

⑫ **BREVET D'INVENTION** **B1**

⑤④ METHODE POUR LA DETECTION D'ANOMALIE UTILISANT UN MODELE GLOBAL-LOCAL.

②② Date de dépôt : 11.03.22.

③③ Priorité :

⑥⑥ Références à d'autres documents nationaux
apparentés :

○ Demande(s) d'extension :

⑦① Demandeur(s) : *VISIONAIRY Société par Actions
Simplifiée* — FR.

④③ Date de mise à la disposition du public
de la demande : 15.09.23 Bulletin 23/37.

④⑤ Date de la mise à disposition du public du
brevet d'invention : 09.02.24 Bulletin 24/06.

⑦② Inventeur(s) : ARTOLA Aitor.

⑤⑥ Liste des documents cités dans le rapport de
recherche :

Se reporter à la fin du présent fascicule

⑦③ Titulaire(s) : *VISIONAIRY Société par Actions
Simplifiée*.

⑦④ Mandataire(s) : IP TRUST.



Description

Titre de l'invention : METHODE POUR LA DETECTION D'ANOMALIE UTILISANT UN MODELE GLOBAL-LOCAL

Domaine technique

[0001] La présente invention propose un procédé de détection d'anomalies dans des images.

État de la technique antérieure

[0002] La détection d'anomalies dans les images consiste à trouver des images, ou des régions d'images, qui ne sont pas conformes au reste des données. Il s'agit d'un problème important dans de nombreuses applications industrielles, médicales ou biologiques. La détection d'anomalies ou de défauts sur des objets industriels est un problème complexe qui nécessite souvent l'intervention d'un opérateur. Cela explique pourquoi le contrôle de la qualité visuelle ou d'aspect dans les chaînes de production a historiquement été laissé aux opérateurs humains. Pourtant, l'automatisation du processus peut accélérer, réduire le coût de production et atténuer les variations de performance causées par la fatigue des opérateurs [24, 33]. Le problème reste cependant un défi pour la vision par ordinateur, car il n'existe pas de définition claire et directe de la normalité dans des données arbitraires ou bien de d'une anomalie de manière générale car les cas d'usage sont très variés.

[0003] La détection d'anomalies non supervisée pour les applications industrielles fait l'objet d'une attention particulière ces derniers temps, notamment après la publication d'un nouvel ensemble de données de référence par MvTec [3]. L'exigence « non supervisée » est un défi, mais pourrait conduire à une solution générale. Il est généralement admis que la détection d'anomalies n'est pas un problème de classification classique [30]. En effet, les anomalies ne forment pas des classes bien définies. Elles peuvent être rares ou inconsistantes. De nouveaux types d'anomalies peuvent apparaître plus tard, mais doivent être détectées comme telles sur la base de l'expérience passée des données normales. Cela rend l'annotation des anomalies intrinsèquement impossible. Au contraire, les données normales sont abondantes et peuvent être utilisées pour modéliser la normalité. Cela conduit à considérer la détection d'anomalies comme un problème de détection d'un événement hors distribution normale.

[0004] La détection des anomalies a fait l'objet d'un examen approfondi dans la littérature [13, 23, 29]. Les méthodes peuvent être classées en trois grandes catégories : les méthodes antérieures à l'apprentissage profond, les méthodes basées sur des réseaux préentraînés et enfin les méthodes purement basées sur les réseaux de neurones.

Méthodes antérieures à l'apprentissage profond

[0005] Ces méthodes se concentrent sur la modélisation de données normales, également appelées modèle de fond. Les méthodes homogènes et stochastiques [1, 12, 34, 35, 37] supposent que le modèle de fond suit une distribution connue. Les méthodes centre/ environnement [15, 16, 25] modélisent les anomalies comme des événements locaux contrastant avec leur environnement immédiat. Les méthodes basées sur la sparsité [4, 6, 7, 21] apprennent un dictionnaire clairsemé représentant des données normales. Les anomalies sont définies comme des données qui ne vérifient pas la condition de sparsité. Les méthodes non locales [10,41] supposent que chaque patch d'image dans les données normales appartient à un cluster dense dans l'espace des patches de l'image. Les anomalies se trouvent plutôt loin de leurs plus proches voisins. Les anomalies sont mesurées en regroupant des petits morceaux d'image, aussi appelés patch en langue anglaise, ce qui conduit directement à une mesure de la rareté. La méthode de Davy et al. [10] comble le fossé avec les méthodes utilisant des réseaux préentraînés, car cette méthode peut être appliquée directement sur des patches d'images ou sur des caractéristiques de réseaux neuronaux.

Méthodes basées sur des réseaux préentraînés.

[0006] Utilisation de réseaux préentraînés. Ces méthodes utilisent des réseaux neuronaux pour intégrer des informations sémantiques dans le processus de détection. Ces réseaux peuvent être préentraînés sur des bases de données publiques généralistes comme COCO [19]. SPADE [9] crée une base de caractéristiques à partir d'un réseau neuronal préentraîné avec les images de référence et utilise la norme L2 entre les caractéristiques d'une image et ses K plus proches voisins, aussi désignés sous le terme kNN, de la base de référence en tant que score. Il implique des caractéristiques à différentes couches pour effectuer une analyse multiéchelle. MahaAD [26] modélise chaque couche comme un modèle gaussien global unique. Les anomalies sont ensuite détectées en calculant et en seuillant la distance de Mahalanobis par rapport à cette gaussienne. PaDim [11] étend MahaAD [26] en apprenant un modèle gaussien par position au lieu d'un modèle global.

