

(12) DEMANDE INTERNATIONALE PUBLIÉE EN VERTU DU TRAITÉ DE COOPÉRATION EN MATIÈRE DE BREVETS (PCT)

(19) Organisation Mondiale de la Propriété Intellectuelle  
Bureau international



(43) Date de la publication internationale  
5 mai 2011 (05.05.2011)

PCT

(10) Numéro de publication internationale  
**WO 2011/051382 A1**

(51) Classification internationale des brevets :  
G06T 7/00 (2006.01)

(21) Numéro de la demande internationale :  
PCT/EP2010/066341

(22) Date de dépôt international :  
28 octobre 2010 (28.10.2010)

(25) Langue de dépôt : français

(26) Langue de publication : français

(30) Données relatives à la priorité :  
0957625 29 octobre 2009 (29.10.2009) FR  
61/305,383 17 février 2010 (17.02.2010) US  
61/323,008 12 avril 2010 (12.04.2010) US

(71) Déposants (pour tous les États désignés sauf US) :  
GALDERMA RESEARCH & DEVELOPMENT [FR/FR]; 2400 route des Colles Les Templiers, F-06410 Biot (FR). INRIA INSTITUT NATIONAL DE RECHERCHE EN INFORMATIQUE ET EN AUTOMATIQUE [FR/FR]; Domaine de Voluceau Rocquencourt, F-78153 Le Chesnay Cedex (FR).

(72) Inventeurs; et

(75) Inventeurs/Déposants (pour US seulement) : PRIGENT, Sylvain [FR/FR]; 85 rue Henri Pointcarré, F-06410 Biot (FR). DESCOMBES, Xavier [FR/FR]; Le Chantarella,

25A avenue du Chataignier, F-06600 Antibes (FR). ZERUBIA, Josiane [FR/FR]; 36 avenue Francis Tonner, F-06150 Cannes la Bocca (FR). ZUGAJ, Didier [FR/FR]; Cap Soleil, 10 rue de la Soulane, F-06250 Mougins-le-Haut (FR). PETIT, Laurent [FR/FR]; 19 chemin de Peylobier, F-06530 Peymeinade (FR).

(74) Mandataire : CASALONGA, Axel; Bureau D.A. Casalonga & Josse, 8 avenue Percier, F-75008 Paris (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, BR, BW, BY, 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, KM, 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, PE, PG, PH, PL, PT, RO, RS, RU, 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.

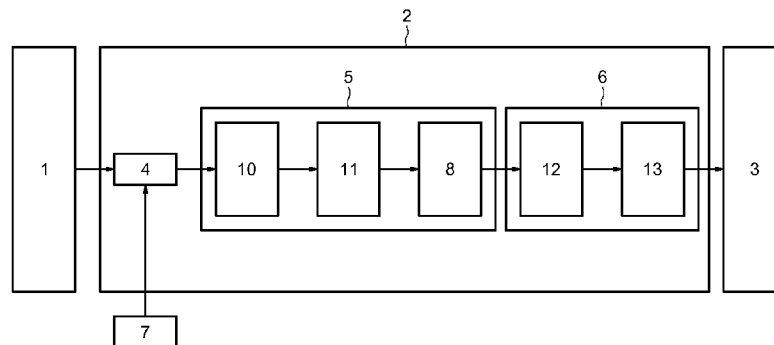
(84) États désignés (sauf indication contraire, pour tout titre de protection régionale disponible) : ARIPO (BW, GH, GM, KE, LR, LS, MW, MZ, NA, SD, SL, SZ, TZ, UG, ZM, ZW), eurasien (AM, AZ, BY, KG, KZ, MD, RU, TJ, TM), européen (AL, AT, BE, BG, CH, CY, CZ, DE, DK, EE, ES, FI, FR, GB, GR, HR, HU, IE, IS, IT, LT, LU, LV, MC, MK, MT, NL, NO, PL, PT, RO, RS, SE, SI, SK,

[Suite sur la page suivante]

(54) Title : METHOD AND DEVICE FOR ANALYSING HYPER-SPECTRAL IMAGES

(54) Titre : PROCEDE ET DISPOSITIF D'ANALYSE D'IMAGES HYPER-SPECTRALES.

FIG.1



(57) Abstract : Device for analysing a hyper-spectral image, comprising at least one sensor (1) able to produce a series of images in at least two wavelengths a calculation means (2) able to class the pixels of an image according to a classing relation with two states, the image being received from a sensor (1) and a display means (3) able to display at least one image resulting from the processing of the data received from the calculation means (2). The calculation means (2) comprises: a means (4) for determining training pixels receiving data from a sensor (1), a means (5) for calculating a projection tracking able to effect an automatic chopping of the spectrum of the hyper-spectral image, and a means (6) for producing a vast-margin separation. The calculation means (2) is able to produce data in which the classed pixels are distinguishable.

(57) Abrégé :

[Suite sur la page suivante]

WO 2011/051382 A1



---

SM, TR), OAPI (BF, BJ, CF, CG, CI, CM, GA, GN, GQ, **Publiée :**  
GW, ML, MR, NE, SN, TD, TG).

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

---

Dispositif d'analyse d'une image hyper-spectrale, comprenant au moins un capteur (1) apte à produire une série d'images dans au moins deux longueurs d'ondes, un moyen de calcul (2) apte à classer les pixels d'une image selon une relation de classement à deux états, l'image étant reçue d'un capteur (1) et un moyen d'affichage (3) apte à afficher au moins une image résultante du traitement des données reçues du moyen de calcul (2). Le moyen de calcul (2) comprend : un moyen de détermination (4) de pixels d'apprentissage recevant des données d'un capteur (1), un moyen de calcul (5) d'une poursuite de projection apte à procéder à un découpage automatique du spectre de l'image hyper-spectrale, et un moyen de réalisation (6) d'une séparation à vaste marge. Le moyen de calcul (2) est apte à produire des données dans lesquelles sont distinguables les pixels classés.

## Procédé et dispositif d'analyse d'images hyper-spectrales

5 La présente invention concerne l'analyse d'images et plus particulièrement la classification statistique des pixels d'une image. Elle concerne plus particulièrement la classification statistique des pixels d'une image en vue de la détection de lésions cutanées, telles que l'acné, le mélasma et la rosacée.

10 Les matériaux et éléments chimiques réagissent plus ou moins différemment lors de l'exposition à un rayonnement d'une longueur d'onde donnée. En balayant la gamme des rayonnements, il est possible de différencier des matériaux intervenant dans la composition d'un objet de par leur différence d'interaction. Ce principe peut être généralisé à un paysage, ou à une partie d'un objet.

15 L'ensemble des images issues de la photographie d'une même scène à des longueurs d'onde différentes est appelé image hyper-spectrale ou cube hyper-spectral.

20 Une image hyper-spectrale est constituée d'un ensemble d'images dont chaque pixel est caractéristique de l'intensité de l'interaction de la scène observée avec le rayonnement. En connaissant les profils d'interaction des matériaux avec différents rayonnements, il est possible de déterminer les matériaux présents. Le terme matériau doit être compris dans un sens large, visant aussi bien les matières solides, liquides et gazeuses, et aussi bien les éléments chimiques purs que les assemblages complexes en molécules ou macromolécules.

25 L'acquisition d'images hyper-spectrales peut être réalisée selon plusieurs méthodes.

30 La méthode d'acquisition d'images hyper-spectrales dite de scan spectral consiste à utiliser un capteur de type CCD, pour réaliser des images spatiales, et à appliquer des filtres différents devant le capteur afin de sélectionner une longueur d'onde pour chaque image. Différentes technologies de filtres permettent de répondre aux besoins de tels imageurs. On peut par exemple citer les filtres à cristaux liquides qui isolent une longueur d'onde par stimulation électrique des

5 cristaux, ou les filtres acousto-optique qui sélectionnent une longueur d'onde en déformant un prisme grâce à une différence de potentiel électrique (effet de piézo-électricité). Ces deux filtres présentent l'avantage de ne pas avoir de parties mobiles qui sont souvent source de fragilité en optique.

10 La méthode d'acquisition d'images hyper-spectrales dite de scan spatial vise à acquérir ou « imager » simultanément toutes les longueurs d'ondes du spectre sur un capteur de type CCD. Pour réaliser la décomposition du spectre, un prisme est placé devant le capteur. Ensuite, pour constituer le cube hyperspectral complet, on réalise un balayage spatial ligne par ligne.

15 La méthode d'acquisition d'images hyper-spectrales dite de scan temporel consiste à réaliser une mesure d'interférence, puis de reconstituer le spectre en faisant une transformée de Fourier rapide (acronyme anglais : FFT) sur la mesure d'interférence. L'interférence est réalisée grâce à un système de type Michelson, qui fait interférer un rayon avec lui-même décalé temporellement.

20 La dernière méthode d'acquisition d'images hyper-spectrales vise à combiner le scan spectral et le scan spatial. Ainsi, le capteur CCD est partitionné sous forme de blocs. Chaque bloc traite donc la même région de l'espace mais avec des longueurs d'ondes différentes. Puis, un balayage spectral et spatial permet de constituer une image hyper-spectrale complète.

25 Plusieurs méthodes existent pour analyser et classer des images hyper-spectrales ainsi obtenues, en particulier pour la détection des lésions ou maladies d'un tissu humain.

30 Le document WO 99 44010 décrit une méthode et un dispositif d'imagerie hyper-spectrale pour la caractérisation d'un tissu de la peau. Il s'agit, dans ce document, de détecter un mélanome. Cette méthode est une méthode de caractérisation de l'état d'une région d'intérêt de la peau, dans laquelle l'absorption et la diffusion de la lumière dans différentes zones de fréquence sont fonction de l'état de la peau. Cette méthode comprend la génération d'une image numérique de la peau incluant la région d'intérêt dans au moins trois bandes

spectrales. Cette méthode met en œuvre une classification et une caractérisation de lésions. Elle comprend une étape de segmentation servant à réaliser une discrimination entre les lésions et le tissu normal en fonction de l'absorption différente des lésions en fonction de la longueur d'onde, et une identification des lésions par analyse de paramètres tels que la texture, la symétrie, ou le contour. Enfin, la classification proprement dite est réalisée à partir d'un paramètre de classification L.

Le document US 5,782,770 décrit un appareil de diagnostic de tissus cancéreux et une méthode de diagnostic comprenant la génération d'une image hyper-spectrale d'un échantillon de tissu et la comparaison de cette image hyper-spectrale à une image de référence afin de diagnostiquer un cancer sans introduire d'agents spécifiques facilitant l'interaction avec les sources lumineuses.

Le document WO 2008 103918 décrit l'utilisation de la spectrométrie d'imagerie pour la détection d'un cancer de la peau. Il propose un système d'imagerie hyper-spectrale permettant d'acquérir rapidement des images à haute résolution en évitant le recalage d'images, les problèmes de distorsion d'images ou le déplacement des composants mécaniques. Il comprend une source de lumière multi-spectrale qui illumine la zone de la peau à diagnostiquer, un capteur d'images, un système optique recevant la lumière de la zone de peau et élaborant sur un capteur d'image une cartographie de la lumière délimitant les différentes régions, et un prisme de dispersion positionné entre le capteur d'image et le système optique afin de projeter le spectre des régions distinctes sur le capteur d'image. Un processeur d'image reçoit le spectre et l'analyse afin d'identifier des anomalies cancéreuses.

