



(51) Classification internationale des brevets :
G06K 9/62 (2006.01)

(21) Numéro de la demande internationale :
PCT/EP2013/064829

(22) Date de dépôt international :
12 juillet 2013 (12.07.2013)

(25) Langue de dépôt : français

(26) Langue de publication : français

(30) Données relatives à la priorité :
1201998 13 juillet 2012 (13.07.2012) FR

(71) Déposants : THALES [FR/FR]; 45 rue de Villiers, F-92200 Neuilly Sur Seine (FR). INSTITUT NATIONAL DES SCIENCES APPLIQUEES DE ROUEN [FR/FR]; Avenue de l'Université, F-76801 SAINT-ETIENNE DU ROUVRAY Cedex (FR). UNIVERSITE DE TECHNOLOGIE DE COMPIEGNE [FR/FR]; Rue du Docteur Schweitzer, BP 60319, F-60319 COMPIEGNE Cedex (FR). CENTRE NATIONAL DE LA RECHERCHE SCIENTIFIQUE [FR/FR]; 3, rue Michel Ange, F-75016

Paris (FR). UNIVERSITE D'AIX-MARSEILLE [FR/FR]; 58 Boulevard Charles Livon, F-13284 MARSEILLE Cedex 7 (FR). UNIVERSITE BLAISE PASCAL CLERMONT-FERRAND II [FR/FR]; 34 avenue Carnot, BP 185, F-63006 CLERMONT-FERRAND Cedex (FR).

(72) Inventeurs : CANU, Stéphane; 4 bis rue du Puits Commun, F-76130 Mont Saint Aignan (FR). FOURNIER, Jérôme; 19 avenue de la Source, F-78180 Montigny Le Bretonneux (FR). GRANDVALET, Yves; 57 rue Victor Hugo, F-94140 Alfortville (FR). LABBE, Benjamin; 13 avenue Jean Monnet, F-92130 Issy-les-moulineaux (FR). LOOSLI, Gaëlle; 27 rue de Gravenot, F-43100 Brioude (FR). QUOST, Benjamin; 4 rue Fournier-Sarlovèze, F-60200 Compiègne (FR). RALAIVOLA, Liva; 1 rue des Chardonnerets, F-13850 Greasque (FR).

(74) Mandataires : HENRIOT, Marie-Pierre et al.; Immeuble VISIUM, 22 avenue Aristide Briand, F-94117 ARCUEIL Cedex (FR).

(81) États désignés (sauf indication contraire, pour tout titre de protection nationale disponible) : AE, AG, AL, AM, AO, AT, AU, AZ, BA, BB, BG, BH, BN, BR, BW, BY,

[Suite sur la page suivante]

(54) Title : METHOD OF FORMULATING A MULTICLASS DISCRIMINATOR

(54) Titre : PROCEDE D'ELABORATION D'UN DISCRIMINATEUR MULTICLASSE

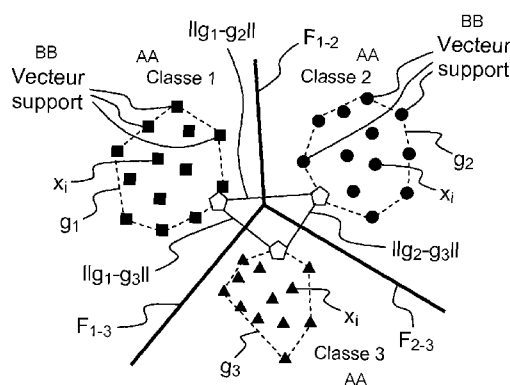


FIG.4

$$\min_{\alpha} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n \alpha_i \alpha_j M_{i,j} \quad (I)$$

$$\sum_{i \in I_q} \alpha_i = 1 \quad (II)$$

BB Vecteur support
AA Class

(57) Abstract : The invention relates to a method of formulating a discriminator of objects which are obtained by an acquisition device furnished with a sensor, which comprises the following steps: - extraction of characteristics of n objects acquired, $n > 1$, the characteristics of an object constituting an observation x_i which is associated with a class, i varying from 1 to n , the discriminator comprising Q classes with $Q \geq 2$, - construction of a decision rule for deciding between the classes. This step of constructing the decision rule comprises the following substep: determining for each class q a discrimination function representing this class, q varying from 1 to Q , on the basis of parameters c_q , positive or zero which are defined by calculating (I) with $M_{ij} = k(x_i, x_j) - \lambda k(x_i, x_j)$ if x_i and x_j belong to the same class or, $M_{ij} = -\lambda k(x_i, x_j)$ otherwise, k being a predetermined function with positive kernel, and λ a predetermined real nonzero regularizing parameter, and with for each class q , (II), I_q being the set of indices of the observations of class q .

(57) Abrégé : L'invention concerne un procédé d'élaboration d'un discriminateur d'objets obtenus par un dispositif d'acquisition muni d'un capteur, qui comprend les étapes suivantes : - d'extraction de caractéristiques de n objets acquis, $n > 1$, les caractéristiques d'un objet constituant une observation x_i qui est associée à

[Suite sur la page suivante]



BZ, CA, CH, CL, CN, CO, CR, CU, CZ, DE, DK, DM, DO, DZ, EC, EE, EG, ES, FI, GB, GD, GE, GH, GM, GT, HN, HR, HU, ID, IL, IN, IS, JP, KE, KG, KN, KP, KR, KZ, LA, LC, LK, LR, LS, LT, LU, LY, MA, MD, ME, MG, MK, MN, MW, MX, MY, MZ, NA, NG, NI, NO, NZ, OM, PA, PE, PG, PH, PL, PT, QA, RO, RS, RU, RW, SC, SD, SE, SG, SK, SL, SM, ST, SV, SY, TH, TJ, TM, TN, TR, TT, TZ, UA, UG, US, UZ, VC, VN, ZA, ZM, ZW.

GM, KE, LR, LS, MW, MZ, NA, RW, SD, SL, SZ, TZ, UG, ZM, ZW), eurasien (AM, AZ, BY, KG, KZ, RU, TJ, TM), européen (AL, AT, BE, BG, CH, CY, CZ, DE, DK, EE, ES, FI, FR, GB, GR, HR, HU, IE, IS, IT, LT, LU, LV, MC, MK, MT, NL, NO, PL, PT, RO, RS, SE, SI, SK, SM, TR), OAPI (BF, BJ, CF, CG, CI, CM, GA, GN, GQ, GW, KM, ML, MR, NE, SN, TD, TG).

Publiée :

(84) **États désignés** (sauf indication contraire, pour tout titre de protection régionale disponible) : ARIPO (BW, GH,

— avec rapport de recherche internationale (Art. 21(3))

une classe, i variant de 1 à n , le discriminateur comportant Q classes avec $Q \geq 2$, - de construction d'une règle de décision entre les classes. Cette étape de construction de la règle de décision comprend la sous- étape suivante : déterminer pour chaque classe q une fonction de discrimination représentant cette classe, q variant de 1 à Q , à partir de paramètres c_e , positifs ou nuls qui sont définis en calculant (I) avec $M_{ij} = k(x_i, x_j) - \lambda k(x_i, x_j)$ si x_i et x_j appartiennent à la même classe ou, $M_{ij} = -\lambda k(x_i, x_j)$ sinon, k étant une fonction noyau positif prédéterminée, et λ un paramètre réel non nul de régularisation prédéterminé, et avec pour chaque classe q , (II), I_q étant l'ensemble des indices des observations de la classe q .

PROCEDE D'ELABORATION D'UN DISCRIMINATEUR MULTI CLASSE

Le domaine de l'invention est celui de la discrimination automatique d'observations, par exemple dans les systèmes de veille par imagerie ou de vidéo surveillance où l'on cherche à décider à partir d'observations si une situation est normale ou non.

5 On entend par discrimination l'affectation d'une observation à une classe parmi Q classes connues d'observations (il s'agit par exemple d'affecter une observation issue d'un système d'imagerie, à la classe avion ou oiseau ou autre), alors que le terme classification est réservé à la constitution des classes. La discrimination intervient donc lorsque les classes
10 ont préalablement été définies et donc associées à une étiquette.

Le problème posé qui est celui de la discrimination entre différentes classes, devient complexe lorsque des classes sont partiellement confondues, ou lorsqu'on ne dispose que d'informations partielles et/ou bruitées sur les observations à discriminer et a fortiori dans le cas d'un grand
15 nombre de classes.

Dans le cas par exemple des systèmes de veille par imagerie, la variété des objets et des arrière-plans présents dans les scènes naturelles traitées est très importante et il est complexe de discerner les objets, d'autant
20 plus que leur distance et éventuellement leur vitesse radiale lorsque ces objets sont mobiles, ne sont pas connues pour des acquisitions réalisées en imagerie passive. Par exemple, à longue distance, les bateaux peuvent être très ressemblants à des avions (vitesses radiales proches, mouvement quasi-rectiligne uniforme, niveaux d'intensité proches, etc.). Les objets
25 d'intérêt doivent potentiellement être traités à grande distance ce qui augure de faibles résolutions et donc d'une information qui n'est pas nécessairement très riche en vue de prendre une décision de discrimination. En outre, les conditions de prise de vue (conditions météo, conditions jour/nuit, reflets, éblouissement, ...) modifient le signal sur ces objets, compliquant davantage
30 la tâche de discrimination.