Réseau de neurones et apprentissage profond

[0007] En utilisant un auto-encodeur variationnel (VAE), le document [1] et [36] apprennent une représentation des données normales. Afin de localiser l'anomalie, la technique d'attention Grad-cam [32] est utilisée : lorsque l'image n'est pas une anomalie, l'attention doit être uniforme sur toute l'image, ceci change lorsque l'image contient une anomalie. Une version faiblement supervisée est également proposée. Dans [17], les anomalies sont trouvées en se basant sur la distribution des gradients. Liu et al. [20] proposent un type similaire de technique d'attention pour détecter et localiser l'anomalie. Dans [28], un réseau neuronal profond est entraîné en minimisant le

volume d'une hypersphère qui entoure les représentations du réseau des données. Yi et Yoon [38] suggèrent d'utiliser plutôt les patches de l'image. Le score d'anomalie est simplement la distance entre le patch codé et son plus proche voisin. Un réseau de style P est entraîné dans [40]. Il apprend à produire une information de structure à partir de l'image. Les auteurs montrent que cette information contient généralement l'anomalie et aide également pendant l'entraînement à reconstruire l'image. Li et al. [28] utilisent une recherche d'architecture neuronale pour trouver de meilleures architectures d'apprentissage profond. Draem [39] apprend à la fois un modèle de reconstruction et un modèle discriminant en utilisant des anomalies simulées. Aitor Artola et al. se proposent dans [2] une normalisation neuronale de l'ensemble d'entraînement pour ensuite appliquer un détecteur d'anomalie basé sur l'algorithme Non-Local Means. Enfin, les méthodes les plus récentes [14, 27] sont basées sur la normalisation des flux. Les flux normalisateurs sont des réseaux neuronaux inversables qui apprennent un modèle transformant les données en une distribution plus simple, généralement gaussienne.

Etat de la technique le plus proche

[0008] Avec Padim [11], Defard et al. ont proposé d'apprendre une seule gaussienne multivariée par pixel dans un espace de caractéristiques de réseau neuronal. Bien qu'ils aient proposé de réduire la dimension des caractéristiques en utilisant l'ACP ou la sélection aléatoire, la dimension est encore trop grande pour la plupart des cas d'utilisation. En effet, la dimension proposée $d = 100$ ou $d = 550$ nécessiterait toujours au moins autant d'échantillons pour estimer une matrice de covariance non contrainte. Cela n'est pas toujours possible dans l'ensemble de données MVTec [3]. De plus, des informations, potentiellement précieuses, sont perdues par la réduction de la dimension. Une autre limitation de ce modèle est l'utilisation d'une seule gaussienne à une position donnée. En effet, un tel modèle pourrait être trop restrictif puisqu'il ne peut pas modéliser les distributions multimodales.

[0009] Un but de l'invention est de proposer un procédé de détection d'anomalie à partir de descripteurs qui apporte une solution à ces problèmes.

Exposé de l'invention

[0010] Selon un premier aspect de l'invention, il est proposé un procédé de détection d'anomalie non supervisé dans une ou une série d'images testées, mis en œuvre par une unité de calcul, comportant les étapes suivantes :

- a. une étape de détermination d'un modèle à partir d'images dites conformes,
- b. une étape d'inférence comportant une détermination d'un score d'anomalie par application dudit modèle sur ladite image ou la série d'images testées, caractérisé en ce que l'étape de détermination d'un modèle comporte les étapes

suivantes :

- a. déterminer un modèle de mélange de famille exponentielles à partir de données d'images conformes, ledit modèle de familles exponentielles présentant un ensemble de poids,
- b. pour chaque famille exponentielle dudit modèle de familles exponentielles, déterminer un ensemble de poids spatiaux (pour obtenir une localisation du modèle global de familles exponentielles),
- c. déterminer un modèle global local résultant par remplacement de l'ensemble des poids du mélange de familles exponentielles par l'ensemble des poids spatiaux déterminés.

- [0011] De préférence, les données d'images conformes sont des caractéristiques. Les caractéristiques peuvent être extraites depuis un réseau de neurones préentraîné.
- [0012] Selon une possibilité, les données d'images conformes sont extraites en utilisant des points de Harris ou encore au moyen de procédé de décomposition en ondelettes.
- [0013] Avantageusement, les caractéristiques peuvent être extraites par un réseau préentraîné sur des images, dites conformes, alignées.
- [0014] Les images conformes alignées peuvent être déterminées par alignement sur une image de référence (Iref) à partir d'images dites conformes.
- [0015] Les données d'images conformes peuvent être des morceaux des images conformes.
- [0016] Les caractéristiques peuvent provenir d'une décomposition en ondelettes des images conformes.
- [0017] De préférence, le mélange de familles exponentielles est un mélange gaussien.
- [0018] La détermination du modèle de mélange de familles exponentielles de caractéristiques peut mettre en œuvre une méthode d'apprentissage en ligne.
- [0019] La détermination du modèle de mélange de familles exponentielles de caractéristiques peut mettre en œuvre une méthode d'apprentissage avec l'algorithme K-MLE.
- [0020] Le procédé selon l'invention se concentre sur la modélisation des données normales. Alors que les méthodes selon l'état de l'art proposaient des modèles simples basés sur la distance de Mahalanobis ou sur la normalisation lourde du réseau de réseau de flux, la présente invention propose un modèle global-local qui combine la flexibilité d'une modélisation locale précise avec la robustesse d'un modèle de mélange gaussien global. Le procédé selon l'invention apprend un mélange gaussien global et émule ensuite un modèle différent à chaque position en apprenant les poids du mélange localement ce qui permet de ne pas souffrir du défaut de dimensionnalité lorsque peu de données sont disponibles. Du fait de la sparsité des cartes de poids du modèle, il est aussi efficace que les modèles plus simples proposés précédemment, et est performant sur le jeu de données MVTec [3].

