

CLASSIFICATION GEOMETRIQUE PAR POLYTOPES DE CONTRAINTES

P.GORRIA,Y.GOUR,JF.MIDEL-MONNET

Laboratoire G.E.R.E IUT CREUSOT
12,Rue de la Fonderie 71200 LE CREUSOT France

RÉSUMÉ

ABSTRACT

Résumé: Dans le cas d'images à classer en vue de la détection de défauts,il est souvent impossible de trouver un nombre réduit de paramètres caractéristiques pertinents qui permettent de discriminer les classes.Nous proposons une méthode de classification géométrique par apprentissage de polytopes de contraintes,qui autorise l'utilisation d'un grand nombre de paramètres et assure une vitesse de décision élevée.

Abstract:In case of images to classify,with a view to detection of defaults,it's often hard to find a reduced set of distinctives and pertinents parameters,who allowed to separate the different classes.we propose a method based on geometric classification by apprenticeship of stress polytopes,who allows the use of a great number of parameters and ensure a high rapidity of decision.

1.Hypothèses.

Nous ne nous intéresserons ici à la classification d'images (ou d'objets quelconques) qu'au vu de paramètres caractéristiques de celles-ci et non aux origines,ni même au bien fondé de ces paramètres.

Nous supposerons d'autre part, que nous pouvons disposer durant la phase d'apprentissage, d'un nombre important d'échantillons significatifs de chaque classe, ce qui est souvent le cas sur une ligne de production industrielle.

Durant la phase d'apprentissage, le vecteur attribut (point image) de chaque image ainsi que sa classe, seront mémorisés sur une pile de données appelée base de faits BF.Cette pile permet ensuite (ou au fur et à mesure) de créer (ou modifier) une pile de contraintes que vérifie chaque vecteur attribut. Cette dernière représente la base de règles BR du comportement du système et permet le reclassement complet des points images qui l'ont engendrée.

Hors apprentissage, la classification sera effectuée uniquement par scrutation de la base de règles BR.

Plus les paramètres des vecteurs attributs seront pertinents, plus rapide et fiable sera la décision indépendamment des corrélations entre paramètres.

2.Principe simplifié.

Afin de suivre des cadences vidéo,il n'est malheureusement pas envisageable d'effectuer de calculs statiques ou géométriques complexes sur un grand nombre de points images.

Compte-tenu de la taille des échantillons que nous souhaitons traiter, nous nous limiterons à des contraintes simples d'appartenance d'un paramètre à un domaine de variation donnée, ce qui est très facilement réalisable sous forme électronique.

Si nous cherchons à classer les vecteurs attributs de la fig.1 où le nombre de paramètres est limité à deux pour faciliter la représentation et où le nombre de classes est également de deux, nous partitionnerons l'espace avec des polytopes orthogonaux (ici des rectangles) qui définissent les zones d'évolution de paramètres normés, ce jusqu'à épuisement des points à classer.