On considère qu'une observation x est représentée par des caractéristiques (par exemple vitesse, SNR, intensité, signatures de forme, etc) qui ont été extraites d'un objet X.

On rappelle en relation avec la figure 1 les principes de la discrimination automatique. On différencie deux phases principales :

- une phase hors-ligne dite phase d'apprentissage supervisé pendant laquelle le système de discrimination est élaboré : les fonctions de discrimination (une par classe) qui seront utilisées pour discriminer les observations, sont définies ainsi que les règles d'affectation, à partir d'un ensemble d'apprentissage composé de couples (x_i, y_i) , x_i étant une observation d'apprentissage (constituée des caractéristiques extraites de l'objet X_i), y_i l'étiquette de la classe connue à laquelle cette observation appartient, i variant de 1 à n , n étant le nombre d'observations d'apprentissage,
- et une phase en ligne pendant laquelle un objet inconnu X_c va être reconnu (au sens discriminé). Un capteur d'images par exemple forme l'image d'une scène dont est extraite une observation x_c constituée des caractéristiques extraites de l'objet X_c ou plus généralement un signal à discriminer par le système de discrimination. Ces caractéristiques sont extraites en appliquant la même méthode d'extraction de caractéristiques que pour la phase hors-ligne. Le signal est alors lui-même représenté lors d'une phase dite de représentation qui consiste à calculer pour chaque classe la valeur de la fonction de discrimination pour ce signal, puis la classe à laquelle il appartient est déterminée à l'issue d'une phase dite d'affectation.

La difficulté est alors de déterminer lors de cette phase d'apprentissage les frontières entre les classes, c'est-à-dire les règles de décision permettant de décider de l'appartenance ou non d'une observation à une classe, et de rejeter les observations n'appartenant à aucune des classes définies a priori. La phase de définition de ces règles consiste à partitionner l'espace de représentation grâce à des frontières ; cette phase consiste donc à estimer des fonctions frontières minimisant les erreurs de décision sur un ensemble d'observations d'apprentissage dont la classe est connue, pour une définition donnée des caractéristiques de l'objet.

Le problème est donc de trouver le bon moteur de décision, dans un contexte multi-classes c'est-à-dire avec un nombre Q de classes supérieur ou égal à 2.

5 Il est connu de construire ces règles de décision en s'appuyant sur une approche SVM, acronyme de l'expression « Séparateurs à Vaste Marge » et également acronyme de l'expression anglo-saxonne « Support Vector Machines ». Cette approche discriminative notamment décrite dans le document US 5 649 068 dans le cas de deux classes, permet de trouver
10 parmi tous les hyperplans séparateurs de ces deux classes, celui qui est optimal, c'est-à-dire qui maximise la marge entre l'hyperplan et les échantillons (autre appellation des observations d'apprentissage). Vapnik a démontré [B.E. Boser, I.M. Guyon and V.N. Vapnik, A training algorithm for optimal margin classifiers. In Proceedings of the fifth annual workshop on
15 Computational learning theory, pages 144-152. ACM, 1992] que la maximisation de la marge correspond à la minimisation de l'erreur de généralisation de la décision sur les observations futures pour un ensemble fini d'observations d'apprentissage. Le principe de généralisation est illustré figure 2. La marge est la distance entre l'hyperplan et les observations les
20 plus proches ; selon la théorie de l'apprentissage de Vapnik, l'hyper-plan optimal n'est caractérisé que par les observations les plus proches de celui-ci. Ces dernières appelées vecteurs supports sont donc suffisantes pour définir un moteur de décision en ligne rapide et maximisant la probabilité de bonne décision. La contribution de chacune de ces observations à la
25 décision constitue la solution d'un programme quadratique de taille connue, pour lequel il existe plusieurs solutions logicielles de résolution. Suivant la solution de résolution choisie, le nombre de variables est égal au nombre d'observations d'apprentissage n , ou au nombre de dimensions de l'espace de représentation des observations d . Les deux modes de résolution sont
30 équivalents.

Afin de pouvoir traiter le cas de deux classes non linéairement séparables, cette approche SVM se généralise par l'introduction de variables d'écart et par la projection implicite des observations d'apprentissage dans un espace de dimension supérieure à l'espace des caractéristiques des
35 observations, voire de dimension infinie, dans lequel la probabilité

d'existence d'une frontière linéaire séparant les observations d'apprentissage des deux classes, est plus grande. Ceci est réalisé grâce à l'utilisation d'une fonction noyau. Les fonctions suivantes sont des exemples de fonctions noyaux : fonctions polynomiales, fonctions à base radiale dont la gaussienne,
5 la rationnelle quadratique, ou encore la fonction tangente hyperbolique.

Plusieurs méthodes ont été proposées pour étendre la solution précédente SVM au cas multi-classe ($Q \geq 2$). On peut citer l'approche discriminative un contre tous, un contre un, et l'approche globale.

10 L'approche « un contre tous » consiste à construire Q discriminateurs binaires en considérant chaque classe l'une après l'autre, et en attribuant à chaque fois l'étiquette +1 aux observations de la classe considérée et -1 aux observations de toutes les autres classes. Cette approche nécessite la résolution de Q problèmes quadratiques de taille n , n étant le nombre d'observations total. Cette approche est illustrée figure 3a pour 3 classes, où un des 3 discriminateurs binaires est représenté, en l'occurrence celui de la classe des cercles contre les classes des carrés et des triangles.

20 L'approche « un contre un » consiste à construire $Q(Q-1)/2$ discriminateurs binaires en confrontant chacune des Q classes à toutes les autres individuellement. Cette approche nécessite la résolution de $Q(Q-1)/2$ problèmes quadratiques de taille $2n/Q$. Cette approche est illustrée figure 3b pour 3 classes, où les deux discriminateurs binaires de la classe des cercles sont représentés.

25 L'approche globale consiste à construire simultanément Q classifieurs en résolvant directement un programme quadratique de taille nQ .

Ces trois approches discriminatives ne permettent pas lors de l'utilisation ultérieure en ligne, de rejeter en distance les intrus ou anomalies (ou « outliers » en anglais), autrement dit de détecter la nouveauté, c'est-à-dire de rejeter les objets « éloignés » au sens d'une métrique donnée des données d'apprentissage. Ceci se traduit par un risque accru de fausses alarmes dans les cas d'utilisation sensible comme pour les systèmes de surveillance.

35 On peut aussi citer l'approche générative, ou par courbe de niveau (aussi désignée approche « One class-SVM »), dans laquelle on recherche

les limites externes d'une classe. Cette approche peut se résumer par la formule « une classe contre rien ». Elle nécessite la résolution de Q problèmes quadratiques de taille n/Q . Elle permet également lors de l'utilisation ultérieure en ligne, de rejeter les intrus mais ne prend pas bien en compte la superposition des classes ce qui peut conduire à d'importantes zones de rejet en ambiguïté (i.e. des zones dans lesquelles la décision est ambiguë entre plusieurs classes). Cette approche est illustrée figure 3c pour 3 classes, où un des 3 discriminateurs binaires est représenté, en l'occurrence l'enveloppe convexe de la classe des cercles.

Aucune de ces méthodes ne présente un apprentissage multi-classe à la fois efficace en complexité de calcul et discriminant. D'une part la complexité augmente avec le nombre Q de classes et le nombre n total d'observations d'apprentissage pour les modèles « un-contre-un », « un-contre-tous » et global. D'autre part le modèle « un-contre-rien » ne minimise intrinsèquement pas les ambiguïtés de décision.

En conséquence, il demeure à ce jour un besoin pour un procédé de construction des règles de décision d'un discriminateur SVM multi-classe donnant simultanément satisfaction à l'ensemble des exigences précitées, en termes de complexité de calcul de la phase d'apprentissage, notamment lorsque le nombre d'observations et de classes est grand (typiquement supérieur à 10 000 observations pour 100 classes), de rejet en distance et de rejet en ambiguïté et de probabilité d'erreur, lors de l'utilisation du discriminateur en ligne.

L'invention est basée sur une approche intermédiaire entre l'approche discriminative et l'approche One class-SVM.

Plus précisément l'invention a pour objet un procédé d'élaboration d'un discriminateur d'objets obtenus par un dispositif d'acquisition muni d'un capteur, qui comprend les étapes suivantes :

- d'extraction des caractéristiques de n objets acquis, $n > 1$, les caractéristiques d'un objet constituant une observation x_i qui est associée à une classe, i variant de 1 à n , le discriminateur comportant Q classes avec $Q \geq 2$,
- de construction d'une règle de décision entre les classes.