Le document WO 02/057426 décrit un appareil de génération d'une carte histologique bidimensionnelle à partir d'un cube de données hyper-spectrales tridimensionnelles représentant l'image scannée de col de l'utérus d'une patiente. Il comprend un processeur d'entrée normalisant les signaux spectraux fluorescents collectés du cube de données hyper-spectrales et extrayant les pixels des signaux

spectraux indiquant la classification des tissus cervicaux. Il comprend également un dispositif de classification qui fait correspondre une catégorie de tissu à chaque pixel et un processeur d'image en lien avec le dispositif de classification qui génère une image bidimensionnelle du col de l'utérus à partir des pixels incluant des régions codées à l'aide de code couleurs représentant les classifications des tissus du col de l'utérus.

Le document US 2006/0247514 décrit un instrument médical et une méthode de détection et d'évaluation d'un cancer à l'aide d'images hyper-spectrales. L'instrument médical comprend notamment un première étage optique illuminant le tissu, un séparateur spectral, un ou plusieurs polarisateurs, un détecteur d'image, un processeur de diagnostic et une interface de contrôle de filtre. La méthode peut être utilisée sans contact, à l'aide d'une caméra, et permet d'obtenir des informations en temps réel. Elle comporte notamment un prétraitement de l'information hyper-spectrale, la construction d'une image visuelle, la définition d'une région d'intérêt du tissu, la conversion des intensités des images hyper-spectrales en unités de densité optique, et la décomposition d'un spectre pour chaque pixel dans plusieurs composantes indépendantes.

Le document US 2003/0030801 décrit une méthode permettant l'obtention d'une ou plusieurs images d'un échantillon inconnu en éclairant l'échantillon cible avec une distribution spectrale de référence pondérée pour chaque image. La méthode analyse la ou les images résultantes et identifie les caractéristiques cibles. La fonction spectrale pondérée ainsi générée peut être obtenue à partir d'un échantillon d'images de référence et peut par exemple être déterminée par une analyse de sa composante principale, par poursuite de projection ou par analyse de composantes indépendantes ACI. La méthode est utilisable pour l'analyse d'échantillons de tissus biologiques.

Ces documents traitent les images hyper-spectrales soit comme des collections d'images à traiter individuellement, soit en réalisant une coupe du cube hyper-spectral afin d'obtenir un spectre pour

chaque pixel, le spectre étant alors comparé à une base de référence. L'homme du métier perçoit clairement les déficiences de ces méthodes tant sur le plan méthodologique que sur le plan de la vitesse de traitement.

5 Par ailleurs, on peut citer les méthodes basées sur le système de représentation CIEL\*a\*b, et les méthodes d'analyse spectrale, notamment les méthodes fondées sur la mesure de réflectance, et celles fondées sur l'analyse du spectre d'absorption. Cependant ces méthodes ne sont pas adaptées aux images hyper-spectrales et à la quantité de  
10 données les caractérisant.

Il a donc été constaté que la combinaison d'une poursuite de projection et d'une séparation à vaste marge permettait d'obtenir une analyse fiable d'images hyper-spectrales dans un temps de calcul suffisamment court pour être industriellement exploitable.

15 Selon l'état de la technique, lorsque l'on utilise la poursuite de projection, le partitionnement des données est réalisé à pas constant. Ainsi, pour un cube hyper-spectral, on choisit la taille du sous-espace dans lequel on souhaite projeter les données spectrales puis, on découpe le cube de telle sorte qu'il y ait le même nombre de bandes  
20 dans chaque groupe.

Cette technique présente l'inconvénient de réaliser un découpage arbitraire, qui ne suit donc pas les propriétés physiques du spectre. Dans son manuscrit de thèse (G. Rellier. Analyse de texture dans l'espace hyper-spectral par des méthodes probabilistes. Thèse de  
25 Doctorat, Université de Nice Sophia Antipolis, Novembre 2002.), G. Rellier propose un découpage à pas variable. Ainsi, on choisit toujours le nombre de groupes de bandes, mais cette fois-ci, les bornes des groupes sont choisies à pas variables de manière à minimiser la variance interne à chaque groupe.

30 Dans la même publication, il est proposé un algorithme itératif qui, à partir d'un découpage à pas constant, minimise la fonction Is pour chacun des groupes. Cette méthode permet de réaliser un partitionnement suivant les propriétés physiques du spectre, mais reste le choix du nombre de groupes, fixé par l'utilisateur.

Cette méthode n'est pas adaptée aux cas où les images à traiter sont d'une grande diversité, aux cas où il est difficile de fixer le nombre de groupes  $K$ , ou aux cas où l'utilisateur n'est pas en mesure de choisir le nombre de groupes.

5 Il existe donc un besoin pour une méthode capable de fournir une analyse fiable d'images hyper-spectrales dans un temps de calcul suffisamment court, et capable de réduire automatiquement une image hyper-spectrale en images hyper-spectrales réduites avant le classement.

10 L'objet de la présente demande de brevet est un procédé d'analyse d'images hyper-spectrales.

Un autre objet de la présente demande de brevet est un dispositif d'analyse d'images hyper-spectrales.

15 Un autre objet de la présente demande de brevet est l'application du dispositif d'analyse à l'analyse de lésions cutanées.

20 Le dispositif d'analyse d'une image hyper-spectrale comprend au moins un capteur apte à produire une série d'images dans au moins deux longueurs d'ondes, un moyen de calcul apte à classer les pixels d'une image selon une relation de classement à deux états, l'image étant reçue d'un capteur et un moyen d'affichage apte à afficher au moins une image résultante du traitement des données reçues du moyen de calcul.

25 Le moyen de calcul comprend un moyen de détermination de pixels d'apprentissage liés à la relation de classement à deux états recevant des données d'un capteur, un moyen de calcul d'une poursuite de projection recevant des données du moyen de détermination de pixels d'apprentissage et étant apte à procéder à un découpage automatique du spectre de l'image hyper-spectrale, et un moyen de réalisation d'une séparation à vaste marge recevant des données du  
30 moyen de calcul d'une poursuite de projection, le moyen de calcul étant apte à produire des données relatives à au moins une image améliorée dans laquelle sont distinguables les pixels obtenus à l'issue de la séparation à vaste marge en fonction de leur classement selon la relation de classement à deux états.

Le dispositif d'analyse peut comprendre une cartographie de pixels classés reliée au moyen de détermination de pixels d'apprentissage.

5 Le moyen de calcul d'une poursuite de projection peut comprendre un premier moyen de découpage, un deuxième moyen de découpage et un moyen de recherche de vecteurs de projection.

Le moyen de calcul d'une poursuite de projection peut comprendre un moyen de découpage à nombre de bandes constant et un moyen de recherche de vecteurs de projection.

10 Le moyen de calcul d'une poursuite de projection peut comprendre un moyen de déplacement des bornes de chaque groupe issu du moyen de découpage à nombre de bandes constant, le moyen de déplacement étant apte à minimiser la variance interne de chaque groupe.

15 Le moyen de calcul d'une poursuite de projection peut comprendre un moyen de découpage à détermination automatique du nombre de bandes en fonction de seuils prédéterminés et un moyen de recherche de vecteurs de projection.

20 Le moyen de détermination de pixels d'apprentissage peut être apte à déterminer les pixels d'apprentissage comme les pixels les plus proches des seuils.

Le moyen de réalisation d'une séparation à vaste marge peut comprendre un moyen de détermination d'un hyperplan, et un moyen de classement des pixels en fonction de leur distance à l'hyperplan.

25 Le moyen de calcul peut être apte à produire une image affichable par le moyen d'affichage en fonction de l'image hyper-spectrale reçue d'un capteur et des données reçues du moyen de réalisation d'une séparation à vaste marge.

30 Selon un autre aspect, on définit un procédé d'analyse d'une image hyper-spectrale, provenant d'au moins un capteur apte à produire une série d'images dans au moins deux longueurs d'ondes, comprenant une étape d'acquisition d'une image hyper-spectrale par un capteur, une étape de calcul du classement des pixels d'une image hyper-spectrale reçue d'un capteur selon une relation de classement à

deux états, l'affichage d'au moins une image améliorée résultante du traitement des données de l'étape d'acquisition d'une image hyper-spectrale et des données de l'étape de calcul du classement des pixels d'une image hyper-spectrale.

5 L'étape de calcul comprend une étape de détermination de pixels d'apprentissage liés à la relation de classement à deux états, une étape de calcul d'une poursuite de projection de l'image hyper-spectrale comprenant les pixels d'apprentissage, comprenant un découpage automatique du spectre de ladite image hyper-spectrale, et  
10 une étape de séparation à vaste marge, l'étape de calcul étant apte à produire au moins une image améliorée dans laquelle sont distinguables les pixels obtenus à l'issue de la séparation à vaste marge en fonction de leur classement selon la relation de classement à deux états.

15 L'étape de détermination de pixels d'apprentissage peut comprendre la détermination de pixels d'apprentissage en fonction de données d'une cartographie, l'étape de détermination de pixels d'apprentissage comprenant en outre l'introduction desdits pixels d'apprentissage dans l'image hyper-spectrale reçue d'un capteur.

20 L'étape de calcul d'une poursuite de projection peut comprendre une première étape de découpage portant sur les données issues de l'étape de détermination de pixels d'apprentissage et une étape de recherche de vecteurs de projection.

25 L'étape de calcul d'une poursuite de projection peut comprendre une deuxième étape de découpage si la distance entre deux images issues de la première étape de découpage est supérieure à un premier seuil ou si la valeur maximale de la distance entre deux images issues de la première étape de découpage est supérieure à un  
30 deuxième seuil.

L'étape de calcul d'une poursuite de projection peut comprendre un découpage à nombre de bandes constant.

On peut déplacer les bornes de chaque groupe issu du découpage à nombre de bandes constant afin de minimiser la variance interne de chaque groupe.

5 L'étape de calcul d'une poursuite de projection peut comprendre un découpage à détermination automatique du nombre de bandes en fonction de seuils prédéterminés.

L'étape de détermination de pixels d'apprentissage peut comprendre une détermination des pixels d'apprentissage comme les pixels les plus proches des seuils.

10 L'étape de séparation à vaste marge peut comprendre une étape de détermination d'un hyperplan, et une étape de classement des pixels en fonction de leur distance à l'hyperplan, l'étape de détermination d'un hyperplan portant sur les données issues de l'étape de calcul de poursuite de projection.

15 Selon un autre aspect, le dispositif d'analyse est appliqué à la détection de lésions cutanées d'un être humain, l'hyperplan étant déterminé en fonction de pixels d'apprentissage issus de clichés préalablement analysés.

20 D'autres buts, caractéristiques et avantages apparaîtront à la lecture de la description suivante donnée uniquement en tant qu'exemple non limitatif et faite en référence en référence aux figures annexées sur lesquelles :

-la figure 1 illustre le dispositif d'analyse d'images hyper-spectrales ;

25 -la figure 2 illustre le procédé d'analyse d'images hyper-spectrales ; et

-la figure 3 illustre les bandes d'absorption de l'hémoglobine et de la mélanine pour des longueurs d'onde entre 300 nm et 1000 nm.