Description des figures

[0021] D'autres avantages et particularités de l'invention apparaîtront à la lecture de la description détaillée de mises en œuvre et de modes de réalisation nullement limitatifs, au regard de dessins annexés sur lesquels :

- [Fig.1] la [Fig.1] illustre un procédé de détection non supervisée d'anomalies selon l'invention.

Description de modes de réalisation

[0022] Les modes de réalisation décrits ci-après n'étant nullement limitatifs, on pourra notamment considérer des variantes de l'invention ne comprenant qu'une sélection de caractéristiques décrites, par la suite isolées des autres caractéristiques décrites, si cette sélection de caractéristiques est suffisante pour conférer un avantage technique ou pour différencier l'invention par rapport à l'état de la technique antérieure. Cette sélection comprend au moins une caractéristique, de préférence fonctionnelle sans détails structurels, ou avec seulement une partie des détails structurels si cette partie uniquement est suffisante pour conférer un avantage technique ou pour différencier l'invention par rapport à l'état de la technique antérieure.

[0023] Sur les figures un élément apparaissant sur plusieurs figures conserve la même référence.

[0024] Inspirés par les méthodes de débruitage d'images, la présente description propose de tirer profit de la redondance des structures dans les objets pour apprendre un modèle plus précis et plus expressif qu'une seule gaussienne, même sous contraintes de données. En effet, pour pallier le manque de données, des méthodes non locales telles que [5] tirent avantage de la redondance, également appelée autosimilarité, des images naturelles pour estimer des modèles de données propres. C'est pourquoi nous proposons le modèle global-local résumé dans la [Fig.1] que nous présentons ensuite.

[0025] Comme visible sur [Fig.1], le procédé comporte une étape d'entraînement Ee et une étape d'inférence Ei.

[0026] Dans l'exemple représenté, l'étape d'entraînement Ei comporte :

- une étape optionnelle d'alignement Ea d'images conformes Inorm par rapport à une image de référence Iref, l'étape étant optionnelle en ce qu'elle peut être réalisée préalablement à la mise en œuvre du procédé selon l'invention,
- une étape optionnelle d'extraction de caractéristiques ECNN (aussi appelés descripteurs d'images) sur les images conformes alignées, l'étape étant optionnelle en ce qu'elle peut être réalisée préalablement à la mise en œuvre du procédé selon l'invention, et également qu'elle peut ou ne pas être réalisée.

[0027] Lorsque l'étape optionnelle d'extraction de caractéristiques ECNN est mise en œuvre, le mode préféré mais non exclusif de l'extraction de caractéristiques procède

par application d'un réseau de neurones préentraîné sur les images conformes alignées.

Alignement d'images conformes

[0028] L'étape d'alignement d'images conformes est une étape de normalisation de la position d'une image par rapport à une image de référence.

[0029] La normalisation de la position peut être réalisée à partir d'un algorithme de type alignement compositionnel inverse (pour l'anglais *inverse compositional alignment*) et/ou de méthodes par moments. Ces procédés sont connus de l'homme du métier et ne seront pas plus décrits.

Extraction des caractéristiques

[0030] L'étape d'extraction des caractéristiques reçoit en entrée des images conformes alignées.

[0031] L'extraction de caractéristiques peut se faire depuis un réseau de neurones.

[0032] Par exemple, cette extraction peut être réalisée à partir d'un réseau de neurones à 3 niveaux de couche du réseau. Bien entendu, d'autres niveaux de couches peuvent être envisagés.

[0033] Avantagusement, le réseau de neurones peut être préentraîné. Il peut par exemple être préentraîné sur des bases de données non spécifiques au cas d'usage traité par le procédé.

[0034] Alternativement, le réseau de neurones peut être entraîné sur les images conformes, notamment mais non limitativement par l'utilisation d'un réseau de neurones de normalisation ou bien de reconstruction d'images.

Étape Ei

[0035] L'étape Ei comporte en outre les étapes suivantes :

- déterminer (EGMM) un modèle de famille exponentielles à partir de données d'images conformes, ledit mélange de familles exponentielles présentant un ensemble de poids,
- pour chaque famille exponentielle du modèle de mélange de famille exponentielles, déterminer (ELWM) un ensemble de poids spatiaux (pour obtenir une localisation du modèle global de mélange gaussien),
- déterminer un modèle global (EGLM) résultant par remplacement de l'ensemble des poids du mélange de familles exponentielles par l'ensemble des poids spatiaux déterminés.

[0036] Les données d'images conformes peuvent être des images conformes. Alternativement, les données d'images conformes peuvent être des caractéristiques d'images conformes, obtenues selon l'une des procédés d'extraction de caractéristiques.

[0037] Dans la suite de la description, le mélange de lois exponentielles est un mélange gaussien. On pourra bien entendu utiliser d'autres lois exponentielles.

[0038] L'étape Ei comprend, optionnellement, préalablement à l'étape de détermination du mélange gaussien de caractéristiques à partir des caractéristiques, une étape d'initialisation du mélange gaussien.

Étape d'initialisation du mélange

[0039] Zoran et Weiss [42] ont montré qu'un mélange gaussien peut représenter fidèlement l'espace entier des patches d'images conformes. La présente invention développe l'utilisation d'un mélange gaussien comme modèle global pour l'ensemble des caractéristiques extraites d'un réseau de neurones appliqué à un ensemble d'images échantillons conformes. Dans ce qui suit, $\Theta = (\pi_k, \mu_k, \Sigma_k)_{k=1..K}$ est utilisé pour désigner un modèle de mélange gaussien à K composantes tel que pour un k donné, (μ_k, Σ_k) définissent une gaussienne de moyenne μ_k et de covariance Σ_k . Le poids de cette gaussienne à l'intérieur du modèle est représenté par π_k .