Il est principalement caractérisé en ce que cette étape de construction de la règle de décision comprend la sous-étape suivante : déterminer pour chaque classe q une fonction de discrimination représentant cette classe, q variant de 1 à Q , à partir de paramètres α_i positifs ou nuls qui
 5 sont définis en calculant

$$\min_{\alpha} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n \alpha_i \alpha_j M_{i,j}$$

avec :

$M_{ij} = k(x_i, x_j) - \lambda k(x_i, x_j)$ si x_i et x_j appartiennent à la même classe ou,

$M_{ij} = -\lambda k(x_i, x_j)$ sinon,

10 k étant une fonction noyau positif prédéterminée,
 λ un paramètre réel non nul de régularisation prédéterminé,
 et avec pour chaque classe q , $\sum_{i \in I_q} \alpha_i = 1$, I_q étant l'ensemble des

indices des observations de la classe q .

15 Selon un premier mode de réalisation, la fonction de discrimination est une enveloppe convexe g_q , le calcul définissant les paramètres α_i consistant alors à minimiser simultanément la somme des distances entre toutes les paires d'enveloppes convexes et d'un terme de régularisation pondéré par un paramètre δ avec $\lambda = 1/(Q + \delta)$.

20 Selon un autre mode de réalisation, la fonction de discrimination est une courbe de niveau f_q , le calcul définissant les paramètres α_i consistant alors à minimiser simultanément la somme :

- des couplages entre toutes les paires de courbes de niveau c'est-à-dire les produits scalaires croisés de ces fonctions, pondérés par un
- 25 paramètre μ avec $\lambda = \mu/(Q \cdot \mu + 1)$,
- d'un terme de régularisation et
- de l'opposé d'un biais ρ_q avec $f_q(x_i) - \rho_q \geq 0$.

De cette façon, la dimension du programme quadratique à
 30 résoudre pour apprendre les frontières de décision est égale à n quelque soit le nombre Q de classes. Cela permet de construire, de manière efficace du point de vue temps de calcul, des frontières de décision avec un grand nombre n d'observations d'apprentissage et un grand nombre Q de classes.

De plus, l'utilisation d'enveloppes convexes ou de courbes de niveau, permettra lors de l'utilisation en ligne de rejeter les anomalies (rejet en distance et/ou en ambiguïté).

5 Lorsqu'en plus on a $\alpha_i \leq C$, C étant un nombre réel tel que $C \geq \max_{q \in [1, Q]} \frac{1}{n_q}$, n_q étant le nombre d'observations de la classe q , on

obtient une solution plus robuste. Comme la construction des frontières d'une classe prend en compte la répartition des observations dans les autres classes, cela permet de prendre en compte la superposition éventuelle des classes. Dans ce cas et lorsque la fonction de discrimination est une courbe de niveau f_q , une variable d'écart positive μ_i est associée à chaque observation x_i de sorte que $f_q(x_i) - \rho_q + \mu_i \geq 0$, et le calcul définissant les paramètres α_i consiste alors à minimiser simultanément la somme :

- des couplages entre toutes les paires de courbes de niveau c'est-à-dire les produits scalaires croisés de ces fonctions, pondérés par un paramètre μ avec $\lambda = \mu / (Q \cdot \mu + 1)$,
- d'un terme de régularisation,
- de l'opposé d'un biais ρ_q
- et d'un terme d'erreur pondéré par C .

20 Selon une caractéristique de l'invention, le choix par défaut $\lambda = 1/Q$ favorise la discrimination.

Le terme de régularisation peut être la somme des normes deux au carré des fonctions de discrimination ou la somme de leurs normes un.

25 Selon une autre caractéristique de l'invention, l'étape de construction de la règle de décision comprend la sous-étape suivante : déterminer des règles d'affectation à partir desdites fonctions de discrimination.

30 L'invention a aussi pour objet un programme d'ordinateur comprenant des instructions de code permettant d'effectuer les étapes du procédé tel que décrit précédemment, lorsque ledit programme est exécuté sur un ordinateur.

L'invention concerne également un procédé de discrimination d'un objet candidat obtenu par un dispositif d'acquisition muni d'un capteur, qui comprend les étapes suivantes :

- 5 - extraction de caractéristiques de cet objet acquis, conformément à l'extraction de caractéristiques du procédé tel que décrit précédemment, les caractéristiques de cet objet constituant une observation candidate x_c ,
- application d'une règle de décision à l'observation candidate x_c qui comprend les sous-étapes suivantes :
 - 10 - calcul pour x_c des valeurs des fonctions de discrimination définies dans le procédé tel que décrit précédemment,
 - application de règles d'affectation déterminées dans le procédé tel que décrit précédemment.

15 L'invention a aussi pour objet un programme d'ordinateur comprenant des instructions de code permettant d'effectuer les étapes de ce procédé de discrimination d'un objet candidat tel que décrit précédemment, lorsque ledit programme est exécuté sur un ordinateur.

20 Les objets sont par exemple extraits d'images acquises par un dispositif d'imagerie.

D'autres caractéristiques et avantages de l'invention apparaîtront à la lecture de la description détaillée qui suit, faite à titre d'exemple non limitatif et en référence aux dessins annexés dans lesquels :

25 la figure 1 déjà décrite représente schématiquement les principes de la discrimination automatique,

 la figure 2 déjà décrite représente schématiquement pour deux classes, plusieurs séparations linéaires, parmi lesquelles celle qui maximise la marge,

30 les figures 3 déjà décrites illustrent schématiquement trois approches pour déterminer des frontières de décision multi-classe selon l'état de la technique : « un contre tous », « un contre un », mono-classe (One-class),

35 la figure 4 illustre schématiquement la construction de règles de décision pour 3 classes, selon un premier mode de réalisation de l'invention,

la figure 5 illustre schématiquement des enveloppes convexes et des courbes de niveau pour 3 classes, selon l'invention.

D'une figure à l'autre, les mêmes éléments sont repérés par les mêmes références.

5

Lors de la phase d'apprentissage (hors ligne), sont élaborées les fonctions de discrimination d'une part et les règles d'affectation d'autre part.

On s'attache d'abord à déterminer les fonctions de discrimination.

10

Selon l'invention, on cherche donc pour chaque classe q une fonction de discrimination représentant cette classe, q variant de 1 à Q , à partir de paramètres α_i positifs qui sont définis en calculant

$$\min_{\alpha} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n \alpha_i \alpha_j M_{i,j}$$

avec :

15

$M_{ij} = k(x_i, x_j) - \lambda k(x_i, x_j)$ si x_i et x_j appartiennent à la même classe ou,

$M_{ij} = -\lambda k(x_i, x_j)$ sinon,

k étant une fonction noyau positif prédéterminée,

λ un paramètre réel non nul de régularisation prédéterminé expérimentalement de manière à favoriser discrimination par rapport à rejet

20

ou équilibrer discrimination et rejet, comme on le verra plus loin,

et avec pour chaque classe q $\sum_{i \in I_q} \alpha_i = 1$, I_q étant l'ensemble des

indices des observations de la classe q .

La demanderesse a démontré que cette fonction de discrimination
25 peut être de manière équivalente, une enveloppe convexe ou une courbe de niveau. Ceci est détaillé plus loin.

On considère d'abord l'enveloppe convexe.

Il a été démontré pour deux classes l'équivalence entre la
30 recherche d'un hyperplan séparateur de Vapnik et la recherche d'un représentant de chacune des classes à l'intérieur de leurs enveloppes convexes respectives, ces représentants étant choisis de telle sorte que la distance interclasse soit minimale. Ce concept est ici généralisé au cas

multiclasse en considérant pour chaque classe une enveloppe convexe la représentant tout en minimisant simultanément les distances entre toutes les paires de représentants des classes.

