'étude du mouvement dans le plan et plus précisément sur la translation 2D.

Il existe trois approches dans les méthodes d'estimation du mouvement : [HUA1]

- Méthodes de Fourier.
- Méthodes d'appariement (corrélation)
- Méthodes différentielles.

Les méthodes d'appariement sont basées sur l'inter-corrélation de fenêtres d'images.

De manière assez générale, on peut définir une fonction de coût dépendant des images f et g :

$$C(\Delta X, \Delta Y) = \mathcal{F} \{f(X, Y), g(X, Y)\}$$

avec

$$g(X, Y) = f(X - \Delta X, Y - \Delta Y)$$

où f est généralement une fenêtre de l'image.

On cherche alors la translation définie par $(\Delta X, \Delta Y)$ qui correspond au maximum de C .

Dans les méthodes différentielles, on exploite une relation entre les dérivées spatiales et temporelles.



EXTENSION DE LA TRANSFORMATION DE HOUGH AU TRAITEMENT D'UNE SEQUENCE D'IMAGES
AN EXTENSION OF HOUGH TRANSFORM TO IMAGE SEQUENCE PROCESSING
Roger A. SAMY - Claude A. BOZZO

Soient $f_1(x,y)$ et $f_2(x,y)$, les fonctions des coordonnées spatiales (x,y) représentant deux images séparées par un intervalle de temps t faible

$$\Delta f(x_0, y_0) \stackrel{\Delta}{=} f_2(x_0, y_0) - f_1(x_0, y_0)$$

La translation spatiale (x, y) pendant l'intervalle t est :

$$\begin{cases} \Delta x = x'_0 - x_0 \\ \Delta y = y'_0 - y_0 \end{cases}$$

on a alors :

$$\Delta f(x_0, y_0) = f_2(x_0, y_0) - f_2(x'_0, y'_0)$$

Le développement en série de Taylor limité au premier ordre donne :

$$\Delta f(x_0, y_0) = -\Delta x \frac{\partial f}{\partial x}(x_0, y_0) - \Delta y \frac{\partial f}{\partial y}(x_0, y_0)$$

Cette relation peut encore s'écrire :

$$\vec{\nabla} f \cdot \vec{V} + \frac{\partial f}{\partial t} = 0$$

avec :

$$\Delta f = \left(\frac{\partial f}{\partial x}, \frac{\partial f}{\partial y} \right) \text{ (gradient spatial)}$$

$$\vec{V} = \left(\frac{dx}{dt}, \frac{dy}{dt} \right) \text{ (vitesse ponctuelle)}$$

Connaissant $\vec{\nabla} f$ et $\frac{\partial f}{\partial t}$ sur un voisinage, cette équation permet d'estimer \vec{V} par des techniques de moindres carrés (ou de transformation de HOUGH).

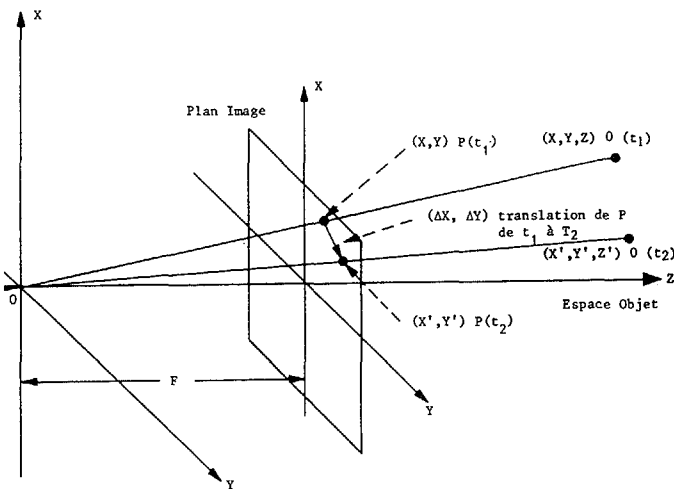


Figure 2 - Repère utilisé dans l'estimation du mouvement

b) Extension de HOUGH aux séquences d'images

On présente ici une extension de la méthode HOUGH aux séquences d'images. La motivation essentielle de cette étude réside dans la poursuite multicibles et dans une poursuite en présence d'obstacles. En effet, dans les systèmes de poursuite évolués, il existe un module d'estimation des paramètres cinématiques de la cible par un filtre de Kalman [BOZZ1]. Comme on l'a vu précédemment la transformation de HOUGH permet de mettre en correspondance des formes extraites à partir d'images. L'extraction de la forme est faite à partir des contours, or sur les points du contour une information supplémentaire à caractère temporelle est disponible; c'est le flot optique.

Il existe plusieurs approches pour exploiter cette nouvelle information ; on présente ici une méthode basée sur une fonction de pondération.