30 Comme indiqué précédemment, il existe plusieurs façons d'obtenir une image hyper-spectrale. Toutefois, quelle que soit la méthode d'acquisition, il n'est pas possible de réaliser un classement directement sur l'image hyper-spectrale telle qu'acquise.

On rappelle à l'occasion qu'un cube hyper-spectral est un ensemble d'images réalisées chacune à une longueur d'onde donnée.

Chaque image est à deux dimensions, les images étant empilées selon une troisième direction en fonction de la variation de la longueur d'onde leur correspondant. De part la structure tridimensionnelle obtenue, on appelle l'ensemble un cube hyper-spectral. L'appellation image hyper-spectrale peut également être employée pour désigner la même entité.

Un cube hyper-spectral contient une quantité importante de données. Cependant, dans de tels cubes, on retrouve de grands espaces vides en terme d'information et des sous-espaces contenant beaucoup d'information. La projection des données dans un espace de dimension inférieure permet donc de regrouper l'information utile dans un espace réduit en n'engendrant que très peu de perte d'information. Cette réduction est alors importante pour la classification.

On rappelle que le but de la classification est de déterminer parmi l'ensemble des pixels composant l'image hyper-spectrale, ceux qui répondent favorablement ou défavorablement à une relation de classement à deux états. Il est ainsi possible de déterminer les parties d'une scène présentant une caractéristique ou une substance.

La première étape est d'intégrer des pixels d'apprentissage dans l'image hyper-spectrale. En effet, pour réaliser une classification, on utilise une méthode dite supervisée. Ainsi, pour classer l'ensemble de l'image, cette méthode supervisée consiste à utiliser un certain nombre de pixels que l'on associe à une classe. Ce sont les pixels d'apprentissage. Puis, un séparateur de classe est calculé sur ces pixels, pour ensuite classer l'ensemble de l'image.

Les pixels d'apprentissage sont en très petit nombre, comparé à la quantité d'information que contient une image hyper-spectrale. Ainsi, si l'on fait une classification directement sur le cube de données hyper-spectrales avec un petit nombre de pixels d'apprentissage, le résultat de la classification a de fortes chances d'être mauvais, conformément au phénomène de Hughes. On a donc intérêt à réduire la dimension de l'image hyper-spectrale analysée.

Un pixel d'apprentissage correspond à un pixel dont le classement est déjà connu. A ce titre, le pixel d'apprentissage reçoit

une classe  $y_i=1$  ou  $y_i=-1$  qui servira lors de la séparation à vaste marge à déterminer le plan hyper-spectral.

5 En d'autres termes, si on cherche à déterminer si une partie d'une image est relative à l'eau, le critère de classement sera « eau », une distribution sera caractéristique des zones sans « eau », une autre distribution sera caractéristique des zones avec « eau », toutes les zones de l'image étant dans une ou dans l'autre de ces distributions. Afin d'initialiser la méthode de classement, il sera nécessaire de présenter une distribution de pixels d'apprentissage caractéristique  
10 d'une zone avec « eau », et une distribution de pixels d'apprentissage caractéristique d'une zone sans « eau ». Le procédé sera alors ensuite capable de traiter tous les autres pixels de l'image hyper-spectrale afin de trouver les zones avec ou sans « eau ». Il est également possible d'extrapoler l'apprentissage réalisé pour une image hyper spectrale à  
15 d'autres images hyper-spectrales présentant des similitudes.

Les pixels de l'image hyper-spectrale appartiennent à l'une des deux distributions possibles. Une reçoit la classe  $y_i=1$  et l'autre reçoit la classe  $y_i=-1$ , selon que leur classement répond positivement ou non au critère de classement à deux états choisie pour l'analyse.

20 La poursuite de projection présentée ici vise donc une réduction du cube hyper-spectral permettant de garder un maximum d'informations induites par le spectre pour ensuite appliquer une classification adaptée au contexte par séparateur à vaste marge (SVM).

La poursuite de projection vise à produire une image hyper-spectrale réduite comprenant des vecteurs de projection partitionnant le spectre de l'image hyper-spectrale. Plusieurs méthodes de partitionnement peuvent être employées. Cependant, dans tous les cas il s'agit d'optimiser la distance entre les pixels d'apprentissage. Pour cela il est nécessaire de pouvoir déterminer une distance statistique.  
25 L'indice I permet de déterminer cette distance statistique entre deux distributions de points. L'indice I choisi est l'indice de Kullback-Leibler  
30

$$I = D_{KL} = \frac{1}{2}(\mu_1 - \mu_2)^T \cdot (\Sigma_1^{-1} + \Sigma_2^{-1}) \cdot (\mu_1 - \mu_2) + tr(\Sigma_1^{-1} \cdot \Sigma_2 + \Sigma_2^{-1} \cdot \Sigma_1 - 2Id) \quad (\text{Eq. 1})$$

Avec  $\mu_1$  et  $\mu_2$ , les moyennes des deux distributions,  $\Sigma_1$  et  $\Sigma_2$  les matrices de covariance des deux distributions et  $\Sigma_{12} = \frac{\Sigma_1 + \Sigma_2}{2}$ ;  $tr(M)$  correspondant à la trace de la matrice M,  $M^T$  correspondant à la matrice M transposée et Id la matrice identité.

La méthode de poursuite de projection comprend un partitionnement du spectre en groupes, suivie de la détermination d'un vecteur de projection au sein de chaque groupe et la projection des vecteurs du groupe sur le vecteur de projection correspondant.

Le partitionnement du spectre est réalisé par une technique de découpage automatique, grâce à une fonction  $F_I$  qui mesure la distance I entre bandes consécutives. Par analyse de cette fonction  $F_I$ , on va rechercher les discontinuités du spectre au sens de l'indice de projection I, et ainsi, choisir ces points de discontinuité comme frontières des différents groupes.

La fonction  $F_I$  est une fonction discrète, qui, pour chaque indice k allant de 1 à Nb-1, avec Nb le nombre de bandes du spectre, prend la valeur de la distance entre deux bandes consécutives. Les discontinuités du spectre vont donc apparaître comme étant les maxima locaux de cette fonction  $F_I$ .

$$F_I(k) = I(\text{image}(k), \text{image}(k+1)) \quad (\text{Eq. 2})$$

Avec I la distance, ou l'indice, entre deux images.

Une première étape du découpage du spectre est de rechercher les maxima locaux significatifs, c'est-à-dire ceux supérieurs à un certain seuil. Ce seuil est alors égal à un pourcentage de la valeur moyenne de la fonction  $F_I$ . Ce premier découpage permet, ainsi, de créer un nouveau groupe à chaque discontinuité du spectre.

Cependant, l'analyse des maxima locaux est insuffisante pour faire un découpage du spectre à la fois fin et fiable, le but de la seconde étape est d'analyser les groupes issus du premier découpage. On va donc s'intéresser aux groupes contenant un nombre de bandes

trop élevé de manière à, soit les découper en plusieurs groupes, soit les garder tels qu'ils sont.

Un exemple de la nécessité de cette deuxième étape est illustré par l'exemple d'une image hyper-spectrale contenant un pas d'échantillonnage spectral fin. A cause de ce pas d'échantillonnage, les propriétés physiques entre les bandes vont évoluer lentement. Par conséquent, la fonction  $F_I$  va avoir tendance à être inférieure au seuil du premier découpage sur un grand nombre de bandes consécutives. Des bandes contenant des propriétés physiques différentes risquent donc de se retrouver dans un même groupe. Il est alors nécessaire de redécouper les groupes définis à l'issue de la première étape. Par contre, dans le cas d'un pas d'échantillonnage plus important, il n'est pas nécessaire d'avoir recourt à un tel redécoupage. La manière de découper les groupes est connue en soi par l'homme du métier.

Faire le choix de redécouper ou non un groupe a plusieurs intérêts. Le but initial est de récupérer de l'information non sélectionnée par le premier découpage, en ajoutant une dimension à l'espace de projection chaque fois que l'on scinde un groupe en deux.

Cependant, on peut faire le choix de ne pas découper certains groupes en deux, de manière à ne pas privilégier de l'information d'une zone par rapport à une autre, et de ne pas avoir un découpage qui contient trop de groupes.

Afin de contrôler le deuxième découpage, on définit un deuxième seuil en dessus duquel on procédera à un deuxième découpage.

Selon le comportement de la fonction  $F_I$ , le découpage est réalisé différemment.

Si la fonction  $F_I$  est monotone et présente un point où la courbure est maximale sur l'intervalle considéré, alors le découpage intervient au point de courbure maximale de l'intervalle, si  $I(\text{image}(a), \text{image}(b)) > \text{seuil1}$ .

Si la fonction  $F_I$  est monotone et linéaire sur l'intervalle considéré, alors le découpage intervient au milieu de l'intervalle, si  $I(\text{image}(a), \text{image}(b)) > \text{seuil1}$ .

Si la fonction  $F_I$  n'est pas monotone et ne présente pas de maximum local sur l'intervalle considéré, alors le découpage intervient au milieu de l'intervalle, si  $I(\text{image}(a), \text{image}(b)) > \text{seuil1}$ .

5 Si la fonction  $F_I$  n'est pas monotone et présente un maximum local sur l'intervalle considéré, et si  $\max_{[a,b]}(I(\text{image}(a), \text{image}(b))) > \text{seuil2}$ ,

alors le découpage intervient au niveau de ce maximum local.

On définit  $\text{seuil1} = \text{moy}(F_I) * C$  avec  $C$  généralement égal à deux.

On définit  $\text{seuil2} = \text{seuil1} * C'$  avec  $C'$  généralement égal à deux tiers.

10 Le premier et le deuxième découpages permettent d'obtenir une partition du spectre en groupe contenant chacun plusieurs images de l'image hyper-spectrale.

La recherche des vecteurs de projection permet de calculer les vecteurs de projection à partir d'un découpage de l'espace initial en sous groupes. Pour rechercher des vecteurs de projection, on procède à une initialisation arbitraire des vecteurs de projection  $V_k0$ . Pour cela, 15 au sein de chaque groupe  $k$ , on choisit pour vecteur de projection  $V_k0$  le vecteur correspondant au maximum local du groupe.

On calcule ensuite le vecteur  $V1$  qui minimise un indice de projection  $I$  en maintenant les autres vecteurs constants. Ainsi  $V1$  est 20 calculé en maximisant l'indice de projection. On fait ensuite de même pour les  $K-1$  autres vecteurs. Il en résulte donc un ensemble de vecteurs  $V_k1$  avec  $0 < k < K$ .

On réitère le processus décrit précédemment, jusqu'à ce que les 25 nouveaux vecteurs calculés n'évoluent plus au delà d'un seuil préalablement fixé.

Un vecteur de projection est homogène à une image d'une longueur d'onde donnée comprise dans l'image hyper-spectrale.

30 A l'issue du procédé de recherche des vecteurs de projection, chaque vecteur de projection peut être exprimé comme étant égal à la combinaison linéaire des images comprises dans l'image hyper-spectrale adjacentes au vecteur de projection considéré.

L'ensemble des vecteurs de projection forme l'image hyper-spectrale réduite.