On cherche donc les enveloppes convexes g_q représentant
 5 chacune des Q classes, $q \in [1, Q]$. Parmi les n observations totales, chaque classe q est représentée par une liste d'observations x_i , $i \in I_q$, I_q étant l'ensemble des indices des observations de la classe q . Si n_1 est le nombre d'observations de la classe 1, ..., n_q le nombre d'observations de la classe q , ..., n_Q le nombre d'observations de la classe Q , on a $n_1 = \text{card}(I_1)$, ...,
 10 $n_q = \text{card}(I_q)$, ..., $n_Q = \text{card}(I_Q)$ avec $n_1 + \dots + n_q + \dots + n_Q = n$. Une observation x_i est un vecteur à d dimensions ($x_i \in \mathbb{R}^d$), d étant le nombre de caractéristiques définies lors de l'extraction des caractéristiques de l'objet. Les x_i peuvent être des objets complexes comme des graphes, des distributions de probabilités, des automates, ... On pose pour toute observation x :

15

$$g_q(x) = \sum_{i \in I_q} \alpha_i k(x_i, x) \text{ avec } \sum_{i \in I_q} \alpha_i = 1 \text{ et } 0 \leq \alpha_i, \quad (1)$$

les paramètres α_i étant les poids des observations, c'est-à-dire une mesure de l'influence de chacune des observations x_i dans la construction de la solution (on a donc $\alpha_i = 0$ si x_i n'est pas un vecteur support) et k étant une
 20 fonction noyau positif qui associe une valeur réelle à tout couple d'observations x, x' . Cette fonction noyau positif peut être, de manière non exhaustive :

- linéaire de la forme $k(x, x') = x \cdot x'$
- polynomial de la forme $k(x, x') = (x \cdot x')^d$ ou $(c + x \cdot x')^d$
- 25 - gaussienne de la forme $k(x, x') = \exp(-||x - x'||^2 / 2\sigma^2)$, σ étant la largeur de bande de la fonction,
- sigmoïde de la forme $k(x, x') = \tanh(a \cdot x \cdot x' + b)$
- laplacienne de la forme $k(x, x') = \exp(-||x - x'|| / \sigma)$, σ étant la largeur de bande de la fonction,
- 30 - rationnelle quadratique de la forme $k(x, x') = 1 / (1 + (||x - x'||^2 / \sigma^2))$, σ étant la largeur de bande de la fonction.

Déterminer pour chaque classe q une enveloppe convexe g_q la représentant, à partir de paramètres α_i positifs qui sont définis par la solution du programme quadratique suivant :

$$\min_{\alpha} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n \alpha_i \alpha_j M_{i,j}$$

5

$$\text{avec } \sum_{i \in I_q} \alpha_i = 1, \quad 0 \leq \alpha_i \text{ et } q \text{ variant de } 1 \text{ à } Q,$$

revient à minimiser simultanément la somme :

- des distances entre toutes les paires d'enveloppes convexes des classes et
- d'un terme de régularisation pondéré par un paramètre δ avec $\lambda=1/(Q+\delta)$. Le paramètre δ peut être déterminé en minimisant une borne de l'erreur ou expérimentalement de manière à maximiser la bonne décision du discriminateur sur un sous-ensemble d'observations d'apprentissage choisi aléatoirement.

Plus précisément, cela revient à déterminer les paramètres α_i en résolvant :

$$\min_{g_1, \dots, g_Q} \frac{1}{2} \sum_{q=1}^Q \sum_{q'=1}^Q \|g_q - g_{q'}\|_H^2 + \delta \sum_{q=1}^Q \|g_q\|_H^2 \quad (2)$$

20

$$\text{avec } \sum_{i \in I_q} \alpha_i = 1 \text{ et } 0 \leq \alpha_i,$$

H étant l'espace de Hilbert à Noyau Reproductif induit par le noyau positif k choisi.

Ceci est illustré figure 4 sur laquelle sont représentées 3 classes linéairement séparables et les frontières de décision F_{1-2} , F_{2-3} , F_{3-1} : la classe 1 avec son enveloppe convexe g_1 , la classe 2 avec son enveloppe convexe g_2 , la classe 3 avec son enveloppe convexe g_3 , ces enveloppes étant telles que les distances $\|g_1 - g_2\|$, $\|g_2 - g_3\|$ et $\|g_1 - g_3\|$ sont simultanément minimales.

La nature des fonctions g_q permettra lors de la phase en ligne de rejeter les individus des autres classes et les anomalies, c'est-à-dire d'assurer le rejet en ambiguïté et en distance.

30

Le terme de régularisation pondéré permet de relaxer le problème à résoudre, c'est-à-dire d'obtenir une solution intermédiaire entre l'approche discriminative par courbe de niveau et l'approche générative par enveloppe convexe. Dit autrement cela permet de passer d'un problème de discrimination ($\delta = 0$) à un problème de type génératif par courbe de niveau (one class-SVM lorsque δ tend vers l'infini et $\lambda = 0$). Le choix de δ permet d'équilibrer les contraintes de performance et de rejet. Le problème est relaxé en modifiant la pondération entre les produits scalaires et les normes des enveloppes convexes.

On considère à présent que la fonction de discrimination est une courbe de niveau.

Déterminer pour chaque classe une courbe de niveau f_q la représentant, à partir de paramètres α_i positifs qui sont définis par la solution du programme quadratique suivant :

$$\min_{\alpha} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n \alpha_i \alpha_j M_{i,j}$$

avec $\sum_{i \in I_q} \alpha_i = 1$, $0 \leq \alpha_i$ et q variant de 1 à Q ,

revient à minimiser simultanément la somme :

- d'un terme de régularisation,
- de l'opposé d'un biais p_q . Ces biais sont analogues à des niveaux de probabilités ; ils sont donnés explicitement par la résolution du problème (3) ci-dessous ou implicitement à travers les multiplicateurs de Lagrange des contraintes d'égalité du problème ci-dessus,
- des couplages entre toutes les paires de courbes de niveau c'est-à-dire les produits scalaires croisés de ces courbes de niveau, pondérés par un paramètre réel μ avec $\lambda = \mu/(Q \cdot \mu + 1)$ et $\mu \neq -1/Q$. Le paramètre μ qui permet de choisir l'importance du terme de couplage des fonctions (en modifiant la pondération entre les produits scalaires et les normes des fonctions), est déterminé expérimentalement de manière à maximiser la bonne décision du discriminateur sur un sous-ensemble d'observations d'apprentissage.

Plus précisément, cela revient à déterminer les paramètres α_i en calculant :

$$\min_{f_q, \rho_q} \frac{1}{2} \sum_{q=1}^Q \|f_q\|_H^2 + \frac{\mu}{2} \sum_{q=1}^Q \sum_{q'=1}^Q \langle f_q, f_{q'} \rangle_H - \sum_{q=1}^Q \rho_q \quad (3)$$

le signe $\langle \cdot, \cdot \rangle_H$ désignant le produit scalaire de l'espace H de Hilbert à Noyau Reproductif, induit par le noyau positif k choisi,

- 5 avec : $f_q(x_i) - \rho_q \geq 0$ pour toutes les observations x_i de la classe q et ce pour toutes les classes (q varie de 1 à Q).

Le terme de régularisation permet de relaxer le problème en explicitant le degré de couplage inter-fonction, c'est-à-dire les couplages
10 entre les fonctions f_q et $f_{q'}$, par une modification de la pondération entre les produits scalaires et les normes des courbes de niveau. Cette écriture qui favorise de faibles couplages entre les classes, permet de mieux déterminer les frontières de décision c'est-à-dire de mieux discriminer les classes, ce qui permettra ultérieurement lors de la phase en ligne de maximiser la
15 pertinence du discriminateur.

La demanderesse a démontré que les courbes de niveaux f_q sont linéairement associées aux enveloppes convexes de la manière suivante :

$$f_q(x_i) = g_q(x_i) - \lambda \sum_{q'=1}^Q g_{q'}(x_i)$$

- 20 Les fonctions f_q et g_q étant liées linéairement, les tests d'appartenance d'un candidat x_i à une classe plutôt qu'à une autre peuvent donc se faire de façon équivalente sur les fonctions f_q ou g_q comme illustré figure 5 (on peut aussi calculer g et f). En effet on a :

$$25 \quad \arg \max_{q \in [1, Q]} f_q(x) = \arg \max_{q \in [1, Q]} g_q(x)$$

- De cette façon, la complexité de calcul de l'apprentissage des enveloppes convexes g_q ou des courbes de niveau f_q , est celle d'un programme quadratique à n inconnues quelque soit le nombre Q de classes.
30 Cela permet de construire, de manière efficace du point de vue temps de calcul, des frontières de décision avec un grand nombre n d'observations et

un grand nombre Q de classes. De plus, comme la construction des frontières d'une classe prend en compte la répartition des observations dans les autres classes, cela permet de prendre en compte l'interaction entre les classes.

5

On a également $\lambda = \mu / (Q \cdot \mu + 1) = 1 / (Q + \delta)$. Lorsque $\delta = 0$ (ou μ très grand) on a $\lambda = 1/Q$, comme on peut le voir dans le tableau de variation de μ et λ (non nul) en fonction de δ ci-dessous, ce qui signifie que le discriminateur n'assurera lors de la phase en ligne, que la fonction de discrimination mais pas de rejet en distance ou en ambiguïté. Dès lors que $\delta > 0$, le discriminateur assurera discrimination et rejet en distance et en ambiguïté.

10

δ	$-\infty$	$-Q$	0	$+\infty$
μ	0	$\frac{-1}{Q}$	$-\infty$	$+\infty$
λ	0	$+\infty$	$\frac{1}{Q}$	0

15

Qu'il s'agisse de l'approche par enveloppe convexe ou par courbe de niveau, ces fonctions de discrimination sont déterminées notamment en fonction d'un terme de régularisation défini à partir de la norme des fonctions de discrimination considérée. Selon une alternative cette norme peut être remplacée par une pseudo-norme.