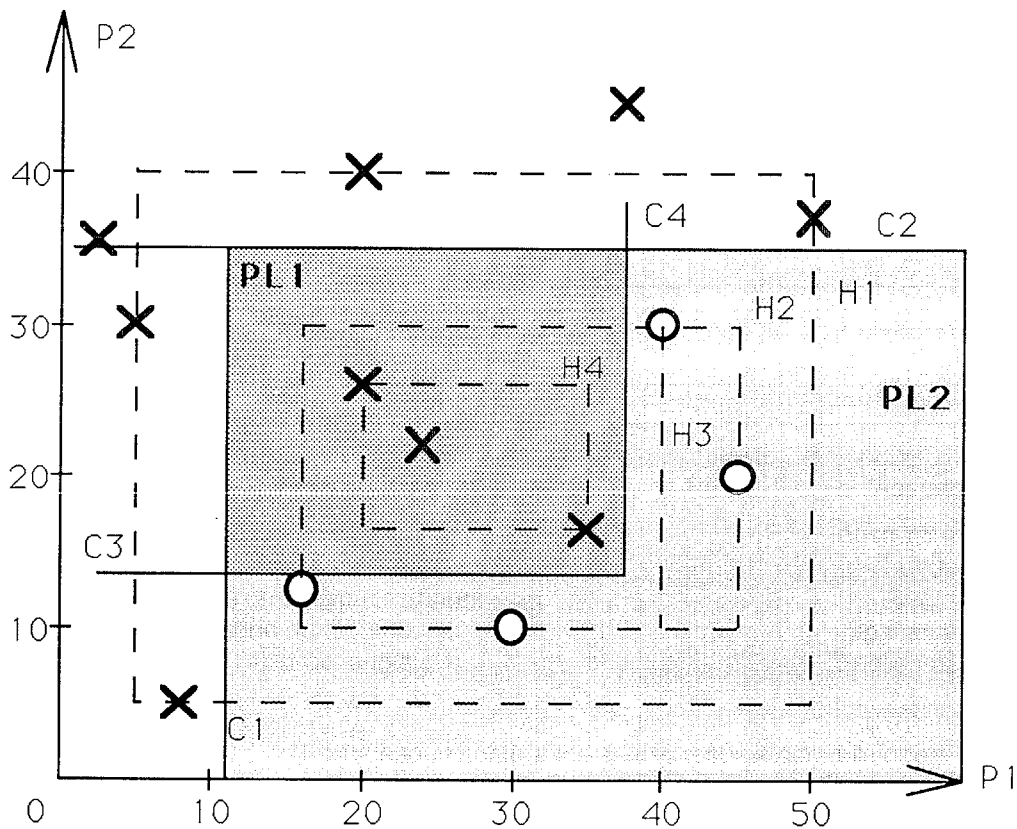


Fig. 1

La base de faits BF constituée des vecteurs attributs et de leur classe:

$BF = \{(3, 37, 0), (5, 30, 0), (15, 12, 1), \dots\}$
 $BF = \{M_1, M_2, \dots\}$ avec $M = (p_1, p_2, \text{classe})$

sera alors conditionnée sous la forme de contraintes ordonnées:

$BR = \{((11, \infty), (0, 35)), ((11, 38), (13, 35))\}$
 $BR = \{R_1, R_2, \dots\}$

$R = ((\min p_1, \max p_1), (\min p_2, \max p_2))$

$R_1: (p_1 < 11) \text{ ou } (p_2 > 35) \Rightarrow \text{Classe} = X$

$R_2: (p_1 > 38) \text{ ou } (p_2 < 13) \Rightarrow \text{Classe} = O$
 : Classe = X

ALGORITHME DE CLASSIFICATION :

Fabrication de BR à partir de BF.

S1: Choix arbitraire d'une classe C.

S2: Arrêter si l'espace des attributs EA est vide.

S3: Recherche du polytope minimum $Hi(C)$ tel que: pour tout point M de EA :

(M est de classe non C) $\Rightarrow M \in Hi(C)$.

S4: Recherche du polytope maximum $He(C)$ tel que: $He(C) - Hi(C)$ soit vide.

S5: Recherche du polytope médian $Hm(C)$ de dimension minimale.

S6: Ajouter le polytope $Hm(C)$ à la base de règles BR.

S7: Retirer tous les points externes à $Hm(C)$ de l'espace EA.

S8: Changer de classe C et retour en S2.

Deux choses sont à remarquer sur cet exemple simplifié:

On privilégie les coupures suivant des directions pour lesquelles les écarts entre les points de classes différentes sont maximales. Dans le cas de la fig.2 la découpe se fera suivant p_1 et non p_2 .