On propose d'utiliser un séparateur à vaste marge (SVM) pour classer les pixels de l'image hyper-spectrale réduite. Comme illustré précédemment, on va chercher au sein d'une image les parties vérifiant un critère de classement et les parties ne vérifiant pas ce même critère de classement. Une image hyper-spectrale réduite correspond à un espace à K dimensions.

Une image hyper-spectrale réduite est ainsi assimilable à un nuage de points dans un espace à K dimensions. On va appliquer à ce nuage de points la méthode de classification par SVM qui consiste à séparer un nuage de points en deux classes. Pour ce faire, on recherche un hyperplan qui sépare l'espace du nuage de points en deux. Les points se trouvant d'un cote de l'hyperplan sont associés à une classe et ceux se trouvant de l'autre coté sont associés à l'autre classe.

La méthode de SVM se décompose donc en deux étapes. La première étape, l'apprentissage, consiste à déterminer l'équation de l'hyperplan séparateur. Ce calcul nécessite d'avoir un certain nombre de pixels d'apprentissage dont la classe ( $y_i$ ) est connue. La seconde étape est l'association à chaque pixel de l'image d'une classe suivant sa position par rapport à l'hyperplan calculé lors de la première étape.

La condition pour une bonne classification est donc de trouver l'hyperplan optimal, de manière à séparer au mieux les deux nuages de points. Pour ce faire, on cherche à optimiser la marge entre l'hyperplan séparateur et les points des deux nuages d'apprentissage.

Ainsi, si la marge à maximiser est notée  $\frac{2}{\|\vec{\omega}\|^2}$ , alors l'équation de l'hyperplan séparateur s'écrit  $\omega \cdot x + b = 0$ ,  $\omega$  et  $b$  étant les inconnues à déterminer. Finalement, en introduisant une classe ( $y_i=+1$  et  $y_i=-1$ ), la recherche de l'hyperplan séparateur se résume ainsi à minimiser  $\frac{\|\vec{\omega}\|^2}{2}$  tel que

$$\begin{cases} \vec{w} \cdot \vec{x} + b \geq +1 & \text{si } y_i = +1 \\ \vec{w} \cdot \vec{x} + b \leq -1 & \text{si } y_i = -1 \end{cases} \quad (\text{Eq. 3})$$

Le problème d'optimisation de l'hyperplan tel que présenté par l'équation (Eq. 3) n'est pas implantable en tant que tel. En introduisant les polynômes de Lagrange, on obtient le problème dual:

$$\begin{aligned} 5 \quad \max_{\lambda} W(\lambda) &= -\frac{1}{2} \sum_{i=1}^N \lambda_i \cdot \lambda_j \cdot \bar{x}_i \cdot \bar{x}_j + \sum_{i=1}^N \lambda_i & \text{(Eq. 4)} \\ \text{avec } \sum_{i=1}^N \lambda_i \cdot y_i &= 0, \lambda_i \geq 0, \forall i \in [1, n] \end{aligned}$$

Avec N le nombre de pixels d'apprentissage. L'équation (Eq. 4) représente un problème d'optimisation quadratique non spécifique aux SVM, et donc bien connu des mathématiciens. Il existe divers algorithmes permettant d'effectuer cette optimisation.

S'il n'existe pas d'hyperplan linéaire entre deux classes de pixels, ce qui est souvent le cas lorsque l'on traite des données réelles, on plonge le nuage de point dans un espace de dimension supérieure grâce à une fonction  $\Phi$ . Dans ce nouvel espace, il devient alors possible de déterminer un hyperplan séparateur. La fonction  $\Phi$  introduite est une fonction très complexe. Mais si l'on revient à l'équation d'optimisation dans l'espace dual, alors, on ne calcule pas  $\Phi$  mais le produit scalaire de  $\Phi$  en deux points différents:

$$\begin{aligned} 15 \quad \max_{\lambda} W(\lambda) &= -\frac{1}{2} \sum_{i=1}^N \lambda_i \cdot \lambda_j \cdot \Phi(\bar{x}_i) \cdot \Phi(\bar{x}_j) + \sum_{i=1}^N \lambda_i & \text{(Eq. 5)} \\ 20 \quad \text{avec } \sum_{i=1}^N \lambda_i \cdot y_i &= 0, \lambda_i \geq 0, \forall i \in [1, n] \end{aligned}$$

Ce produit scalaire est appelé fonction noyau et noté  $K(x_i, x_j) = \langle \Phi(x_i) | \Phi(x_j) \rangle$ . Dans la littérature, il existe de nombreuses fonctions noyaux. Pour notre application, nous utiliserons un noyau gaussien, qui est très utilisé en pratique, et donne de bons résultats

$$25 \quad K(x_i, x_j) = \exp\left(-\frac{\|\bar{x}_i - \bar{x}_j\|^2}{2 \cdot \sigma^2}\right) \quad \text{(Eq. 6)}$$

$\sigma$  apparaît alors comme un paramètre de réglage.

Lors du calcul de l'hyperplan séparateur, pour chaque pixel d'apprentissage, on calcule un coefficient  $\lambda$  (cf. (Eq. 5)). Pour la majeure partie des pixels d'apprentissage, ce coefficient  $\lambda$  est nul. Les pixels d'apprentissage pour lesquels  $\lambda$  est non nul sont nommés vecteurs support, car ce sont ces pixels qui définissent l'hyperplan séparateur:

$$\omega = \sum_{i=1}^N \lambda_i y_i \Phi(\vec{x}_i) \quad (\text{Eq. 7})$$

Lorsque l'algorithme parcourt l'ensemble des pixels d'apprentissage pour calculer le  $\lambda_i$  correspondant à chaque  $x_i$ , le paramètre  $\sigma$  du noyau gaussien, qui correspond à la largeur du noyau gaussien, permet de déterminer la taille du voisinage du pixel  $x_i$  considéré, pris en compte pour le calcul du  $\lambda_i$  correspondant.

L'inconnue  $b$  de l'hyperplan est en suite déterminée en résolvant:

$$\lambda_i [y_i \cdot (\vec{w} \cdot \vec{x}_i + b) - 1] = 0 \quad (\text{Eq. 8})$$

Lorsque l'hyperplan est déterminé, il reste à classer l'ensemble de l'image en fonction de la position de chaque pixel vis-à-vis de l'hyperplan séparateur. Pour ce faire, on utilise une fonction de décision:

$$f(\vec{x}) = \vec{w} \cdot \vec{x} + b = \sum_{i=1}^N \lambda_i \cdot y_i \cdot \Phi(\vec{x}_i) \cdot \Phi(\vec{x}) + b \quad (\text{Eq. 9})$$

Cette relation permet de déterminer la classe  $y_i$  associée à chaque pixel en fonction de sa distance à l'hyperplan. Les pixels sont alors considérés classés.

Comme les pixels de l'image hyper-spectrale réduite ne correspondent plus aux pixels de l'image hyper-spectrale produite par le capteur, on ne peut pas aisément reconstituer une image affichable. Cependant, les coordonnées spatiales de chaque pixel de l'image hyper-spectrale réduite correspondent toujours aux coordonnées de l'image hyper-spectrale produite par le capteur. Il est alors possible de transposer la classification des pixels de l'image hyper-spectrale réduite à l'image hyper-spectrale produite par le capteur.

L'image améliorée présentée à l'utilisateur est alors générée en intégrant des parties du spectre afin de déterminer une image affichable informatiquement, par exemple en déterminant des coordonnées RVB. Si le capteur fonctionne au moins en partie dans le spectre visible, il est possible d'intégrer des longueurs d'ondes discrètes afin de déterminer de façon fidèle les composantes R, V et B, et permettant d'avoir une image proche d'une photographie.

Si le capteur fonctionne en dehors du spectre visible, ou dans une fraction du spectre visible, il est possible de déterminer des composantes R, V et B qui permettront d'obtenir une image en fausses couleurs.

La figure 1 présente les principaux éléments d'un dispositif d'analyse d'une image hyper-spectrale. On peut voir un capteur 1 hyper-spectral, un moyen de calcul 2 et un dispositif d'affichage 3.

Le moyen de calcul 2 comprend un moyen de détermination 4 de pixels d'apprentissage relié en entrée à un capteur hyper-spectral et relié en sortie à un moyen de calcul 5 d'une poursuite de projection.

Le moyen de calcul 5 d'une poursuite de projection est relié en sortie à un moyen de réalisation 6 d'une séparation à vaste marge relié à son tour en sortie au dispositif d'affichage 3. Par ailleurs, le moyen de détermination 4 de pixels d'apprentissage est relié en entrée à une cartographie 7 de pixels classés.

Le moyen de réalisation 6 d'une séparation à vaste marge comprend un moyen de détermination 12 d'un hyperplan, et un moyen de classement 13 des pixels en fonction de leur distance à l'hyperplan. Le moyen de détermination 12 d'un hyperplan est relié en entrée à l'entrée du moyen de réalisation 6 d'une séparation à vaste marge et en sortie au moyen de classement 13 des pixels. Le moyen de classement 13 des pixels est relié en sortie à la sortie du moyen de réalisation 6 d'une séparation à vaste marge.

Le moyen de calcul 5 d'une poursuite de projection comprend un premier moyen 10 de découpage, relié lui-même à un deuxième moyen 11 de découpage et un moyen de recherche 8 de vecteurs de projection.

Lors de son fonctionnement, le dispositif d'analyse produit des images hyper-spectrales grâce au capteur 1. On notera que par capteur 1, on entend un capteur hyper-spectral unique, une collection de capteurs mono-spectraux, ou une combinaison de capteurs multi-spectraux. Les images hyper-spectrales sont reçues par le moyen de détermination 4 de pixels d'apprentissage qui insère dans chacune quelques pixels d'apprentissage en fonction d'une cartographie 7 de pixels classés. Pour ces pixels d'apprentissage, l'information de classement est remplie par la valeur présente dans la cartographie. Les pixels de l'image hyper-spectrale qui ne sont pas des pixels d'apprentissage n'ont à ce stade pas d'information relative au classement.

Par cartographie 7 de pixels classés, on entend un ensemble d'images de forme similaire à une image comprise dans une image hyper-spectrale, et dans laquelle tout ou partie des pixels est classée dans une ou l'autre de deux distributions répondant à une relation de classement à deux états.

Les images hyper-spectrales munies de pixels d'apprentissage sont ensuite traitées par le moyen de calcul 5 d'une poursuite de projection.

Le premier moyen 10 de découpage et le deuxième moyen 11 de découpage compris dans le moyen de calcul 5 d'une poursuite de projection vont découper l'image hyper-spectrale selon la direction relative au spectre afin de former des ensembles d'images réduites comprenant chacune une partie du spectre. Pour cela, le premier moyen 10 de découpage applique l'équation (Eq. 2). Le deuxième moyen 11 de découpage réalise un nouveau découpage des données reçues du premier moyen 10 de découpage selon les règles précédemment décrites en relation avec les valeurs seuil1 et seuil2, sinon le deuxième moyen 11 de découpage est inactif.