20

Pour traiter le cas de classes non linéairement séparables, on introduit une condition supplémentaire : $\alpha_i \leq C$, C étant un nombre réel. La seule contrainte sur la valeur de cette borne supérieure C est de ne pas empêcher les contraintes d'égalité d'être satisfaites, ce qui impose :

25

$$C \geq \max_{q \in [1, Q]} \frac{1}{n_q}.$$

Cela n'introduit pas de modification pour le calcul des enveloppes convexes. En revanche, les courbes de niveau sont alors obtenues grâce à l'introduction de variables d'écart positives μ_i associées à chaque observation de sorte que $f_q(x_i) - \rho_q + \mu_i \geq 0$ pour toutes les observations x_i de la classe q et ce pour toutes les classes (q varie de 1 à Q) et en ajoutant à la fonction objectif à minimiser de l'équation (3) un terme d'erreur (la somme de ces variables d'écart) pondéré par le paramètre C .

On s'attache à présent à déterminer les règles d'affectation. Plusieurs règles peuvent être définies. On peut par exemple adopter les règles d'affectation suivantes.

Une observation candidate (dont les caractéristiques ont préalablement été extraites) est affectée à :

- une classe q si elle est l'unique à répondre positivement,
- un rejet d'ambiguïté dès que plus d'une classe répond positivement,
- un rejet en distance si aucune classe ne répond positivement (= toutes les classes répondent négativement).

Ou encore, un rejet en distance est décidé lorsque le maximum des scores des fonctions g_q ou f_q est inférieur à un seuil nul ou bien déterminé expérimentalement. Le rejet d'ambiguïté est décidé lorsqu'il n'y a pas de rejet en distance et que la différence entre les deux meilleurs scores est inférieure à un autre seuil nul ou déterminé expérimentalement.

Lors d'une étape de la phase en ligne dite étape de représentation, le discriminateur calcule pour une observation candidate x_c , les valeurs des fonctions de discrimination pour toutes les classes, soit $g_1(x_c), \dots, g_q(x_c), \dots, g_Q(x_c)$ si l'approche par enveloppe convexe a été choisie ou $f_1(x_c), \dots, f_q(x_c), \dots, f_Q(x_c)$ si l'approche par courbe de niveau a été choisie. On applique alors dans une étape dite d'affectation, la règle d'affectation à l'issue de laquelle, l'observation candidate x_c est affectée à une classe q (car on a $g_q(x_c) > 0$ et $g_{q'}(x_c) \leq 0$ pour $q' \neq q$, si on utilise le premier exemple de règle d'affectation cité ci-dessus) ou rejetée en distance ou en ambiguïté.

Ce sont les étapes de la règle de décision.

On a présenté un discriminateur dans un contexte de système de veille ou surveillance par imagerie. Plus généralement, il peut aussi être appliqué à la discrimination automatique dans un système de surveillance d'objets acquis au moyen d'un capteur que celui-ci soit un capteur d'un
5 dispositif d'imagerie, ou d'un dispositif sonore ou radar ou tout autre capteur.

La présente invention peut s'implémenter à partir d'éléments matériel et/ou logiciel. Elle peut être disponible en tant que produit programme d'ordinateur sur un support lisible par ordinateur. Le support peut
10 être électronique, magnétique, optique, électromagnétique ou être un support de diffusion de type infrarouge. De tels supports sont par exemple, des mémoires à semi-conducteur (Random Access Memory RAM, Read-Only Memory ROM), des bandes, des disquettes ou disques magnétiques ou optiques (Compact Disk – Read Only Memory (CD-ROM), Compact Disk –
15 Read/Write (CD-R/W) et DVD).

REVENDEICATIONS

- 5 1. Procédé d'élaboration d'un discriminateur d'objets obtenus par un dispositif d'acquisition muni d'un capteur, qui comprend les étapes suivantes :
- d'extraction de caractéristiques de n objets acquis, $n > 1$, les caractéristiques d'un objet constituant une observation x_i qui est associée à une classe, i variant de 1 à n , le discriminateur comportant
- 10 Q classes avec $Q \geq 2$,
- de construction d'une règle de décision entre les classes, caractérisé en ce que cette étape de construction de la règle de décision comprend la sous-étape suivante : déterminer pour chaque classe q une fonction de discrimination représentant cette classe, q
- 15 variant de 1 à Q , à partir de paramètres α_i positifs ou nuls qui sont définis en calculant

$$\min_{\alpha} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n \alpha_i \alpha_j M_{i,j}$$

- avec $M_{ij} = k(x_i, x_j) - \lambda k(x_i, x_j)$ si x_i et x_j appartiennent à la même classe ou, $M_{ij} = -\lambda k(x_i, x_j)$ sinon, k étant une fonction noyau positif prédéterminée,
- 20 et λ un paramètre réel non nul de régularisation prédéterminé, et avec pour chaque classe q , $\sum_{i \in I_q} \alpha_i = 1$, I_q étant l'ensemble des indices des observations de la classe q .

- 25 2. Procédé d'élaboration d'un discriminateur selon la revendication précédente, caractérisé en ce que la fonction de discrimination est une enveloppe convexe g_q , le calcul définissant les paramètres α_i consistant alors à minimiser simultanément la somme des distances entre toutes les paires d'enveloppes convexes et d'un terme de régularisation pondéré par un paramètre δ avec $\lambda = 1/(Q + \delta)$.
- 30 3. Procédé d'élaboration d'un discriminateur selon la revendication précédente, caractérisé en ce qu'on a $0 \leq \alpha_i \leq C$, C étant un nombre

réel tel que $C \geq \max_{q \in [1, Q]} \frac{1}{n_q}$, n_q étant le nombre d'observations de la classe q .

4. Procédé d'élaboration d'un discriminateur selon la revendication 1 ou 2, caractérisé en ce que la fonction de discrimination est une courbe de niveau f_q , le calcul définissant les paramètres α_i consistant alors à minimiser simultanément la somme :
 - des couplages entre toutes les paires de courbes de niveau c'est-à-dire les produits scalaires croisés de ces fonctions, pondérés par un paramètre μ avec $\lambda = \mu / (Q \cdot \mu + 1)$,
 - d'un terme de régularisation et
 - de l'opposé d'un biais ρ_q .
5. Procédé d'élaboration d'un discriminateur selon la revendication précédente, caractérisé en ce qu'on a $0 \leq \alpha_i \leq C$, C étant un nombre réel tel que $C \geq \max_{q \in [1, Q]} \frac{1}{n_q}$, n_q étant le nombre d'observations de la classe q , en ce qu'une variable d'écart positive μ_i est associée à chaque observation x_i de sorte que $f_q(x_i) - \rho_q + \mu_i \geq 0$ et en ce que la somme à minimiser comporte en outre un terme d'erreur pondéré par C .
6. Procédé d'élaboration d'un discriminateur selon l'une des revendications 2 à 5, caractérisé en ce que $\lambda = 1/Q$.
7. Procédé d'élaboration d'un discriminateur selon l'une des revendications 2 à 6, caractérisé en ce que le terme de régularisation est la somme des normes deux au carré des fonctions de discrimination ou la somme de leurs normes un.
8. Procédé d'élaboration d'un discriminateur selon l'une des revendications précédentes, caractérisé en ce que l'étape de construction de la règle de décision comprend la sous-étape suivante :

déterminer des règles d'affectation à partir desdites fonctions de discrimination.

- 5 9. Procédé d'élaboration d'un discriminateur selon l'une des revendications précédentes, caractérisé en ce que les objets sont extraits d'images acquises par un dispositif d'imagerie.
- 10 10. Programme d'ordinateur comprenant des instructions de code permettant d'effectuer les étapes du procédé selon l'une quelconque des revendications 1 à 9, lorsque ledit programme est exécuté sur un ordinateur.
- 15 11. Procédé de discrimination d'un objet candidat obtenu par un dispositif d'acquisition muni d'un capteur, qui comprend les étapes suivantes :
- extraction de caractéristiques de cet objet acquis, conformément à l'extraction de caractéristiques du procédé d'élaboration d'un discriminateur selon l'une des revendications 1 à 9, les caractéristiques de cet objet constituant une observation candidate x_c ,
- application d'une règle de décision à l'observation x_c qui comprend
20 les sous-étapes suivantes :
- calcul pour x_c des valeurs des fonctions de discrimination prédéfinies dans le procédé d'élaboration d'un discriminateur,
- application de règles d'affectation prédéfinies dans le procédé d'élaboration d'un discriminateur.
- 25 12. Programme d'ordinateur comprenant des instructions de code permettant d'effectuer les étapes du procédé selon la revendication 11, lorsque ledit programme est exécuté sur un ordinateur.