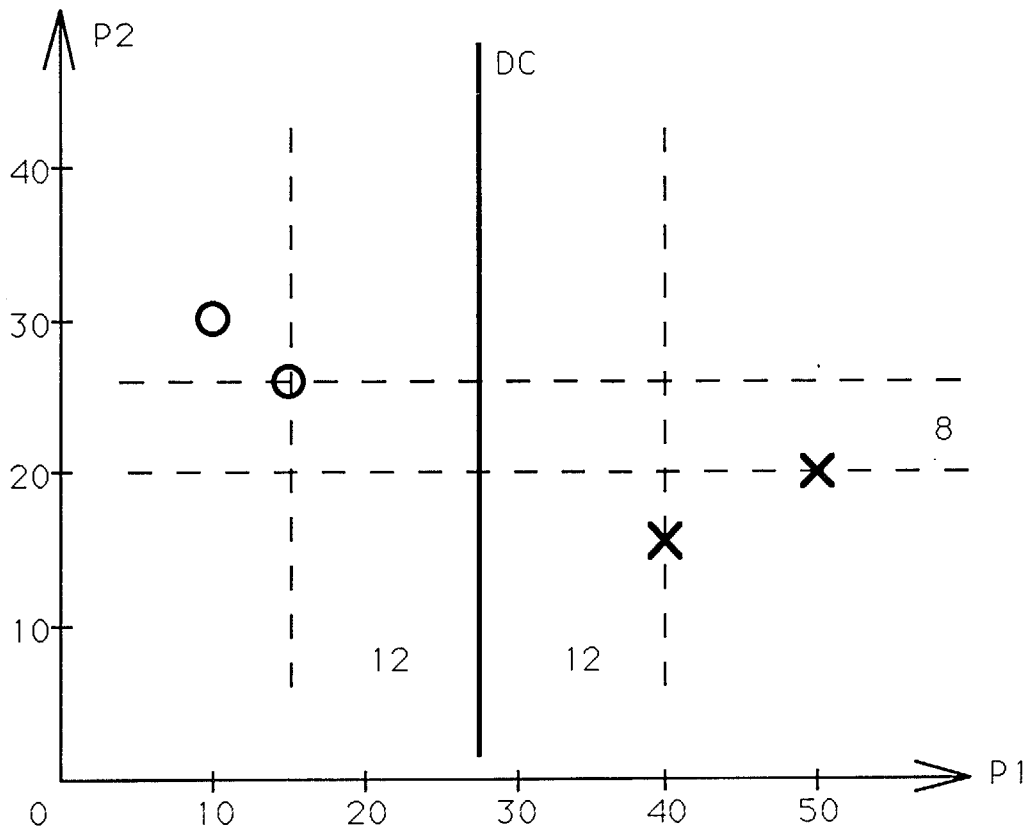


Fig.2

Enfin, le fait de couper au milieu de l'écart, assure une marge d'erreur propre à chaque paramètre, ce qui aura pour effet de reclasser les points images futurs, dans la classe des points voisins.

L'algorithme de décision se résume à la simple vérification ordonnée de chaque contrainte qui nous renseigne sur l'appartenance ou non, d'un point à une classe donnée.

ALGORITHME DE DECISION :

Soit un point M à classer

S1: Prendre le premier polytope $H_m(C)$ de BR.

S2: Si M n'appartient pas à $H_m(C)$, alors M est de classe C , puis arrêter.

S3: Retirer $H_m(C)$ de BR.

S4: Si la base de règles BR est vide, alors M est de la classe opposée à C , puis arrêter.

S5: Retour en S1.

La taille de BR dépend du type de problème traité et de la pertinence des paramètres utilisés. Pour une distribution aléatoire des vecteurs attributs, le rapport R de la taille de BF sur la taille de BR, est égal à deux à la puissance "la dimension de l'espace des attributs".

En pratique, ce rapport est très grand compte-tenu du fait que les paramètres sont significatifs et que les classes sont regroupées dans des espaces compacts.