Le moyen de recherche 8 de vecteurs de projection compris dans le moyen de calcul 5 d'une poursuite de projection, initialise arbitrairement l'ensemble des vecteurs de projection en fonction des données reçues du premier moyen 10 de découpage et/ou du deuxième

moyen 11 de découpage, puis détermine les coordonnées d'un vecteur de projection qui minimise la distance  $I$  entre ledit vecteur de projection et les autres vecteurs de projection en appliquant l'équation (Eq. 1). Le même calcul est effectué pour les autres vecteurs de projection. On réitère les étapes de calcul précédentes jusqu'à ce que les coordonnées de chaque vecteur n'évoluent plus au delà d'un seuil prédéterminé. L'image hyper-spectrale réduite est alors formée des vecteurs de projection.

L'image hyper-spectrale réduite est ensuite traitée par le moyen de détermination 12 d'un hyperplan, puis par le moyen de classement 13 des pixels en fonction de leur distance à l'hyperplan.

Le moyen de détermination 12 d'un hyperplan applique les équations (Eq. 4) à (Eq. 8) afin de déterminer les coordonnées de l'hyperplan.

Le moyen de classement 13 des pixels en fonction de leur distance à l'hyperplan applique l'équation (Eq. 9). Suivant la distance à l'hyperplan, les pixels sont classés, et reçoivent la classe  $y_i = -1$  ou  $y_i = +1$ . En d'autres termes, les pixels sont classés selon une relation de classement à deux états, généralement la présence ou l'absence d'un composé ou d'une propriété.

Les données comportant les coordonnées  $(x ; y)$  et la classe des pixels sont ensuite traitées par le moyen d'affichage 3 qui est alors apte à distinguer les pixels selon leur classe, par exemple en fausses couleurs, ou en délimitant le contour délimitant les zones comprenant les pixels portant l'une ou l'autre des classes.

Dans le cas d'une application dermatologique, les capteurs 1 hyper-spectraux sont caractéristiques de la gamme de fréquence visible et infrarouge. De plus, la relation de classement à deux états peut être relative à la présence de lésions cutanées d'un type donné, la cartographie 7 de pixels classés est alors relative à ces dites lésions. Selon le mode de réalisation, la cartographie 7 est constituée de pixels d'images hyper-spectrales de peau de patient analysées par des dermatologues afin de déterminer les zones lésées. La cartographie 7 peut comprendre uniquement des pixels de l'image hyper-spectrale

classée ou des pixels d'autres images hyper-spectrales classées ou une combinaison des deux. L'image améliorée produite correspond à l'image du patient en superposition de laquelle se trouvent affichées les zones lésées.

5 La figure 2 illustre le procédé d'analyse et comprend une étape d'acquisition 14 d'images hyper-spectrales, suivie d'une étape de détermination 15 de pixels d'apprentissage, suivie d'une étape de poursuite 16 de projection, une étape de réalisation 17 d'une séparation à vaste marge et une étape d'affichage 18.

10 L'étape de détermination 16 de vecteurs de projection comprend des étapes successives de premier découpage 20, de deuxième découpage 21 et de détermination 19 de vecteurs de projection.

15 L'étape de réalisation 17 d'une séparation à vaste marge comprend les sous-étapes successives de détermination 22 d'un hyperplan, et de classement 23 des pixels en fonction de leur distance à l'hyperplan.

Un autre exemple de classification d'image hyper spectrale concerne l'analyse spectrale de la peau.

20 L'analyse spectrale de la peau est importante pour les dermatologues pour évaluer les quantités de chromophores de façon à quantifier les maladies. Les images multispectrales et hyperspectrales permettent la prise en compte à la fois des propriétés spectrales et des informations spatiales d'une zone malade. Dans la littérature, il est  
25 proposé dans plusieurs méthodes d'analyse de la peau, de sélectionner des régions d'intérêts du spectre. La maladie est ensuite quantifiée en fonction d'un petit nombre de bandes du spectre. On rappelle également que la différence entre images multispectrales et images hyperspectrales réside uniquement dans le nombre d'acquisitions  
30 réalisées à des longueurs d'ondes différentes. Il est généralement accepté qu'un cube de données comprenant plus de 15 à 20 acquisitions constitue une image hyperspectrale. A contrario, un cube de données comprenant moins de 15 à 20 acquisitions constitue une image multispectrale.

Sur la figure 3, on peut voir que les bandes q et la bande de Soret d'absorption de l'hémoglobine présentent des maxima dans une zone comprise entre 600 nm et 1000 nm dans laquelle la mélanine présente une absorbance assez linéaire. L'idée principale de ces méthodes est d'évaluer la quantité d'hémoglobine grâce à des données multispectrales en compensant l'influence de la mélanine dans l'absorption des bandes q, par une bande située autour de 700nm dans laquelle l'absorption de l'hémoglobine est faible comparée à l'absorption de la mélanine. Cette compensation est illustrée par l'équation suivante :

$$I_{\text{haemoglobin}} = -\log(I_{\text{q-band}}/I_{700}) \quad (\text{Eq. 10})$$

dans laquelle  $I_{\text{haemoglobin}}$  est l'image obtenue représentant principalement l'influence de l'hémoglobine,  $I_{\text{q-band}}$  est l'image prise au niveau de l'une des deux bandes q et  $I_{700}$  est l'image prise à une longueur d'onde de 700nm.

Pour extraire une cartographie représentative de la mélanine, une méthode a été proposée par G.N. Stamatias, B.Z. Zmudzka, N. Kollias, and J. Z. Beer, dans « Non-invasive measurements of skin pigmentation in situ. », Pigment cell res, vol. 17, pp.618-626,2004, qui consiste à modéliser la réponse de la mélanine comme une réponse linéaire entre 600 nm et 700nm.

$$A_m = a\lambda + b, \quad (\text{Eq. 11})$$

avec

$A_m$  : l'absorbance de la mélanine

$\lambda$  : la longueur d'onde

a et b : des coefficients linéaires.

Dans la présente approche fondée sur des techniques d'apprentissage, la réduction de données est utilisée afin d'éviter le phénomène de Hughes. La combinaison d'une réduction de données et d'une classification par SVM est connue pour donner de bons résultats.

Dans le cadre de l'analyse de données multi-dimensionnelles dont les variations sont liées à la physique, on utilise la poursuite de projection pour la réduction de données. La poursuite de projection va être employée afin de fusionner les données en K groupes. Les K

groupes obtenus pour initialiser la poursuite de projection peuvent contenir un nombre de bandes différent. La poursuite de projection va ensuite projeter chaque groupe sur un vecteur unique pour obtenir une image en niveau de gris par groupe. Ceci est réalisé en maximisant un indice I entre les groupes projetés.

Etant donné qu'une classification entre peau saine et malade est recherchée, on maximise cet indice I entre classes dans les groupes projetés, tel que suggéré dans les travaux de L.O. Jimenez and D.A Landgrebe, "Hyperspectral data analysis and supervised feature reduction via projection pursuit," IEEE Trans. on Geoscience and Remote Sensing, vol. 37, pp. 2653-2667, 1999.

La distance de Kullback-Leibler est généralement utilisée comme indice pour les poursuites de projection. Si i et j représentent les classes à discriminer, la distance de Kullback-Leibler entre les classes i et j peut être écrite de la façon suivante :

$$D_{kb}(i, j) = \frac{H_{kb}(i, j) + H_{kb}(j, i)}{2} \quad (\text{Eq. 12})$$

avec

$$H_{kb}(i, j) = \int \left[ f_i(x) \cdot \ln \frac{f_i(x)}{f_j(x)} dx \right] \quad (\text{Eq. 13})$$

et avec  $f_i$  et  $f_j$  les distributions des deux classes.

Pour des distributions gaussiennes, l'indice I et la distance de Kullback-Leibler peuvent être écrits de la façon suivante:

$$I(i, j) = \frac{1}{2} (\mu_i - \mu_j)^T \cdot (\Sigma_i^{-1} + \Sigma_j^{-1}) \cdot (\mu_i - \mu_j) + \dots + \text{tr}(\Sigma_i^{-1} \cdot \Sigma_j + \Sigma_j^{-1} \cdot \Sigma_i - 2\text{Id}) \quad (\text{Eq.14})$$

avec  $\mu$  et  $\Sigma$  représentant respectivement la valeur moyenne et la matrice de covariance de chaque classe.

De cette façon, l'indice I permet de mesurer les variations entre deux bandes ou deux groupes. Comme on peut le constater, l'expression de l'indice I est une généralisation de l'équation 1 précédente.

Le but de la réduction de données est de réunir les informations redondantes des bandes. Le spectre est découpé en fonction des

variations d'absorption de la peau. Les façons de découper peuvent différer selon le mode de réalisation. Outre le mode de partitionnement décrit en relation avec le premier mode de réalisation, on peut citer un partitionnement non constant ou un partitionnement constant suivi d'un déplacement des bornes de chaque groupe permettant de minimiser la variance interne  $\sigma_I^2$  de chaque groupe. La variance interne au sein d'un groupe est caractérisée par l'équation suivante :

$$\sigma_I^2(k) = \frac{1}{K} \sum_{k=0}^{K-1} I^2(z_k, z_{k+1}) - \left( \frac{1}{K} \sum_{k=0}^{K-1} I(z_k, z_{k+1}) \right)^2 \quad (\text{Eq. 15})$$

avec  $Z_k$  la borne supérieure du k-ième groupe.

Ainsi, en utilisant la poursuite de projection pour la réduction des données et le séparateur à vaste marge (SVM) pour la classification, on peut utiliser différentes initialisations pour classer les données.

Une première initialisation est  $K$ , le nombre désiré de groupes d'information redondante des bandes spectrales. Une seconde initialisation correspond au jeu de pixels d'apprentissage pour le SVM.

Etant donné que les images de peau présentent des caractéristiques différentes d'une personne à une autre et que les caractères de la maladie peuvent être répartis sur le spectre, il est nécessaire de définir deux initialisations pour chaque image.

De façon à supprimer la contrainte relative au nombre de groupes  $K$ , le spectre est partitionné en utilisant une fonction  $F_I$ .

$$F_I(k) = I(k-1, k) \text{ avec } k=2, \dots, \text{Nb} \quad (\text{Eq. 16})$$

avec  $k$  l'indice de la bande considérée et  $\text{Nb}$  le nombre total de bandes du spectre.

Analyser la fonction  $F_I$  permet de déterminer où apparaissent les changements d'absorption des bandes spectrales. Les bornes de groupes sont choisies lors du partitionnement du spectre pour correspondre aux plus hauts maxima locaux de la fonction  $F_I$ . Si la variation de l'indice  $I$  le long du spectre est considérée comme étant gaussienne, on peut utiliser la valeur moyenne et l'écart type de la

distribution pour déterminer les maxima locaux de  $F_I$  les plus significatifs.

Ainsi, les bornes des  $K$  groupes spectraux sont les bandes correspondant aux maxima de  $F_I$  jusqu'au seuil  $T_1$  et des minima de  $F_I$  jusqu'au seuil  $T_2$  :

$$T_1 = \mu_{F_I} + t \times \sigma_{F_I} \quad T_2 = \mu_{F_I} - t \times \sigma_{F_I} \quad (\text{Eq. 17})$$

dans lequel  $\mu_{F_I}$  et  $\sigma_{F_I}$  sont respectivement la valeur moyenne et l'écart type de  $F_I$  et  $t$  est un paramètre.