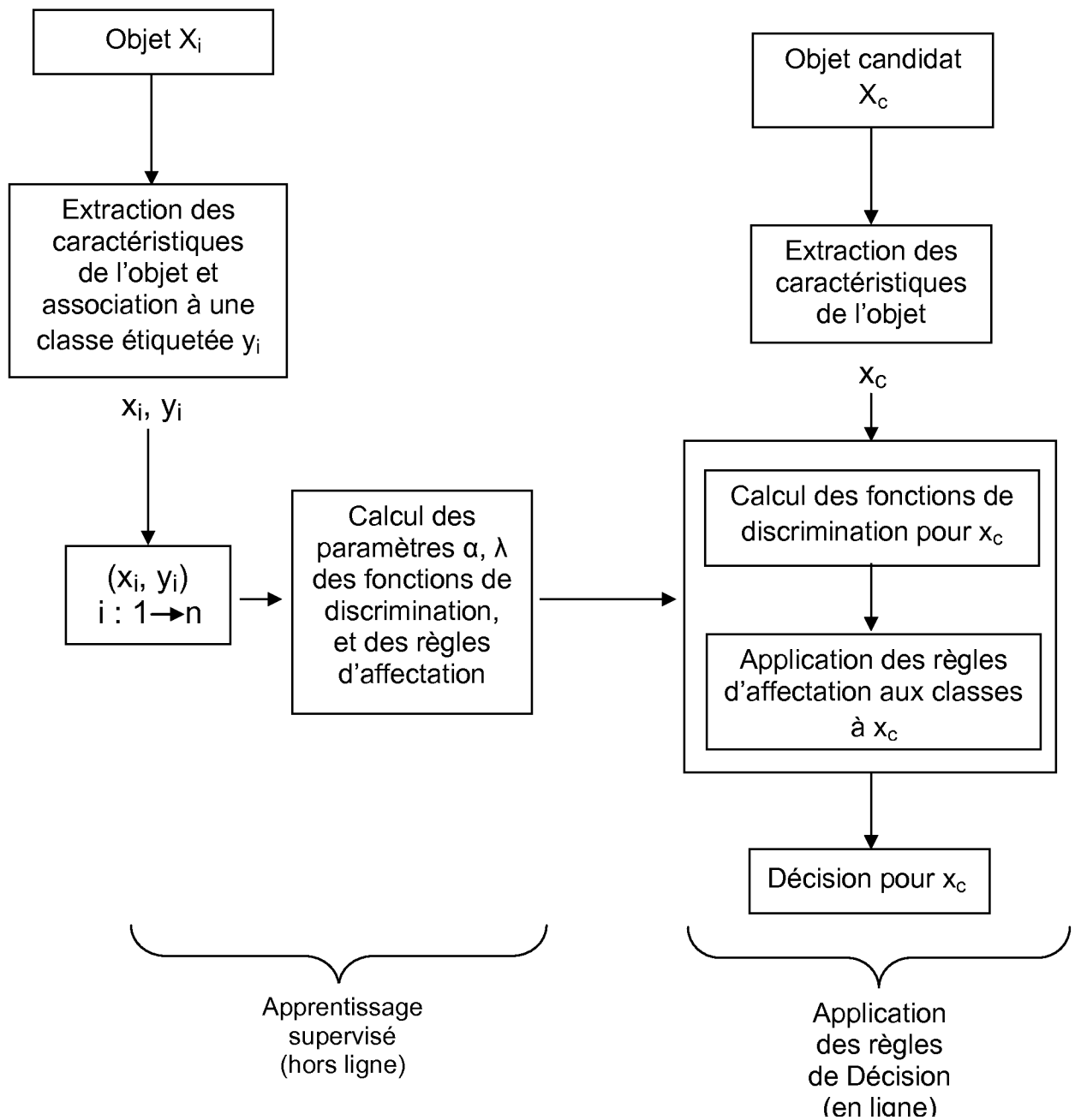


FIG.1

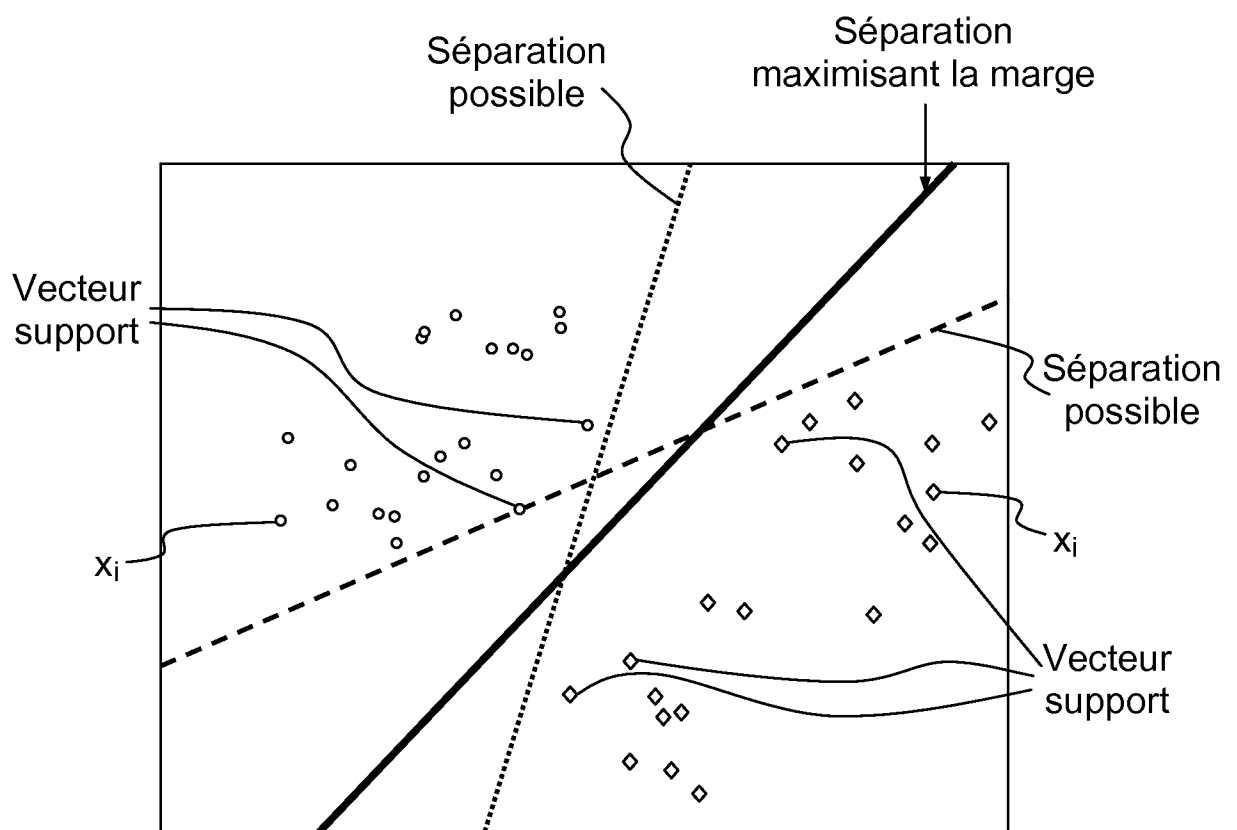
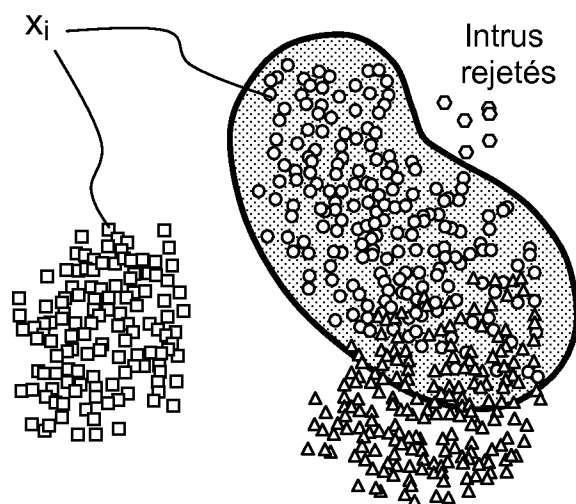
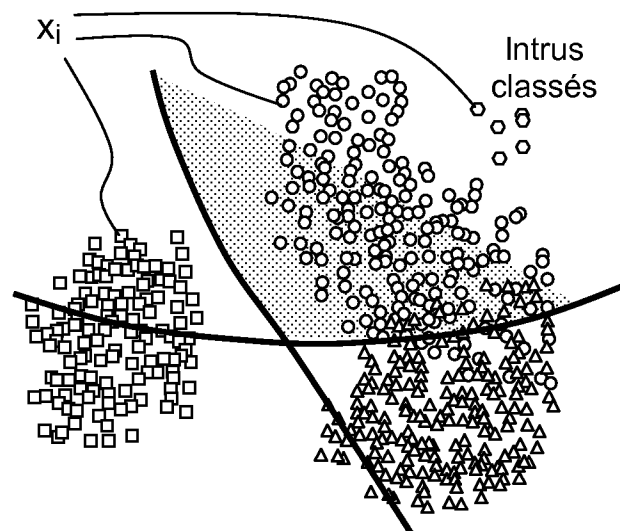
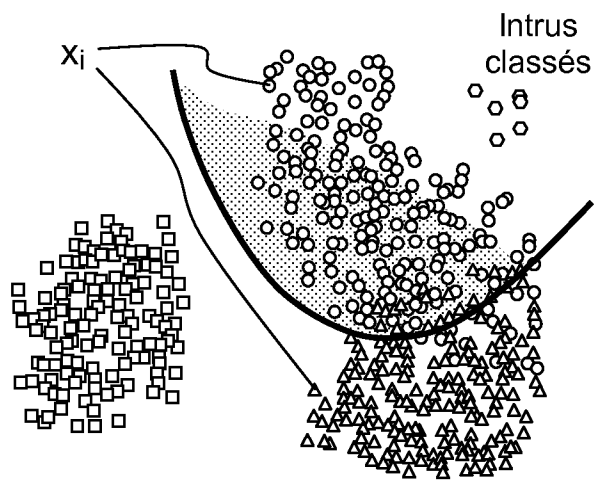