[0040] 4/ Détermination d'un modèle de mélange gaussien de caractéristiques

[0041] Traditionnellement, les mélanges gaussiens sont appris à l'aide de l'algorithme de maximisation de l'espérance (EM). Cependant, cet algorithme est lent lorsqu'il est appliqué avec de nombreuses gaussiennes à des échantillons de grande dimension.

[0042] Pour chaque couche c, apprentissage de manière itérative des paramètres du mélange de gaussienne, comme décrit ci-après.

[0043] De manière préférée, la présente invention met en œuvre l'algorithme alternatif K-MLE [22], qui fonctionne pour les mélanges de famille exponentielles. Cet algorithme est analogue à l'algorithme K-moyennes et se généralise en utilisant les propriétés des familles exponentielles. Il est plus rapide car il attribue chaque échantillon u_i à une seule gaussienne d'indice z_i et n'implique donc pas tous les échantillons dans le calcul de chaque paramètre. Étant donné un ensemble de données $(u_i)_{i=1..N}$ en dimension d , ses étapes d'attribution itérative s'écrivent

$$[0044] \quad z_i^{t+1} = \underset{k \in \llbracket 1, K \rrbracket}{\operatorname{argmin}} \left(u_i - \mu_k^t \right)^T \Sigma_k^{t-1} \left(u_i - \mu_k^t \right) + \log \log |\Sigma_k^t| + 2 \log \log \pi_k^t \quad \# (1)$$

[0045] Ensuite, en considérant les ensembles $C_k^{t+1} = \{z_i = k\}$, l'algorithme calcule séparément les paramètres empiriques de chaque mélange gaussien par :

$$[0046] \quad \pi_k^{t+1} = \frac{|C_k^{t+1}|}{N}, \quad \mu_k^{t+1} = \frac{\sum_{u \in C_k^{t+1}} u}{|C_k^{t+1}|} \quad \# (2)$$

[0047] et

$$[0048] \quad \Sigma_k^{t+1} = \frac{\sum_{u \in C_k^{t+1}} (u - \mu_k^{t+1})(u - \mu_k^{t+1})^T}{|C_k^{t+1}|} \quad \# (3)$$

[0049] En variante de cette méthode d'apprentissage, l'algorithme K-MLE peut également être utilisé avec une méthode d'apprentissage en ligne [31].

- [0050] Les gaussiennes présentant moins de deux échantillons sont supprimées.
- [0051] Une régularisation ϵId avec $\epsilon > 0$ est ajoutée la covariance estimée par l'estimateur de covariance d'échantillon pour estimer les matrices de covariance.
- [0052] Selon un mode de réalisation préféré, le procédé comporte un régularisateur de rétrécissement [9] qui prend la forme d'une combinaison convexe de la covariance empirique des échantillons $\hat{\Sigma}$ et de la moyenne de ses valeurs propres multipliée par l'identité $\hat{F} = \frac{Tr(\hat{\Sigma})}{d} Id$.
- [0053] Le coefficient convexe ρ est choisi pour minimiser l'espérance de l'erreur quadratique moyenne entre la covariance théorique Σ et son estimateur régularisé $\hat{\Sigma}$.
- [0054]
$$E \left[\left\| \Sigma - \hat{\Sigma} \right\|_F^2 \right] \rho \text{ tel que } \hat{\Sigma} = (1-\rho)\hat{S} + \rho\hat{F} \# (4)$$
- [0055] La solution optimale du problème est l'oracle ρ_0 . Cependant, il nécessite la connaissance de la covariance théorique à estimer,
- [0056]
$$\rho_0 = \frac{E \left[(\Sigma - \hat{S})(\hat{F} - \hat{S}) \right]}{E \left[\left\| \hat{\Sigma} - \hat{F} \right\|_F^2 \right]} \# (5)$$
- [0057]
$$\rho_0 = \frac{(1-\frac{2}{d})Tr(\Sigma^2) + Tr^2(\Sigma)}{(N+1-\frac{2}{d})Tr(\Sigma^2) + (1-\frac{N}{d})Tr^2(\Sigma)} \# (6)$$
- [0058] De préférence, on utilise l'estimateur Oracle Approximating Shrinkage (OAS) [8], qui est meilleur en termes d'erreur quadratique moyenne lorsque $N \ll d$. Cet estimateur itératif est défini comme suit
- [0059]
$$\rho_j = \frac{(1-\frac{2}{d})Tr(\hat{\Sigma}_j\hat{S}) + Tr^2(\hat{\Sigma}_j)}{(N+1-\frac{2}{d})Tr(\hat{\Sigma}_j\hat{\Sigma}) + (1-\frac{N}{d})Tr^2(\hat{\Sigma}_j)} \# (7)$$
- [0060]
$$\hat{\Sigma}_j = (1-\rho_j)\hat{S} + \rho_j\hat{F} \# (8)$$
- [0061] et on montre qu'il converge vers une limite ρ_{OAS} équivalente définie par
- [0062]
$$\rho_{OAS} = \frac{(1-\frac{2}{d})Tr(\hat{S}^2) + Tr^2(\hat{S}_j)}{(N+1-\frac{2}{d}) \left[Tr(\hat{S}^2) - \frac{Tr^2(\hat{S})}{d} \right]} \# (9)$$

Retour au modèle local (ELWM)

- [0063] A ce stade, le modèle de mélange gaussien est global, et la probabilité d'apparition de chaque caractéristique ne dépend pas de sa position. Cette simplification est excessive. Il est évident qu'une caractéristique peut être normale à une position et anormale à une autre. C'est pourquoi nous proposons une méthode pour ajouter des informations de localisation au modèle, en tirant parti d'un alignement préalable des objets testés.
- [0064] Il est maintenant décrit comment, pour chaque gaussienne du modèle de mélange gaussien, l'on détermine (ELWM) un ensemble de poids spatiaux pour obtenir une localisation du modèle global de mélange gaussien.