Le paramètre  $t$  est choisi une fois pour traiter tout l'ensemble de données. Il est préférable de choisir un tel paramètre plutôt que de choisir le nombre de groupes car cela permet d'avoir des nombres de groupes différents d'une image à l'autre ce qui peut se révéler utile dans le cas d'images ayant des variations spectrales différentes.

Cette méthode de partitionnement peut être appliquée avec n'importe quel indice, comme la corrélation ou la distance de Kullback-Leibler.

Introduire un indice spatial dans cette méthode d'analyse spectrale permet d'initialiser le SVM. En fait, « seuiller » l'indice spatial que l'on notera  $I_s$ , déterminé entre des bandes adjacentes, permet de créer des images cartographiant les changements spatiaux d'une bande à l'autre.

Dans cette application, les zones d'hyperpigmentation de la peau ne présentent pas de motif spécifique. C'est pourquoi, dans certains modes de réalisation, un gradient spatial tel que l'indice  $I_s$ , est déterminé sur une zone spatiale carrée  $3 \times 3$  dénotée  $v$ . Pour extraire l'information spatiale portée par chaque bande spectrale, on utilise un indice spatial  $I_s$  défini par l'équation suivante :

$$I_s(k-1, k) = \frac{1}{N} \sum_{i,j \in v} |S(i, j, k) - S(i, j, k-1)| \quad (\text{Eq. 18})$$

dans lequel  $N$  dénote le nombre de pixels dans la zone  $v$ ,  $k$  est l'indice de la bande étudiée ou du groupe projeté et  $\forall (i, j) \in v$ .  $S$  est l'intensité du pixel situé à la position spatiale  $(i, j)$  et dans la bande spectrale  $k$ .  $v$  est une zone adjacente au pixel  $(i, j)$  de  $3 \times 3$  pixels.

En fait, l'indice  $I_s$  est, pour chaque zone spatiale de  $3 \times 3$  pixels, la valeur moyenne de la différence entre deux bandes. Un seuil sur l'indice  $I_s$  permet d'obtenir une image binaire qui représente les variations spatiales entre deux bandes consécutives. Ainsi, une image binaire contient une valeur 1 aux coordonnées d'un pixel si l'intensité du pixel a changé de façon significative lors du passage de la bande  $k-1$  à la bande  $k$ . L'image binaire contient une valeur 0 dans le cas contraire. Le seuil sur l'indice spatial  $I_s$  représente ainsi un paramètre permettant de définir le niveau de changement des valeurs de  $I_s$  qui est considéré comme significatif. On choisit ensuite parmi les images binaires obtenues celle qui est la plus pertinente afin de réaliser l'apprentissage du SVM. L'image binaire choisie peut être celle donnant le maximum global de la fonction  $F_{IS}$  ou une image d'une zone d'intérêt du spectre. Afin d'optimiser le temps de calcul, il est préférable de choisir seulement une partie d'une image binaire pour réaliser l'apprentissage du SVM.

Cet indice spatial peut aussi être utilisé pour partitionner le spectre. On définit la fonction  $F_{IS}$  sous la forme suivante :

$$F_{IS}(k) = A(I_s(k-1, k)) \text{ avec } k=2, \dots, Nb \quad (\text{Eq. 19})$$

et dans laquelle  $A$  est l'aire que représentent les pixels pour lesquels un changement a été détecté.

Pour chaque image binaire obtenue à partir de  $I_s(k-1, k)$  par seuillage, la fonction  $F_{IS}$  en  $k$  calcule un nombre réel qui est l'aire de la zone où des changements ont été détectés. Ainsi, la fonction  $F_{IS}$  et la fonction  $F_I$  avec un indice non spatial tel que la distance de Kullback-Leibler (Eq. 12) sont homogènes. La méthode d'analyse de  $F_I$  décrite précédemment permet alors à nouveau d'obtenir les bornes des groupes spectraux.

Finalement, l'analyse du spectre avec la fonction  $F_I$  et un indice spatial  $I_s$  permet une double initialisation pour obtenir un schéma de classification automatique. Pour résumer, le schéma de classification automatique est le suivant :

1. analyse spectrale pour partitionner les données en groupes pour la poursuite de projection et extraction d'un ensemble d'apprentissage pour le SVM
2. poursuite de projection pour réduire les données et
- 5 3. Classification par SVM.

En d'autres termes, la méthode d'analyse comprend une analyse automatique du spectre de façon que les informations redondantes soient réduites et de façon que les formes des zones d'intérêt soient globalement extraites. En utilisant les zones d'intérêt obtenues pour l'apprentissage d'un SVM appliqué au cube de données réduit par 10 poursuite de projection, on obtient une classification précise de l'hyperpigmentation de la peau. Le présent exemple est décrit en relation avec l'hyperpigmentation de la peau, cependant il n'échappera pas à l'homme du métier que l'hyperpigmentation de la peau 15 n'intervient dans le procédé décrit que par une variation de couleur et/ou de contraste. Ce procédé est donc applicable sans modification à d'autres pathologies cutanées générant un contraste.

Dans ce cas, un indice sans a priori est utilisé pour l'analyse spectrale, les zones d'hyperpigmentation ne présentant pas de motif 20 particulier. Dans les cas où les zones d'intérêt présentent un motif particulier, un indice spatial comprenant une forme prédéterminée peut être utilisé. Cela est le cas par exemple, pour la détection des vaisseaux sanguins, l'indice spatial comprenant alors une forme de ligne.

25 Le temps de calcul de cette méthode d'analyse spectrale est proportionnel au nombre de bandes spectrales. Néanmoins, comme l'indice spatial  $I_s$  permet d'estimer les changements dans des voisinages spatiaux locaux, l'algorithme correspondant à la méthode est facilement parallélisable.

30 L'enseignement d'une méthode de classement d'images multispectrales est applicable à des images hyperspectrales. En effet, étant donné que l'image hyper-spectrale ne se différencie de l'image multi-spectrale que par le nombre de bandes, les espaces entre les bandes spectrales sont plus petits. Les changements d'une bande à

l'autre sont donc également plus petits. Une méthode d'analyse spectrale d'images hyper-spectrales comporte une détection de changements plus sensible. Il est également possible d'améliorer la sensibilité de détection en procédant à l'intégration de plusieurs images lors du traitement d'images hyper-spectrales. Une telle intégration permet de fusionner les changements spectraux dans le groupe choisi pour l'apprentissage du SVM.

Un autre mode de réalisation comprend le traitement de données multispectrales, dont les variations sont reliées à des phénomènes physiques. Selon une approche similaire à celle divulguée ci-dessus, le traitement de données multispectrales est applicable au traitement de données hyperspectrales, les images multispectrales et les images hyperspectrales se différenciant seulement par le nombre d'images acquises à des longueurs d'ondes différentes.

La poursuite de projection peut être utilisée pour réaliser la réduction de données. On rappelle que, selon un mode de réalisation, les algorithmes de poursuite de projection fusionnent les données en  $K$  groupes comprenant un nombre égal de bandes, chaque groupe étant ensuite projeté sur un vecteur unique en maximisant l'indice  $I$  entre les groupes projetés.  $K$  est alors un paramètre.

Habituellement, le nombre de groupes souhaités  $K$  pour le partitionnement du spectre est fixé manuellement après une analyse de la problématique de classification. On peut partitionner les données en fonction des variations d'absorption du spectre. Après une initialisation avec  $K$  groupes comprenant chacun le même nombre de bandes, les bornes de chaque groupe sont réestimées de façon itérative afin de minimiser la variance interne de chaque groupe. De façon à retirer la contrainte sur le nombre de groupes  $K$ , le spectre est partitionné en utilisant la fonction  $F_I$ . La méthode d'analyse de spectre est utilisée pour balayer les longueurs d'onde du spectre avec un indice  $I$ , tel que la variance interne ou la distance de Kullback-Leibler (Eq. 1). La méthode permet ainsi de déduire les parties intéressantes du spectre des variations de l'indice  $I$ .

Une zone du spectre comprenant des variations est détectée lorsque  $F_I(k)$  dépasse le seuil T1 ou passe en dessous du seuil T2. Les seuils T1 et T2 sont similaires aux seuils seuil1 et seuil2 précédemment définis. En d'autres termes, le partitionnement du spectre est déduit de l'analyse de la fonction  $F_I$ . Les extrema locaux de la fonction  $F_I$  jusqu'aux seuils T1 et T2 deviennent les bornes des groupes. Ainsi, un paramètre  $t$  définissant T1 et T2 (Eq. 17) peut être préféré au paramètre  $K$  pour le partitionnement du spectre.

Les inventeurs ont découvert qu'il était possible d'obtenir un partitionnement du spectre sans fixer un nombre  $K$  car les bandes d'intérêt du spectre peuvent être modifiées en fonction de la maladie. L'analyse spectrale avec un indice statistique ne permet pas d'obtenir un jeu d'apprentissage pour la classification.

Un indice spatial  $I_s$  pour chaque voisinage de voxel peut présenter une cartographie spatiale de variations spectrales. Dans la présente méthode, les tissus présentant une hyperpigmentation ne présentent pas de texture particulière. Il apparaît ainsi que la détection est basée sur la détection d'une variation de contraste indépendante de la cause qui en est à l'origine.

Le gradient spectral  $I_s$  et la fonction  $F_{IS}$  ont été précédemment définis (Eq. 18 et Eq. 19).

$F_{IS}$  est une fonction tridimensionnelle. Pour chaque paire de bandes, la fonction  $F_{IS}$  permet de déterminer une cartographie spatiale de variations spectrales. Comme on peut le voir d'après l'expression de la fonction  $F_{IS}$ , la fonction  $A$  est appliquée à la fonction  $F_I$ . La fonction  $A$  quantifie les zones de changement de pixels, de façon similaire à la fonction illustrée par l'équation 19 relative au mode de réalisation précédent.

Une méthode permettant d'extraire un jeu de pixels d'apprentissage depuis la fonction  $F_{IS}$  va maintenant être décrite.

La méthode comprend une poursuite de projection pour la réduction de données. Généralement, pour déterminer un sous-espace de projection par poursuite de projection, un indice  $I$  est maximisé sur l'ensemble des groupes projetés. Dans l'application visée, on attend

une classification des tissus sains ou pathologiques. On détermine la maximisation de l'indice  $I$  entre les classes projetées. La distance de Kullback-Leibler est conventionnellement utilisée comme indice  $I$  de poursuite de projection. La distance de Kullback-Leibler peut être  
5 exprimée sous la forme précédemment décrite (Eq. 1).

On initialise la poursuite de projection avec le partitionnement du spectre obtenu par analyse spectrale, puis on détermine le sous-espace de projection en maximisant la distance de Kullback-Leibler entre les deux classes définies par le jeu d'apprentissage.

10 Le jeu d'apprentissage du SVM est extrait de l'analyse spectrale. Comme défini précédemment, le SVM est un algorithme supervisé de classification, notamment de classification à deux classes. Grâce à un jeu d'apprentissage définissant les deux classes, un séparateur de classes optimal est déterminé. Chaque point de données  
15 est alors classé en fonction de sa distance avec le séparateur.