FIG.2

3/4



 Zone de décision de la classe 

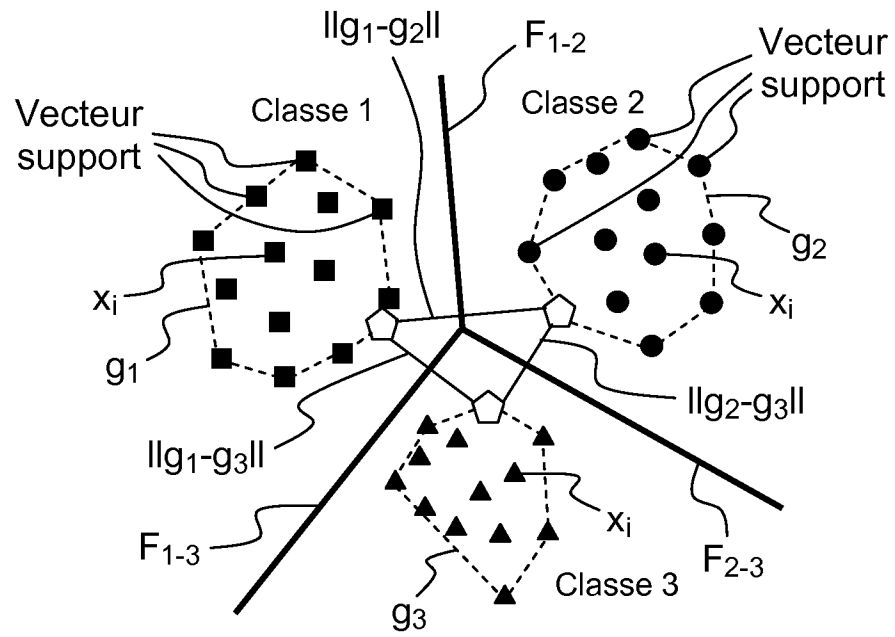


FIG.4

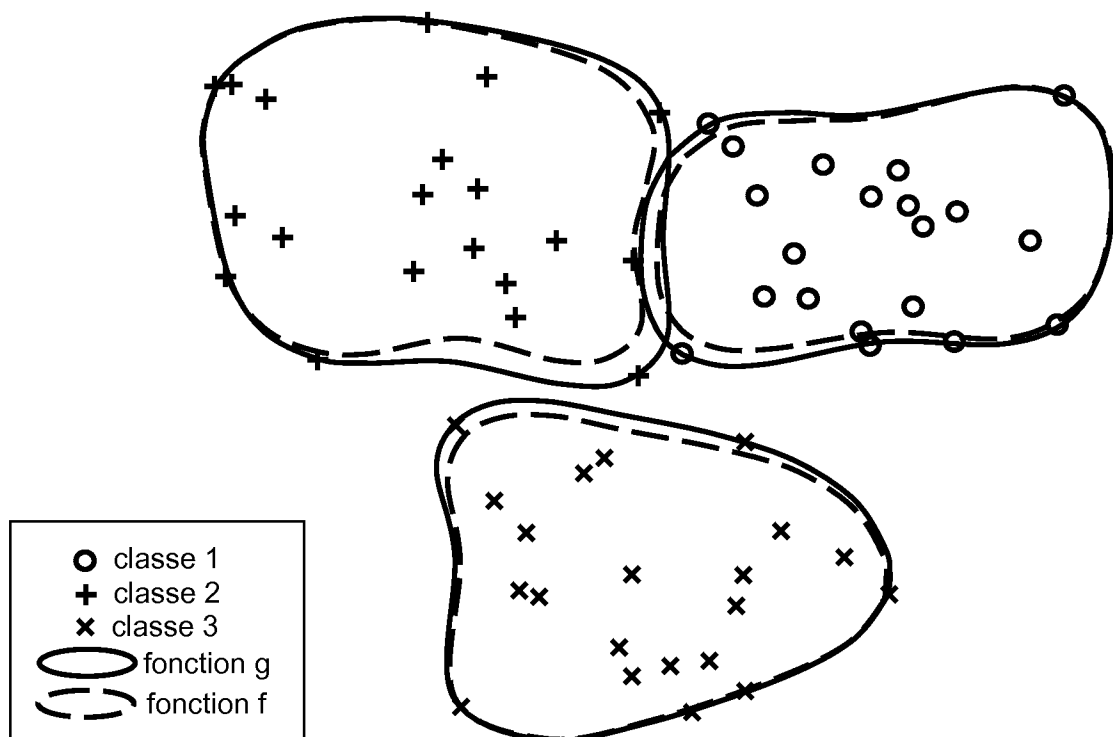


FIG.5

INTERNATIONAL SEARCH REPORT

International application No
PCT/EP2013/064829A. CLASSIFICATION OF SUBJECT MATTER
INV. G06K9/62
ADD.

According to International Patent Classification (IPC) or to both national classification and IPC

B. FIELDS SEARCHED

Minimum documentation searched (classification system followed by classification symbols)
G06K

Documentation searched other than minimum documentation to the extent that such documents are included in the fields searched

Electronic data base consulted during the international search (name of data base and, where practicable, search terms used)

EPO-Internal

C. DOCUMENTS CONSIDERED TO BE RELEVANT

Category*	Citation of document, with indication, where appropriate, of the relevant passages	Relevant to claim No.
X	Silvio Borer: "New support vector algorithms for multicategorical data applied to real-time object recognition", 2003, XP055067692, Lausanne, CH Retrieved from the Internet: URL: http://infoscience.epfl.ch/record/33301/files/EPFL_TH2826.pdf [retrieved on 2013-06-21] Chapitre 4 ----- -/--	1-12



Further documents are listed in the continuation of Box C.



See patent family annex.

* Special categories of cited documents :

"A" document defining the general state of the art which is not considered to be of particular relevance

"E" earlier application or patent but published on or after the international filing date

"L" document which may throw doubts on priority claim(s) or which is cited to establish the publication date of another citation or other special reason (as specified)

"O" document referring to an oral disclosure, use, exhibition or other means

"P" document published prior to the international filing date but later than the priority date claimed

"T" later document published after the international filing date or priority date and not in conflict with the application but cited to understand the principle or theory underlying the invention

"X" document of particular relevance; the claimed invention cannot be considered novel or cannot be considered to involve an inventive step when the document is taken alone

"Y" document of particular relevance; the claimed invention cannot be considered to involve an inventive step when the document is combined with one or more other such documents, such combination being obvious to a person skilled in the art

"&" document member of the same patent family

Date of the actual completion of the international search

29 July 2013

Date of mailing of the international search report

09/09/2013

Name and mailing address of the ISA/

European Patent Office, P.B. 5818 Patentlaan 2
NL - 2280 HV Rijswijk
Tel. (+31-70) 340-2040,
Fax: (+31-70) 340-3016