- [0065] Les inventeurs ont adapté l'algorithme k-MLE pour apprendre la carte des poids locaux tout en conservant des matrices de covariance et les moyennes fixes. Si $u_m(x)$ désigne le vecteur échantillon de l'image m à la position x, on obtient
- [0066]
$$z_i^{t+1}(x) = \underset{k \in \llbracket 1, N \rrbracket}{\operatorname{argmin}} \left(u_m(x) - \mu_k \right)^T \Sigma_k^{-1} \left(u_m(x) - \mu_k \right) + \log |\Sigma_k| + 2 \log \pi_k^t(x) \quad \# (10)$$
- [0067]
$$C_k^{t+1}(x) = \left\{ z_m^{t+1}(x) = k, \forall m \right\} \quad \# (11)$$
- [0068]
$$\pi_k^{t+1}(x) = \frac{|C_k^{t+1}(x)|}{N} \quad \# (12)$$
- [0069] Pour obtenir plus d'échantillons par position et réduire le nombre de fausses alarmes causées par de petites déformations ou de légères variations de position des objets, les inventeurs proposent d'effectuer le calcul des poids en x en utilisant les échantillons dans un petit cercle de rayon r centré sur x. La valeur r peut par exemple être prédéterminée et être égale à 1 pixel.

Étape EGLM

- [0070] Pour éviter une analyse trop locale, selon une possibilité de l'invention, les paramètres appris globaux (μ_k, Σ_k) des gaussiennes sont conservés, mais il est proposé de déduire les poids de mélange $\pi_k(x)$ dépendants de la position à partir du mélange gaussien.

Étape d'inférence Ei

- [0071] L'étape d'inférence comportant une détermination d'un score d'anomalie par application dudit modèle global sur une ou une série d'images testées.
- [0072] Pendant le test, la probabilité d'apparition d'une caractéristique à une position spécifique est estimée à l'aide du modèle global-local. Un score global et une décision sont dérivés de la carte de probabilité.
- [0073] Traditionnellement, les échantillons sont affectés à la gaussienne la plus proche pour détecter les anomalies. La distance de Mahalanobis à cette gaussienne est ensuite mesurée. Cependant, cette attribution implique d'ignorer les interactions entre les gaussiennes. Or, les gaussiennes multivariées d'un mélange peuvent avoir de fortes interactions et des maxima locaux différents des centres des gaussiennes.
- [0074] Le modèle de mélange gaussien est le modèle de mélange préféré dans l'invention, cependant le procédé peut mettre en œuvre d'autres modèles de mélanges de familles exponentielles.
- [0075] Selon l'invention, il est proposé de considérer le mélange dans son ensemble lors de l'analyse d'un nouvel échantillon Ei. En utilisant le modèle global-local, le procédé comporte un calcul de probabilité Ec pour chaque vecteur caractéristique d'une image utilisant le mélange, formant ainsi une carte de probabilité. Le vecteur caractéristique de l'image est obtenu au moyen du réseau de neurones préentraîné, à partir de l'image alignée Ec.

- [0076] Les méthodes les plus récentes évaluent généralement l'image en utilisant la pire valeur (c'est-à-dire la plus petite probabilité) de cette carte, mais les inventeurs ont constaté que le quantile q est plus robuste en ce qui concerne les fausses alarmes.
- [0077] La méthode proposée peut également être rendue multiéchelle en prenant des caractéristiques à différentes couches d'un réseau. Pour cela, la méthode comporte une étape d'ajustement du mélange à chaque couche sélectionnée. La méthode comporte ensuite une agrégation des cartes de probabilité en prenant leur produit, ce qui correspond à supposer l'indépendance des couches.
- [0078] Le score est déterminé parmi les probabilités triées dans l'ordre ascendant dans le masquées, et sélection selon le q -quantile de ces probabilités comme étant le score.
- [0079] Bien sûr, l'invention n'est pas limitée aux exemples qui viennent d'être décrits et de nombreux aménagements peuvent être apportés à ces exemples sans sortir du cadre de l'invention. De plus, les différentes caractéristiques, formes, variantes et modes de réalisation de l'invention peuvent être associés les uns avec les autres selon diverses combinaisons dans la mesure où ils ne sont pas incompatibles ou exclusifs les uns des autres.

Références

- [0080] [1] Jinwon An. Variational Autoencoder based Anomaly Detection using Reconstruction Probability. Arxiv, 2016. 1
- [0081] [2] Aitor Artola, Yannis Kolodziej, Jean-Michel Morel, and Thibaud Ehret. Unsupervised variability normalization for anomaly detection. In 2021 IEEE International Conference on Image Processing (ICIP), pages 989–993. IEEE, 2021.
- [0082] [3] Paul Bergmann, Michael Fauser, David Sattlegger, and Carsten Steger. Mvtec ad—a comprehensive real-world dataset for unsupervised anomaly detection. In CVPR, 2019.
- [0083] [4] Giacomo Boracchi, Diego Carrera, and Brendt Wohlberg. Novelty detection in images by sparse representations. In 2014 IEEE Symposium on Intelligent Embedded Systems, pages 47–54. IEEE, 2014.
- [0084] [5] Antoni Buades, Bartomeu Coll, and J-M Morel. A non-local algorithm for image denoising. In CVPR. IEEE, 2005.
- [0085] [6] Diego Carrera, Giacomo Boracchi, Alessandro Foi, and Brendt Wohlberg. Detecting anomalous structures by convolutional sparse models. In 2015 International Joint Conference on Neural Networks, pages 1–8. IEEE, 2015.
- [0086] [7] Diego Carrera, Giacomo Boracchi, Alessandro Foi, and Brendt Wohlberg. Scale-invariant anomaly detection with multiscale group-sparse models. In ICIP. IEEE, 2016.
- [0087] [8] Yilun Chen, Ami Wiesel, Yonina C. Eldar, and Alfred O. Hero. Shrinkage algorithms for mmse covariance estimation. IEEE Transactions on Signal Processing,