On propose d'utiliser l'analyse spectrale obtenue avec l'indice  $I$  pour obtenir le jeu d'apprentissage le SVM. Comme décrit plus haut, l'analyse spectrale avec un indice spatial permet d'obtenir une cartographie spatiale des changements spectraux entre deux bandes  
20 consécutives. Pour l'apprentissage du SVM, on choisit une de ces cartographies spatiales obtenues par  $F_I(k)$  avec un indice spatial. La cartographie choisie peut être celle révélant le plus de changements sur tout le spectre, par exemple celle contenant les extrema globaux de la fonction  $F_{IS}$  sur une partie d'intérêt ou sur l'ensemble du spectre.

25 Une fois la cartographie spatiale  $F_{IS}(k)$  choisie, les  $N$  plus proches pixels des seuils  $T1$  ou  $T2$  sont extraits pour apprentissage de le SVM. Sur les  $N$  pixels d'apprentissage, la moitié est choisie sous le seuil et l'autre moitié au dessus du seuil.

30 La méthode décrite ci-dessus a été appliquée à des images multi-spectrales comprenant 18 bandes de 405 nm à 970 nm avec un pas moyen de 25 nm. Ces images sont d'une taille d'environ 900 x 1200 pixels. Pour partitionner le spectre, la fonction d'analyse spectrale  $F$  a été employée en conjonction avec l'indice spatial  $I_S$ . Sur les 18 bandes du cube de données concernant à la fois des tissus de

peau sains et des tissus de peau hyperpigmentés, l'analyse spectrale a donné un nombre  $K$  égal à 5.

Dans cet exemple de classification d'images de peau atteinte d'hyperpigmentation, l'ensemble d'apprentissage extrait comprend les 50 plus proches pixels du seuil  $T_2$ .

Indépendamment de l'exemple présenté ci-dessus, la méthode décrite peut être appliquée à des données hyperspectrales, c'est-à-dire à des données comprenant beaucoup plus de bandes spectrales.

La méthode d'analyse spectrale présentée ici est adaptée à l'analyse d'images multispectrales parce que le pas entre bandes spectrales est suffisant pour mesurer des variations significatives de la fonction  $F_I$ . Pour adapter cette méthode au traitement d'images hyperspectrales, il est nécessaire d'introduire un paramètre  $n$  dans la fonction  $F_I$  de façon à mesurer les variations non pas entre des bandes consécutives mais entre deux bandes avec un décalage  $n$ . La fonction  $F_I$  devient alors :

$$F_I = I_s(k - n, k) \quad (\text{Eq. 20})$$

avec  $k = n + 1, \dots, N_b$

Le paramètre  $n$  peut être adapté manuellement ou automatiquement en fonction notamment du nombre de bandes considéré.

## REVENDICATIONS

1. Dispositif d'analyse d'une image hyper-spectrale, comprenant
- 5 au moins un capteur (1) apte à produire une série d'images dans au moins deux longueurs d'ondes,
- un moyen de calcul (2) apte à classer les pixels d'une image selon une relation de classement à deux états, l'image étant reçue du capteur (1) et
- 10 un moyen d'affichage (3) apte à afficher au moins une image résultante du traitement des données reçues du moyen de calcul (2) caractérisé en ce que le moyen de calcul (2) comprend :
- un moyen de détermination (4) de pixels d'apprentissage liés à la relation de classement à deux états recevant des données d'un
- 15 capteur (1),
- un moyen de calcul (5) d'une poursuite de projection recevant des données du moyen de détermination (4) de pixels d'apprentissage et étant apte à procéder à un découpage automatique du spectre de l'image hyper-spectrale, et
- 20 un moyen de réalisation (6) d'une séparation à vaste marge recevant des données du moyen de calcul (5) d'une poursuite de projection,
- le moyen de calcul (2) étant apte à produire des données relatives à au moins une image améliorée dans laquelle sont
- 25 distinguables les pixels obtenus à l'issue de la séparation à vaste marge en fonction de leur classement selon la relation de classement à deux états.
2. Dispositif d'analyse selon la revendication 1, comprenant une cartographie (7) de pixels classés reliée au moyen de
- 30 détermination (4) de pixels d'apprentissage.
3. Dispositif d'analyse selon l'une des revendications 1 ou 2, dans lequel le moyen de calcul (5) d'une poursuite de projection comprend un premier moyen (10) de découpage, un deuxième moyen

(11) de découpage et un moyen de recherche (8) de vecteurs de projection.

5 4. Dispositif d'analyse selon la revendication 1, dans lequel le moyen de calcul (5) d'une poursuite de projection comprend un moyen de découpage à nombre de bandes constant et un moyen de recherche de vecteurs de projection.

10 5. Dispositif d'analyse selon la revendication 4, dans lequel le moyen de calcul (5) d'une poursuite de projection comprend un moyen de déplacement des bornes de chaque groupe issu du moyen de découpage à nombre de bandes constant, le moyen de déplacement étant apte à minimiser la variance interne de chaque groupe.

15 6. Dispositif d'analyse selon la revendication 1, dans lequel le moyen de calcul (5) d'une poursuite de projection comprend un moyen de découpage à détermination automatique du nombre de bandes en fonction de seuils prédéterminés et un moyen de recherche de vecteurs de projection.

20 7. Dispositif d'analyse selon la revendication 6, dans lequel le moyen de détermination (4) de pixels d'apprentissage est apte à déterminer les pixels d'apprentissage comme les pixels les plus proches des seuils.

25 8. Dispositif d'analyse selon l'une des revendications 1 à 7, dans lequel le moyen de réalisation (6) d'une séparation à vaste marge comprend un moyen de détermination (12) d'un hyperplan, et un moyen de classement (13) des pixels en fonction de leur distance à l'hyperplan.

30 9. Dispositif d'analyse selon l'une des revendications 1 à 8, dans lequel le moyen de calcul (2) est apte à produire une image affichable par le moyen d'affichage (3) en fonction de l'image hyper-spectrale reçue d'un capteur (1) et des données reçues du moyen de réalisation (6) d'une séparation à vaste marge.

10. Procédé d'analyse d'une image hyper-spectrale, provenant d'au moins un capteur (1) apte à produire une série d'images dans au moins deux longueurs d'ondes, comprenant :

une étape d'acquisition d'une image hyper-spectrale par un capteur (1),

5 une étape de calcul du classement des pixels d'une image hyper-spectrale reçue d'un capteur (1) selon une relation de classement à deux états,

l'affichage d'au moins une image améliorée résultante du traitement des données de l'étape d'acquisition d'une image hyper-spectrale et des données de l'étape de calcul du classement des pixels d'une image hyper-spectrale,

10 caractérisé en ce que l'étape de calcul comprend :

une étape de détermination de pixels d'apprentissage liés à la relation de classement à deux états,

15 une étape de calcul d'une poursuite de projection de l'image hyper-spectrale comprenant les pixels d'apprentissage, comprenant un découpage automatique du spectre de ladite image hyper-spectrale, et

une étape de séparation à vaste marge,

20 l'étape de calcul étant apte à produire au moins une image améliorée dans laquelle sont distinguables les pixels obtenus à l'issue de la séparation à vaste marge en fonction de leur classement selon la relation de classement à deux états.

11. Procédé d'analyse selon la revendication 10, dans lequel l'étape de détermination de pixels d'apprentissage comprend la détermination de pixels d'apprentissage en fonction de données d'une cartographie, l'étape de détermination de pixels d'apprentissage comprenant en outre l'introduction desdits pixels d'apprentissage dans l'image hyper-spectrale reçue d'un capteur.

12. Procédé d'analyse selon l'une des revendications 10 ou 10, dans lequel l'étape de calcul d'une poursuite de projection comprend

30 une première étape de découpage portant sur les données issues de l'étape de détermination de pixels d'apprentissage et une étape de recherche (8) de vecteurs de projection.

13. Procédé d'analyse selon la revendication 12, dans lequel l'étape de calcul d'une poursuite de projection comprend une deuxième étape de découpage si la distance entre deux images issues

de la première étape de découpage est supérieure à un premier seuil ou si la valeur maximale de la distance entre deux images issues de la première étape de découpage est supérieure à un deuxième seuil.

5 14. Procédé d'analyse selon la revendication 10, dans lequel l'étape de calcul d'une poursuite de projection comprend un découpage à nombre de bandes constant.

10 15. Procédé d'analyse selon la revendication 14, dans lequel on déplace les bornes de chaque groupe issu du découpage à nombre de bandes constant afin de minimiser la variance interne de chaque groupe.

16. Procédé d'analyse selon la revendication 10, dans lequel l'étape de calcul d'une poursuite de projection comprend un découpage à détermination automatique du nombre de bandes en fonction de seuils prédéterminés.

15 17. Dispositif d'analyse selon la revendication 16, dans lequel l'étape de détermination de pixels d'apprentissage comprend une détermination des pixels d'apprentissage comme les pixels les plus proches des seuils.

20 18. Procédé d'analyse selon l'une des revendications 10 à 17, dans lequel l'étape de séparation à vaste marge comprend une étape de détermination d'un hyperplan, et une étape de classement des pixels en fonction de leur distance à l'hyperplan, l'étape de détermination d'un hyperplan portant sur les données issues de l'étape de calcul de poursuite de projection.

25 19. Application d'un dispositif d'analyse selon l'une des revendications 1 à 9, à la détection de lésions cutanées d'un être humain, l'hyperplan étant déterminé en fonction de pixels d'apprentissage issus de clichés préalablement analysés.