Authorized officer

Alecú, Teodor Iulian

INTERNATIONAL SEARCH REPORT

International application No
PCT/EP2013/064829

C(Continuation). DOCUMENTS CONSIDERED TO BE RELEVANT		
Category*	Citation of document, with indication, where appropriate, of the relevant passages	Relevant to claim No.
X	NANCULEF ET. AL.: "AD-SVMs: A light extension of SVMs for multiclassification", INTERNATIONAL JOURNAL OF HYBRID INTELLIGENT SYSTEMS, vol. 6, no. 2, 2009, XP055067693, Sections 2 et 4 -----	1-12
X	STEFANO LODI ET AL: "Single-Pass Distributed Learning of Multi-Class SVMs using Core-Sets", SIAM INTERNATIONAL CONFERENCE ON DATA MINING, 29 April 2010 (2010-04-29), pages 257-268, XP055067698, Sections 2 et 3 -----	1-12
X	Robert Jenssen ET AL: "A Multi-Class Support Vector Machine Based on Scatter Criteria", 2009, XP055067700, Retrieved from the Internet: URL: http://www.eecs.tu-berlin.de/fileadmin/f4/TechReports/2009/tr-2009-14.pdf [retrieved on 2013-06-21] the whole document eqs. 8-15 -----	1-12
X	LIANG TANG ET AL: "A multi-class large margin classifier", JOURNAL OF ZHEJIANG UNIVERSITY SCIENCE A, vol. 10, no. 2, February 2009 (2009-02), pages 253-262, XP055067701, ISSN: 1673-565X, DOI: 10.1631/jzus.A0820122 the whole document -----	1-12
X	CORTES C ET AL: "Support Vector Networks", MACHINE LEARNING, KLUWER ACADEMIC PUBLISHERS, BOSTON, US, vol. 20, no. 3, 1995, pages 273-297, XP002386458, ISSN: 0885-6125 the whole document -----	1-12
T	KRISTIN P. BENNETT ET AL: "Duality and Geometry in SVM Classifiers", INTERNATIONAL CONFERENCE ON MACHINE LEARNING, 29 June 2000 (2000-06-29), XP055067710, the whole document ----- -/--	1-12

INTERNATIONAL SEARCH REPORT

International application No

PCT/EP2013/064829

C(Continuation). DOCUMENTS CONSIDERED TO BE RELEVANT		
Category*	Citation of document, with indication, where appropriate, of the relevant passages	Relevant to claim No.
X	Erin J. Bredensteiner ET AL: "Multicategory Classification by Support Vector Machines" In: "Computational Optimization", 1999, Springer US, Boston, MA, XP055067709, ISBN: 978-1-46-155197-3 pages 53-79, DOI: 10.1007/978-1-4615-5197-3_5, the whole document	1-12
A	----- YANN GUERMEUR: "Combining Discriminant Models with New Multi-Class SVMs", PATTERN ANALYSIS & APPLICATIONS, vol. 5, no. 2, 7 June 2002 (2002-06-07), pages 168-179, XP055067705, ISSN: 1433-7541, DOI: 10.1007/s100440200015 Section 2.6 Table 1	1-12
A	----- VOLKAN VURAL ET AL: "Multi-Class Classifiers and Their Underlying Shared Structure", INTERNATIONAL JOINT CONFERENCE ON ARTIFICIAL INTELLIGENCE, 11 July 2009 (2009-07-11), pages 1267-1272, XP055067704, the whole document -----	1-12

RAPPORT DE RECHERCHE INTERNATIONALE

Demande internationale n°

PCT/EP2013/064829

A. CLASSEMENT DE L'OBJET DE LA DEMANDE INV. G06K9/62 ADD.		
Selon la classification internationale des brevets (CIB) ou à la fois selon la classification nationale et la CIB		
B. DOMAINES SUR LESQUELS LA RECHERCHE A PORTE Documentation minimale consultée (système de classification suivi des symboles de classement) G06K		
Documentation consultée autre que la documentation minimale dans la mesure où ces documents relèvent des domaines sur lesquels a porté la recherche		
Base de données électronique consultée au cours de la recherche internationale (nom de la base de données, et si cela est réalisable, termes de recherche utilisés) EPO-Internal		
C. DOCUMENTS CONSIDERES COMME PERTINENTS		
Catégorie*	Identification des documents cités, avec, le cas échéant, l'indication des passages pertinents	no. des revendications visées
X	Silvio Borer: "New support vector algorithms for multicategorical data applied to real-time object recognition", 2003, XP055067692, Lausanne, CH Extrait de l'Internet: URL: http://infoscience.epfl.ch/record/33301/files/EPFL_TH2826.pdf [extrait le 2013-06-21] Chapitre 4 ----- -/--	1-12
☒ Voir la suite du cadre C pour la fin de la liste des documents ☐ Les documents de familles de brevets sont indiqués en annexe		
* Catégories spéciales de documents cités: "A" document définissant l'état général de la technique, non considéré comme particulièrement pertinent "E" document antérieur, mais publié à la date de dépôt international ou après cette date "L" document pouvant jeter un doute sur une revendication de priorité ou cité pour déterminer la date de publication d'une autre citation ou pour une raison spéciale (telle qu'indiquée) "O" document se référant à une divulgation orale, à un usage, à une exposition ou tous autres moyens "P" document publié avant la date de dépôt international, mais postérieurement à la date de priorité revendiquée "T" document ultérieur publié après la date de dépôt international ou la date de priorité et n'appartenant pas à l'état de la technique pertinent, mais cité pour comprendre le principe ou la théorie constituant la base de l'invention "X" document particulièrement pertinent; l'invention revendiquée ne peut être considérée comme nouvelle ou comme impliquant une activité inventive par rapport au document considéré isolément "Y" document particulièrement pertinent; l'invention revendiquée ne peut être considérée comme impliquant une activité inventive lorsque le document est associé à un ou plusieurs autres documents de même nature, cette combinaison étant évidente pour une personne du métier "&" document qui fait partie de la même famille de brevets		
Date à laquelle la recherche internationale a été effectivement achevée 29 juillet 2013		Date d'expédition du présent rapport de recherche internationale 09/09/2013
Nom et adresse postale de l'administration chargée de la recherche internationale Office Européen des Brevets, P.B. 5818 Patentlaan 2 NL - 2280 HV Rijswijk Tel. (+31-70) 340-2040, Fax: (+31-70) 340-3016		Fonctionnaire autorisé Alec, Teodor Iulian

C(suite). DOCUMENTS CONSIDERES COMME PERTINENTS		
Catégorie*	Identification des documents cités, avec, le cas échéant, l'indication des passages pertinents	no. des revendications visées
X	NANCULEF ET. AL.: "AD-SVMs: A light extension of SVMs for multiclassification", INTERNATIONAL JOURNAL OF HYBRID INTELLIGENT SYSTEMS, vol. 6, no. 2, 2009, XP055067693, Sections 2 et 4 -----	1-12
X	STEFANO LODI ET AL: "Single-Pass Distributed Learning of Multi-Class SVMs using Core-Sets", SIAM INTERNATIONAL CONFERENCE ON DATA MINING, 29 avril 2010 (2010-04-29), pages 257-268, XP055067698, Sections 2 et 3 -----	1-12
X	Robert Jenssen ET AL: "A Multi-Class Support Vector Machine Based on Scatter Criteria", 2009, XP055067700, Extrait de l'Internet: URL: http://www.eecs.tu-berlin.de/fileadmin/f4/TechReports/2009/tr-2009-14.pdf [extrait le 2013-06-21] le document en entier eqs. 8-15 -----	1-12
X	LIANG TANG ET AL: "A multi-class large margin classifier", JOURNAL OF ZHEJIANG UNIVERSITY SCIENCE A, vol. 10, no. 2, février 2009 (2009-02), pages 253-262, XP055067701, ISSN: 1673-565X, DOI: 10.1631/jzus.A0820122 le document en entier -----	1-12
X	CORTES C ET AL: "Support Vector Networks", MACHINE LEARNING, KLUWER ACADEMIC PUBLISHERS, BOSTON, US, vol. 20, no. 3, 1995, pages 273-297, XP002386458, ISSN: 0885-6125 le document en entier -----	1-12
T	KRISTIN P. BENNETT ET AL: "Duality and Geometry in SVM Classifiers", INTERNATIONAL CONFERENCE ON MACHINE LEARNING, 29 juin 2000 (2000-06-29), XP055067710, le document en entier -----	1-12
	----- -/--	

C(suite). DOCUMENTS CONSIDERES COMME PERTINENTS		
Catégorie*	Identification des documents cités, avec, le cas échéant, l'indication des passages pertinents	no. des revendications visées
X	Erin J. Bredensteiner ET AL: "Multicategory Classification by Support Vector Machines" In: "Computational Optimization", 1999, Springer US, Boston, MA, XP055067709, ISBN: 978-1-46-155197-3 pages 53-79, DOI: 10.1007/978-1-4615-5197-3_5, le document en entier -----	1-12
A	YANN GUERMEUR: "Combining Discriminant Models with New Multi-Class SVMs", PATTERN ANALYSIS & APPLICATIONS, vol. 5, no. 2, 7 juin 2002 (2002-06-07), pages 168-179, XP055067705, ISSN: 1433-7541, DOI: 10.1007/s100440200015 Section 2.6 Table 1 -----	1-12
A	VOLKAN VURAL ET AL: "Multi-Class Classifiers and Their Underlying Shared Structure", INTERNATIONAL JOINT CONFERENCE ON ARTIFICIAL INTELLIGENCE, 11 juillet 2009 (2009-07-11), pages 1267-1272, XP055067704, le document en entier -----	1-12