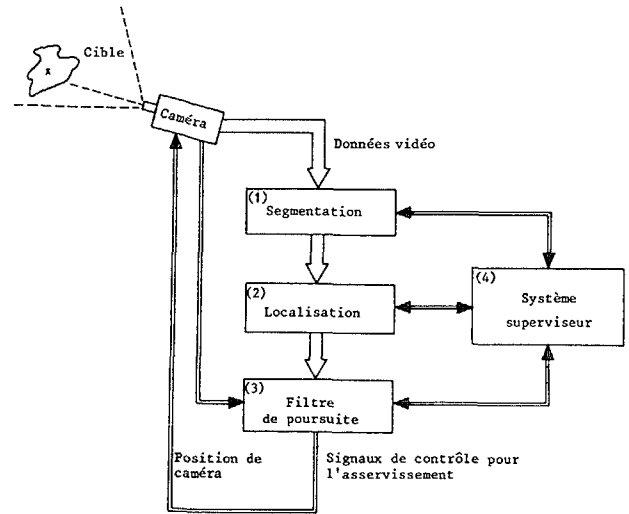


Figure 3 - Système de poursuite vidéo

La mise en correspondance par la transformation de HOUGH est basée sur l'incrémentation d'un accumulateur bidimensionnel.

L'introduction de la fonction de pondération a pour but d'incrémenter cet accumulateur de manière sélective suivant que les points utilisés se déplacent à des vitesses relatives plus ou moins proches du modèle. La fonction de pondération f est définie comme suit :

$$\mathbb{R} \times \mathbb{R} \longrightarrow \mathbb{I} = [0, 1] \text{ c} \mathbb{R}$$

$$(\hat{v}_x, \hat{v}_y) \longrightarrow f_k(\hat{v}_x, \hat{v}_y)$$

un exemple d'une telle fonction est :

$$f_k(\hat{v}_x, \hat{v}_y) = e^{-\frac{(\hat{v}_x - v_x)^2}{\sigma_x^2} - \frac{(\hat{v}_y - v_y)^2}{\sigma_y^2}}$$

où : (\hat{v}_x, \hat{v}_y) désignent les vitesses estimées,

(σ_x^2, σ_y^2) des paramètres de réglage,

(v_x, v_y) des vitesses mesurées (flot optique).

Ainsi, l'algorithme de HOUGH modifié est donné par :

$$\forall e = (X_1, Y_1) \in 0 \text{ (Contour)}$$

$$\forall dj = (dX_j, dY_j) \in H(B, p)$$

$$H(X_1 + dX_j, Y_1 + dY_j) = H(X_1 + dX_j, Y_1 + dY_j) + f_k(\hat{v}_x, \hat{v}_y)$$

Dans la première étape de cette étude on fait l'hypothèse que l'on travaille en boucle ouverte.

La fonction de pondération est modifiée de la façon suivante :

$$g_k(\hat{v}_x, \hat{v}_y) = e^{-\frac{(\hat{v}'_x - v'_x)^2}{\sigma_x^2} - \frac{(\hat{v}'_y - v'_y)^2}{\sigma_y^2}}$$

où (\hat{v}'_x, \hat{v}'_y) désignent les vitesses extraites de l'image de référence.

On présente les résultats de ces algorithmes sur une séquence d'images enregistrées sur un magnéto-copie.



EXTENSION DE LA TRANSFORMATION DE HOUGH AU TRAITEMENT D'UNE SEQUENCE D'IMAGES
 AN EXTENSION OF HOUGH TRANSFORM TO IMAGE SEQUENCE PROCESSING
 Roger A. SAMY - Claude A. BOZZO