FIG.1

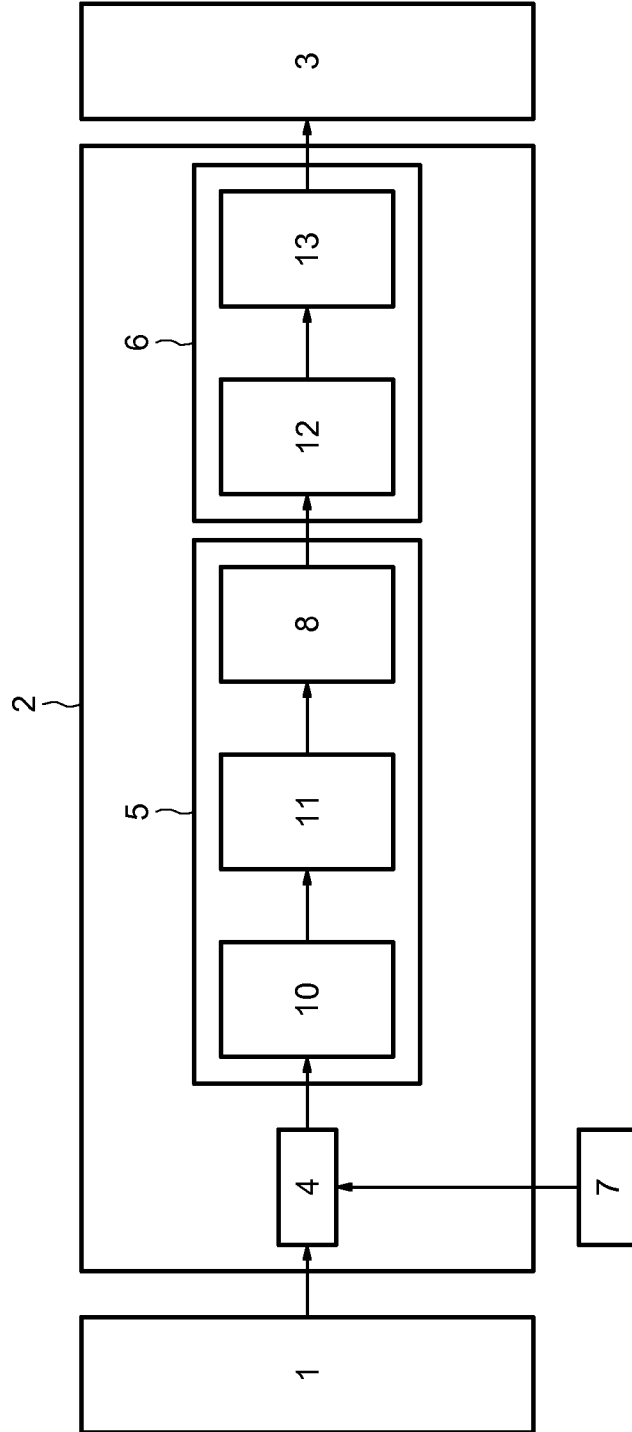
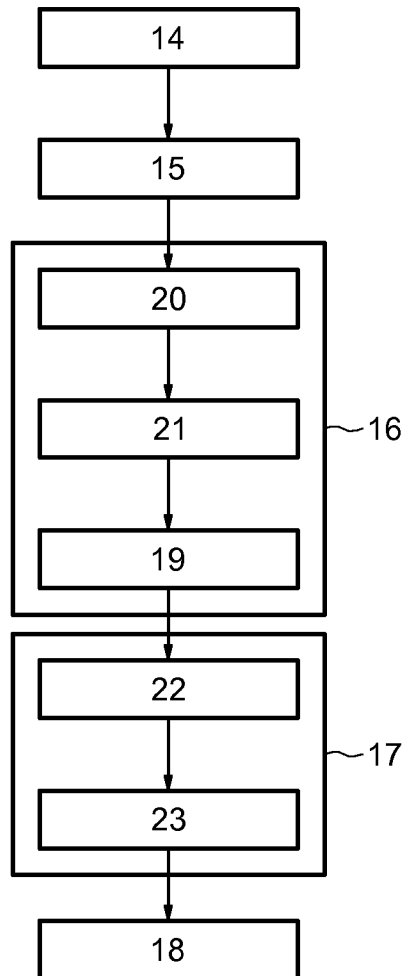
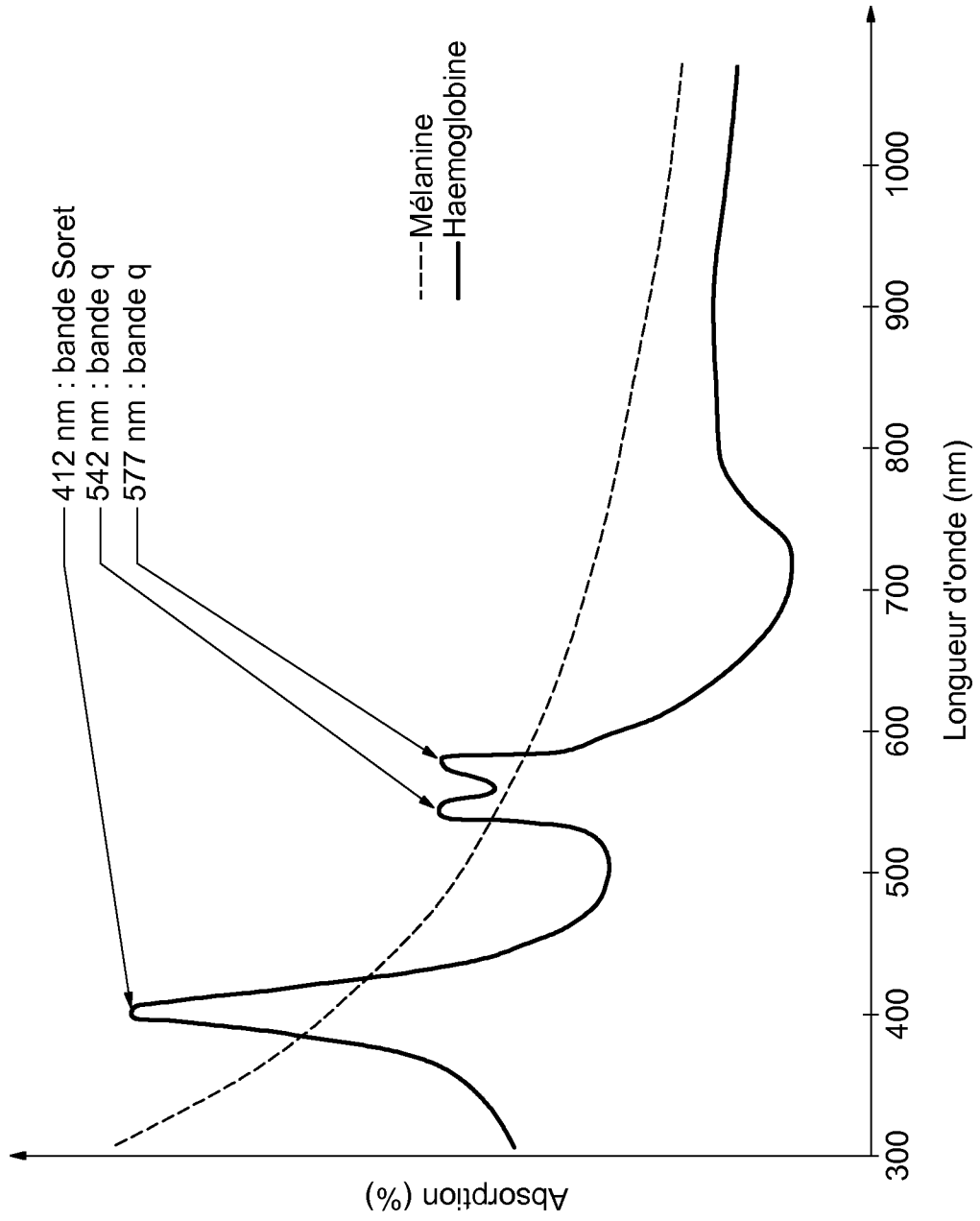


FIG.2



**FIG.3**



INTERNATIONAL SEARCH REPORT

International application No  
PCT/EP2010/066341

<b>A. CLASSIFICATION OF SUBJECT MATTER</b> INV. G06T7/00 ADD.		
According to International Patent Classification (IPC) or to both national classification and IPC		
<b>B. FIELDS SEARCHED</b>		
Minimum documentation searched (classification system followed by classification symbols) G06T A61B G01J		
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 practical, search terms used) EPO-Internal, WPI Data		
<b>C. DOCUMENTS CONSIDERED TO BE RELEVANT</b>		
Category*	Citation of document, with indication, where appropriate, of the relevant passages	Relevant to claim No.
X	US 2006/245631 A1 (LEVENSON RICHARD [US] ET AL LEVENSON RICHARD [US] ET AL) 2 November 2006 (2006-11-02) * abstract; figure 2 paragraph [0064] - paragraph [0093]	1-19
Y	BRUZZONE L ET AL: "Classification of Hyperspectral Remote Sensing Images With Support Vector Machines", IEEE TRANSACTIONS ON GEOSCIENCE AND REMOTE SENSING, IEEE SERVICE CENTER, PISCATAWAY, NJ, US LNKD- DOI:10.1109/TGRS.2004.826821, vol. 42, no. 8, 1 August 2004 (2004-08-01) , pages 1778-1790, XP011116375, ISSN: 0196-2892 * abstract; figures 1-6	1-19
	----- -/--	
<input checked="" type="checkbox"/> Further documents are listed in the continuation of Box C. <input checked="" type="checkbox"/> 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 document 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 November 2010		Date of mailing of the international search report 07/12/2010
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 Borotschnig, Hermann

INTERNATIONAL SEARCH REPORT

International application No  
PCT/EP2010/066341

C(Continuation). DOCUMENTS CONSIDERED TO BE RELEVANT		
Category*	Citation of document, with indication, where appropriate, of the relevant passages	Relevant to claim No.
Y	US 7 219 086 B2 (GESHWIND FRANK [US] ET AL) 15 May 2007 (2007-05-15) * abstract; figures 30, 37A-B column 1 - column 3 column 33, line 54 - column 35, line 3 -----	1-19

# INTERNATIONAL SEARCH REPORT

Information on patent family members

International application No  
PCT/EP2010/066341

Patent document cited in search report	Publication date	Patent family member(s)	Publication date
US 2006245631 A1	02-11-2006	US 2009297016 A1	03-12-2009
US 7219086 B2	15-05-2007	US 2005254709 A1	17-11-2005

# RAPPORT DE RECHERCHE INTERNATIONALE

Demande internationale n°

PCT/EP2010/066341

**A. CLASSEMENT DE L'OBJET DE LA DEMANDE**

INV. G06T7/00

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)

G06T A61B G01J

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, WPI Data

**C. DOCUMENTS CONSIDERES COMME PERTINENTS**

Catégorie*	Identification des documents cités, avec, le cas échéant, l'indication des passages pertinents	no. des revendications visées
X	US 2006/245631 A1 (LEVENSON RICHARD [US] ET AL LEVENSON RICHARD [US] ET AL) 2 novembre 2006 (2006-11-02) * abrégé; figure 2 alinéa [0064] - alinéa [0093]	1-19
Y	BRUZZONE L ET AL: "Classification of Hyperspectral Remote Sensing Images With Support Vector Machines", IEEE TRANSACTIONS ON GEOSCIENCE AND REMOTE SENSING, IEEE SERVICE CENTER, PISCATAWAY, NJ, US LNKD- DOI:10.1109/TGRS.2004.826821, vol. 42, no. 8, 1 août 2004 (2004-08-01), pages 1778-1790, XP011116375, ISSN: 0196-2892 * abrégé; figures 1-6	1-19
	----- -/--	

 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

\*&amp;\* document qui fait partie de la même famille de brevets

Date à laquelle la recherche internationale a été effectivement achevée

29 novembre 2010

Date d'expédition du présent rapport de recherche internationale

07/12/2010

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

Borotschnig, Hermann

1

**RAPPORT DE RECHERCHE INTERNATIONALE**

Demande Internationale n°  
PCT/EP2010/066341

C(suite). DOCUMENTS CONSIDERES COMME PERTINENTS		
Catégorie*	Identification des documents cités, avec, le cas échéant, l'indication des passages pertinents	no. des revendications visées
Y	US 7 219 086 B2 (GESHWIND FRANK [US] ET AL) 15 mai 2007 (2007-05-15) * abrégé; figures 30, 37A-B colonne 1 - colonne 3 colonne 33, ligne 54 - colonne 35, ligne 3 -----	1-19

# RAPPORT DE RECHERCHE INTERNATIONALE

Renseignements relatifs aux membres de familles de brevets

Demande internationale n°

PCT/EP2010/066341

Document brevet cité au rapport de recherche		Date de publication		Membre(s) de la famille de brevet(s)		Date de publication
US 2006245631	A1	02-11-2006	US	2009297016 A1		03-12-2009
US 7219086	B2	15-05-2007	US	2005254709 A1		17-11-2005