- 58:5016–5029, 2010.
- [0088] [9] Niv Cohen and Yedid Hoshen. Transformer-based anomaly segmentation. arXiv, 2020.
 - [0089] [10] Axel Davy, Thibaud Ehret, Jean-Michel Morel, and Mauricio Delbracio. Reducing anomaly detection in images to detection in noise. In ICIP. IEEE, 2018.
 - [0090] [11] Thomas Defard, Aleksandr Setkov, Angelique Loesch, and Romaric Audigier. Padim: A patch distribution modeling framework for anomaly detection and localization. In Alberto Del Bimbo, Rita Cucchiara, Stan Sclaroff, Giovanni Maria Farinella, Tao Mei, Marco Bertini, Hugo Jair Escalante, and Roberto Vezzani, editors, Pattern Recognition. ICPR International Workshops and Challenges, pages 475–489, Cham, 2021. Springer International Publishing.
 - [0091] [12] Bo Du and Liangpei Zhang. Random-selection-based anomaly detector for hyperspectral imagery. IEEE Transactions on Geoscience and Remote sensing, 49(5):1578–1589, 2011.
 - [0092] [13] Thibaud Ehret, Axel Davy, Jean-Michel Morel, and Mauricio Delbracio. Image anomalies: A review and synthesis of detection methods. JMIV, 61(5):710–743, 2019.
 - [0093] [14] Denis Gudovskiy, Shun Ishizaka, and Kazuki Kozuka. Cflow-ad: Real-time unsupervised anomaly detection with localization via conditional normalizing flows. In Proceedings of the IEEE/CVF Winter Conference on Applications of Computer Vision, 2022.
 - [0094] [15] Toshifumi Honda and Shree K Nayar. Finding” anomalies” in an arbitrary image. In ICCV. IEEE, 2001.
 - [0095] [16] Laurent Itti, Christof Koch, and Ernst Niebur. A model of saliency-based visual attention for rapid scene analysis. PAMI, 20(11):1254–1259, 1998.
 - [0096] [17] Gukyeong Kwon, Mohit Prabhushankar, Dogancan Temel, and Ghassan AlRegib. Backpropagated gradient representations for anomaly detection. In European Conference on Computer Vision, pages 206–226. Springer, 2020.
 - [0097] [18] Yuening Li, Zhengzhang Chen, Daochen Zha, Kaixiong Zhou, Haifeng Jin, Haifeng Chen, and Xia Hu. Autood: Automated outlier detection via curiosity-guided search and self-imitation learning. ICDE, 2020.
 - [0098] [19] Tsung-Yi Lin, Michael Maire, Serge Belongie, James Hays, Pietro Perona, Deva Ramanan, Piotr Dollár, and C Lawrence Zitnick. Microsoft coco: Common objects in context. In European conference on computer vision, pages 740–755. Springer, 2014.
 - [0099] [20] Wenqian Liu, Runze Li, Meng Zheng, Srikrishna Karanam, Ziyang Wu, Bir Bhanu, Richard J Radke, and Octavia Camps. Towards visually explaining variational autoencoders. In Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, pages 8642–8651, 2020.
 - [0100] [21] Ran Margolin, Ayellet Tal, and Lihi Zelnik-Manor. What makes a patch

distinct? In CVPR, 2013.

- [0101] [22] Frank Nielsen. K-mle: A fast algorithm for learning statistical mixture models. In 2012 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP), pages 869–872, 2012. 2
- [0102] [23] Guansong Pang, Chunhua Shen, Longbing Cao, and Anton Van Den Hengel. Deep learning for anomaly detection: A review. *ACM Computing Surveys (CSUR)*, 54(2):1–38, 2021.
- [0103] [24] Xiangqian Peng, Youping Chen, Wenyong Yu, Zude Zhou, and Guodong Sun. An online defects inspection method for float glass fabrication based on machine vision. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 39(11-12):1180–1189, 2008.
- [0104] [25] Irving S Reed and Xiaoli Yu. Adaptive multiple-band cfar detection of an optical pattern with unknown spectral distribution. *IEEE Transactions on Acoustics, Speech, and Signal Processing*, 38(10):1760–1770, 1990.
- [0105] [26] O. Rippel, P. Mertens, and D. Merhof. Modeling the distribution of normal data in pre-trained deep features for anomaly detection. In 2020 25th International Conference on Pattern Recognition (ICPR), pages 6726–6733, Los Alamitos, CA, USA, jan 2021. IEEE Computer Society.
- [0106] [27] Marco Rudolph, Tom Wehrbein, Bodo Rosenhahn, and Bastian Wandt. Fully convolutional cross-scale-flows for image based defect detection. In Winter Conference on Applications of Computer Vision (WACV), Jan. 2022. 2, 6
- [0107] [28] Lukas Ruff, Nico G. Grönitz, Lucas Deek, Shoaib Ahmed Siddiqui, Robert Vandermeulen, Alexander Binder, Emmanuel Müller, and Marius Kloft. Deep one-class classification. In International Conference on Machine Learning, pages 4390–4399, 2018.
- [0108] [29] Lukas Ruff, Jacob R Kauffmann, Robert A Vandermeulen, Grégoire Montavon, Wojciech Samek, Marius Kloft, Thomas G Dietterich, and Klaus-Robert Müller. A unifying review of deep and shallow anomaly detection. *Proceedings of the IEEE*, 2021.
- [0109] [30] Olga Russakovsky, Jia Deng, Hao Su, Jonathan Krause, Sanjeev Satheesh, Sean Ma, Zhiheng Huang, Andrej Karpathy, Aditya Khosla, Michael Bernstein, Alexander C. Berg, and Li Fei-Fei. ImageNet Large Scale Visual Recognition Challenge. *IJCV*, 115(3):211–252, 2015.
- [0110] [31] Christophe Saint-Jean and Frank Nielsen. Online k-mle for mixture modeling with exponential families. pages 340–348, 01 2015.
- [0111] [32] Ramprasaath R Selvaraju, Michael Cogswell, Abhishek Das, Ramakrishna Vedantam, Devi Parikh, and Dhruv Batra. Grad-cam: Visual explanations from deep networks via gradient-based localization. In ICCV, 2017.