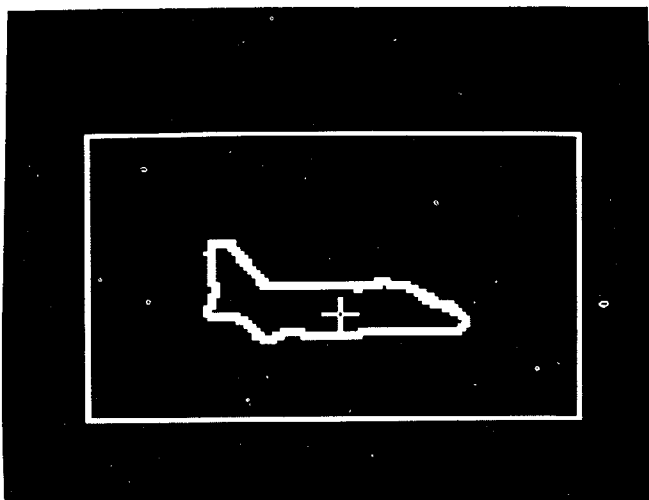


Image 1 - Contours de l'image n°



Image 4

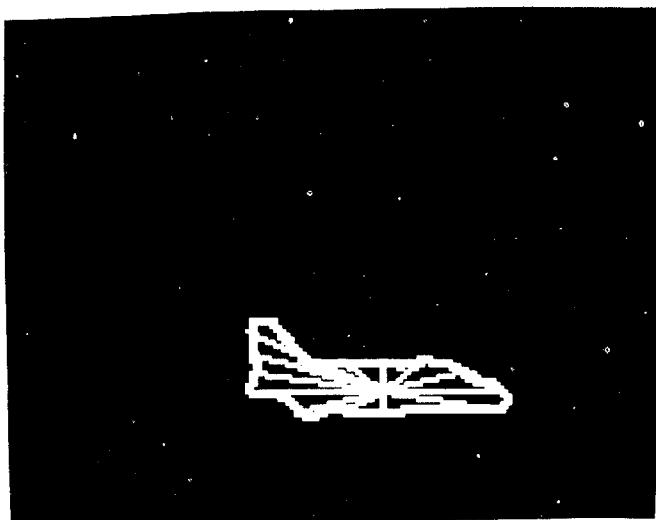


Image 2 - Ensemble de vecteurs



Image 5

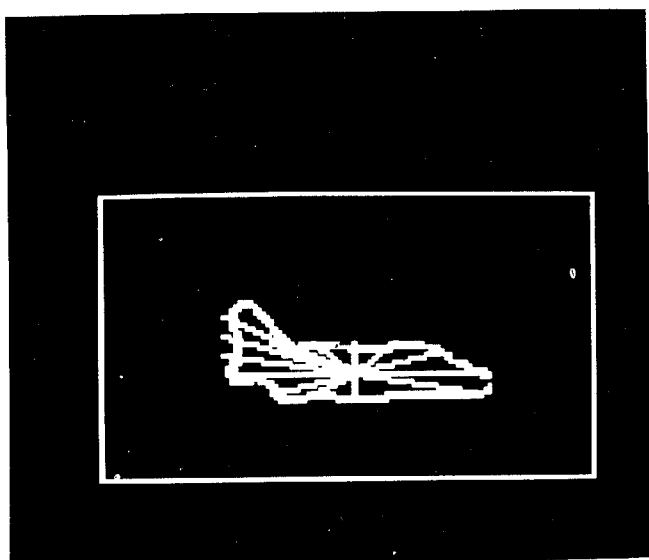


Image 3 - Contours de l'image n°



Image 6



EXTENSION DE LA TRANSFORMATION DE HOUGH AU TRAITEMENT D'UNE SEQUENCE D'IMAGES
AN EXTENSION OF HOUGH TRANSFORM TO IMAGE SEQUENCE PROCESSING

Roger A. SAMY - Claude A. BOZZO

CONCLUSION

Cette étude permet d'évaluer les méthodes basées sur la transformation de HOUGH pour effectuer la poursuite en temps réel.

Ces méthodes conduisent à des résultats pratiques très intéressants, et ce d'autant plus que commencent à exister les circuits spécialisés VLSI et VHSIC nécessaires.

Quand à la transformation de HOUGH pondérée par le flot optique, elle permet d'exploiter une donnée supplémentaire. Elle est par contre plus coûteuse en nombre d'opérations et donc en temps de calcul. On peut cependant utiliser des techniques sous-optimales pour tenir compte des informations temporelles associées aux caractéristiques cinématiques des objets qui se déplacent. Elles ont l'avantage d'être utilisées dans de nombreuses applications de traitement en temps réel de séquences d'images.

BIBLIOGRAPHIE

- [AGG1] J.K. AGGARWAL, L.S. DAVIS & W.N. MARTIN
"Correspondance processes in dynamic scenes analysis"
Proceeding of the IEEE - Vol. 69 - n°5 - May 1981
- [BAL1] D.H. BALLARD and C.M. BROWN
"Computer Vision - Rochester University
Prentice Hall - 1982
- [BER1] M. BERTHOD
"Vision par ordinateur"
Cours INRIA - Rocquencourt 1982
- [BOZ1] C.A. BOZZO
"Le Filtrage optimal et ses applications aux problèmes de poursuite"
Technique et Documentation - Lavoisier 1983
- [DUD1] R.O. DUDA & P.E. HART
Use of the HOUGH transform to detect lines and curves in the picture commun . ASS - Computer - 1972
- [HUA1] T.S. HUANG
"Image sequence Analysis"
Springer Verlag - 1981
- [NAG1] H.H. NAGEL
"Recent advances in motion interpretation based on images sequences"
ICASSP - IEEE - Paris 1982
- [SHA1] S.D. SHAPIRO
"Feature space transforms for curve détection"
Pattern Recognition - Vol - 10 - 129 - 143 - 1978

ANNEXE 1

On présente sommairement la configuration informatique du centre CETIA/CSEE de TOULON.

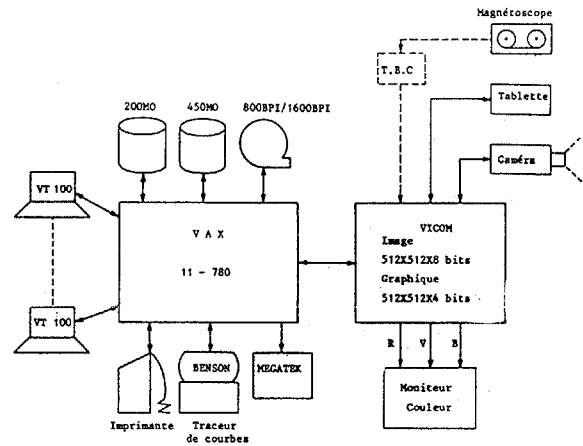


Figure 4 - Configuration informatique du centre