Si la taille de l'échantillon augmente, les nouveaux points images se regroupent vers les points antérieurs de même classe, ce qui a pour effet d'augmenter encore le rapport R . Or seul la pile BR est scrutée pour prendre une décision, ce qui permet de suivre des cadences très importantes. Plusieurs dizaines de décisions par secondes, pour un espace de 1000 points à dimension 10.



3. Généralisation à n classes avec classification dynamique.

La méthode précédemment exposée se généralise rapidement à un nombre de classes n supérieur à deux, en la reproduisant n moins une fois, tout en prenant garde aux appartenances multiples dues aux recouvrements possibles de deux classes.

Les temps, ainsi que le rapport R restent du même ordre, dans la mesure où le fait d'avoir plusieurs défauts pour un nombre fixe de points, ne fait qu'isoler davantage les classes individuellement.

La forme de BF pour n classes sera alors une suite non ordonnée de n moins une base de règles propre à chaque classe prise à part.

$$\begin{aligned} \text{BR à } n \text{ classes} &= \text{BR de la classe 1} \\ &+ \text{BR de la classe 2} \\ &+ \text{BR de la classe } n-1 \end{aligned}$$

La décision de l'appartenance ou non d'un point image à une classe, s'effectue en vérifiant la non appartenance de ce point aux n moins une autres classes.

Si à un instant donné, la BR correspondant à une base BF est connue, et que nous souhaitons ajouter un nouveau fait à BF, il n'est pas nécessaire de recalculer entièrement BR.

En effet, si le nouveau point introduit a été correctement classé par BR, seules les bornes du polytope de contraintes qui a permis la classification, est à modifier.

Par contre, si ce nouveau point est incorrectement reclassé dans un ensemble ER de classes, il est nécessaire de modifier les polytopes des classes ER à partir des polytopes de décision.

Cette possibilité de modifier dynamiquement la base BR en fonction de l'évolution de BF, nous permet d'interpréter l'algorithme de classification et décision comme une structure décisionnelle unique fig.3.

Des points images "VA" sont introduits, ainsi que leurs classes "Cin" si elles sont connues (apprentissage ou non) et le système nous indique la classe ces points "Cout" en fonction des connaissances antérieures; nous pouvons à tout moment enrichir la connaissance lorsque celle-ci nous paraît insuffisante, en lui indiquant la classe réelle des images rencontrées.

Références:

G.MATTHEWS: Clustering without a metric.
IEEE Transactions on pattern analysis
Vol 13 N2 1991

J.G.POSTAIRE Analyse des images numériques et théorie de la décision 1987

G.PERENNOU: Contribution à l'étude des discriminateurs. Thèse Toulouse 1968

F.P.PREPARATA: Computational geometry
Springer-Verlag NY 1985.

P.GORRIA et coll.: Determination of an optimum attribute vector for image classification.
Workshop IEEE NY 1991

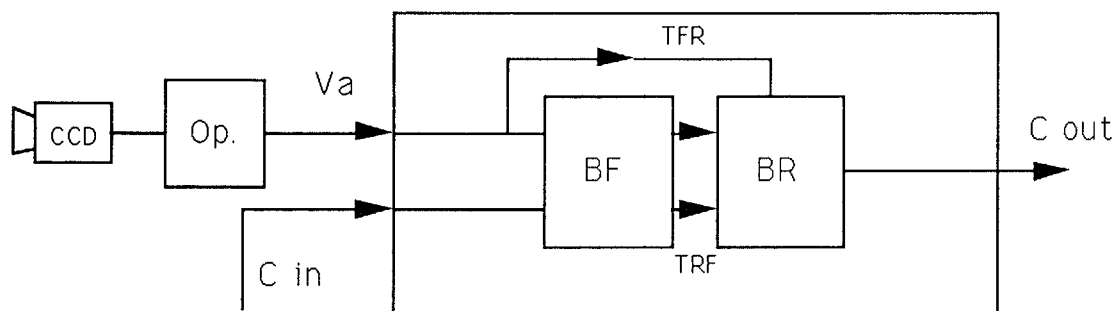


Fig.3