- [0112] [33] Hui-Chao Shang, You-Ping Chen, Wen-Yong Yu, and Zu-De Zhou. Online auto-detection method and system of presswork quality. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 33(7-8):756–765, 2007.
- [0113] [34] Lionel Tarassenko, Paul Hayton, Nicholas Cerneaz, and Michael Brady. Novelty detection for the identification of masses in mammograms. 1995.
- [0114] [35] Du-Ming Tsai and Tse-Yun Huang. Automated surface inspection for statistical textures. *Image and Vision computing*, 21(4):307–323, 2003.
- [0115] [36] Shashanka Venkataramanan, Kuan-Chuan Peng, Rajat Vikram Singh, and Abhijit Mahalanobis. Attention guided anomaly localization in images. In *ECCV*, 2020.
- [0116] [37] Xianghua Xie and Majid Mirmehdi. Texems: Texture exemplars for defect detection on random textured surfaces. *IEEE PAMI*, 29(8):1454–1464, 2007.
- [0117] [38] Jihun Yi and Sungroh Yoon. Patch svdd: Patch-level svdd for anomaly detection and segmentation. In *ACCV*, 2020.
- [0118] [39] Vitjan Zavrtanik, Matej Kristan, and Danijel Skocaj. Draema discriminatively trained reconstruction embedding for surface anomaly detection. In *Proceedings of the IEEE/CVF International Conference on Computer Vision*, pages 8330–8339, 2021.
- [0119] [40] Kang Zhou, Yuting Xiao, Jianlong Yang, Jun Cheng, Wen Liu, Weixin Luo, Zaiwang Gu, Jiang Liu, and Shenghua. Gao. Encoding structure-texture relation with p-net for anomaly detection in retinal images. In *ECCV*, 2020.
- [0120] [41] Maria Zontak and Israel Cohen. Defect detection in patterned wafers using anisotropic kernels. *Machine Vision and Applications*, 21(2):129–141, 2010.
- [0121] [42] Daniel Zoran and Yair Weiss. From learning models of natural image patches to whole image restoration. In *2011 International Conference on Computer Vision*, pages 479–486. IEEE, 2011.

Revendications

[Revendication 1] Procédé de détection d'anomalie non supervisé dans une image ou une série d'images testées, mis en œuvre par une unité de calcul, comportant les étapes suivantes :

- une étape (Ee) de détermination d'un modèle à partir d'images dites conformes,
- une étape d'inférence (Ei) comportant une détermination d'un score d'anomalie par application dudit modèle sur ladite image ou la série d'images testées,

caractérisé en ce que l'étape de détermination d'un modèle comporte les étapes suivantes :

- déterminer (EGMM) un modèle global de mélange de famille gaussiennes à partir de données d'images conformes, ledit modèle de familles gaussiennes à K composantes présentant un ensemble $\Theta = \left(\pi_k, \mu_k, \Sigma_k \right)_{k=1..K}$ de paramètres, tel que pour un k donné, μ_k est la moyenne et Σ_k la covariance de la gaussienne, π_k étant le poids de cette gaussienne dans ledit modèle global,
- pour chaque famille gaussienne dudit mélange de familles gaussiennes, déterminer (ELWM) un ensemble de poids locaux $\pi_k(x)$ à la position x , tout en conservant les matrices de covariance et les moyennes fixes,
- déterminer un modèle local, dit global local (EGLM) résultant par remplacement de l'ensemble des poids du mélange de familles gaussiennes par l'ensemble des poids locaux déterminés.

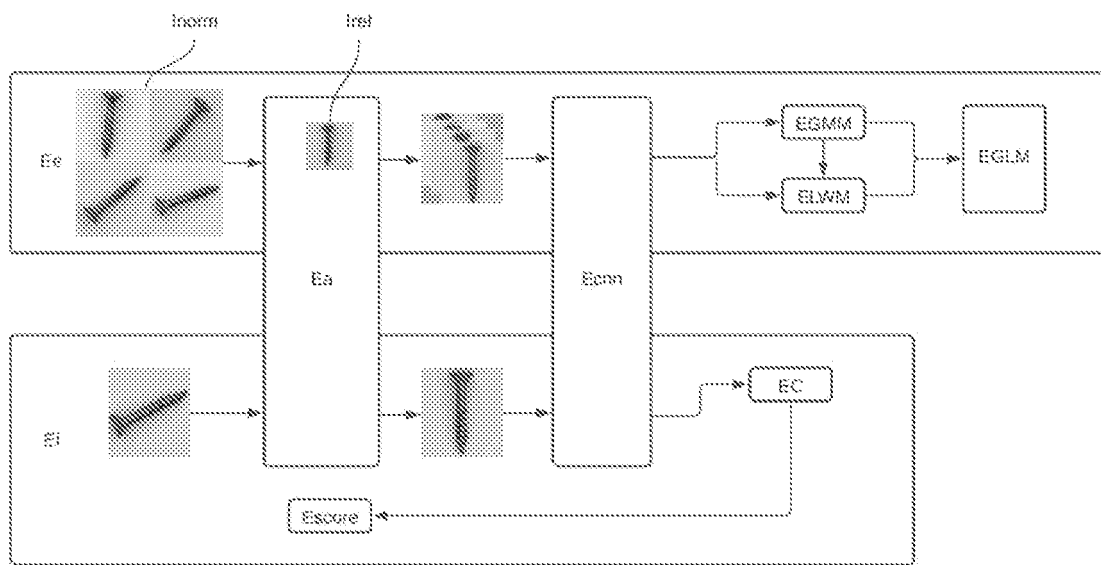
[Revendication 2] Procédé selon la revendication 1, dans lequel les données d'images conformes sont des caractéristiques.

[Revendication 3] Procédé selon la revendication 2, dans lequel les caractéristiques sont extraites depuis un réseau de neurones préentraîné.

[Revendication 4] Procédé selon la revendication 3, dans lequel les caractéristiques sont extraites (ECnn) par un réseau préentraîné sur des images, dites conformes, alignées.

- [Revendication 5] Procédé selon la revendication 4, dans lequel les images conformes alignées sont déterminées par alignement sur une image de référence (Iref) à partir d'images dites conformes.
- [Revendication 6] Procédé selon la revendication 1, dans lequel les données d'images conformes sont des morceaux des images conformes.
- [Revendication 7] Procédé selon la revendication 2, dans lequel les caractéristiques proviennent d'une décomposition en ondelettes des images conformes.
- [Revendication 8] Procédé selon l'une quelconque des revendications précédentes, dans lequel la détermination (EGMM) du modèle de mélange de familles exponentielles de caractéristiques met en œuvre une méthode d'apprentissage en ligne.
- [Revendication 9] Procédé selon l'une quelconque des revendications précédentes, dans lequel la détermination (EGMM) du modèle de mélange de familles exponentielles de caractéristiques met en œuvre une méthode d'apprentissage avec l'algorithme K-MLE.

[Fig. 1]



RAPPORT DE RECHERCHE

articles L.612-14, L.612-53 à 69 du code de la propriété intellectuelle

OBJET DU RAPPORT DE RECHERCHE

L'I.N.P.I. annexe à chaque brevet un "RAPPORT DE RECHERCHE" citant les éléments de l'état de la technique qui peuvent être pris en considération pour apprécier la brevetabilité de l'invention, au sens des articles L. 611-11 (nouveau) et L. 611-14 (activité inventive) du code de la propriété intellectuelle. Ce rapport porte sur les revendications du brevet qui définissent l'objet de l'invention et délimitent l'étendue de la protection.

Après délivrance, l'I.N.P.I. peut, à la requête de toute personne intéressée, formuler un "AVIS DOCUMENTAIRE" sur la base des documents cités dans ce rapport de recherche et de tout autre document que le requérant souhaite voir prendre en considération.

CONDITIONS D'ETABLISSEMENT DU PRESENT RAPPORT DE RECHERCHE

☒ Le demandeur a présenté des observations en réponse au rapport de recherche préliminaire.

☐ Le demandeur a maintenu les revendications.

☒ Le demandeur a modifié les revendications.

☐ Le demandeur a modifié la description pour en éliminer les éléments qui n'étaient plus en concordance avec les nouvelles revendications.

☐ Les tiers ont présenté des observations après publication du rapport de recherche préliminaire.

☐ Un rapport de recherche préliminaire complémentaire a été établi.

DOCUMENTS CITES DANS LE PRESENT RAPPORT DE RECHERCHE

La répartition des documents entre les rubriques 1, 2 et 3 tient compte, le cas échéant, des revendications déposées en dernier lieu et/ou des observations présentées.

☐ Les documents énumérés à la rubrique 1 ci-après sont susceptibles d'être pris en considération pour apprécier la brevetabilité de l'invention.

☒ Les documents énumérés à la rubrique 2 ci-après illustrent l'arrière-plan technologique général.

☐ Les documents énumérés à la rubrique 3 ci-après ont été cités en cours de procédure, mais leur pertinence dépend de la validité des priorités revendiquées.

☐ Aucun document n'a été cité en cours de procédure.

1. ELEMENTS DE L'ETAT DE LA TECHNIQUE SUSCEPTIBLES D'ETRE PRIS EN CONSIDERATION POUR APPRECIER LA BREVETABILITE DE L'INVENTION

NEANT

2. ELEMENTS DE L'ETAT DE LA TECHNIQUE ILLUSTRANT L'ARRIERE-PLAN TECHNOLOGIQUE GENERAL

Bo Zong ET AL: "DEEP AUTOENCODING
GAUSSIAN MIXTURE MODEL FOR UNSUPERVISED
ANOMALY DETECTION",

,
21 février 2018 (2018-02-21), XP055595490,

Extrait de l'Internet:

URL: <https://openreview.net/pdf?id=BJJLHbb0>

-

[extrait le 2019-06-11]

ZHEN LI ET AL: "Spatial Gaussian Mixture
Model for gender recognition",
IMAGE PROCESSING (ICIP), 2009 16TH IEEE
INTERNATIONAL CONFERENCE ON, IEEE,
PISCATAWAY, NJ, USA,
7 novembre 2009 (2009-11-07), pages 45-48,
XP031628581,
DOI: 10.1109/ICIP.2009.5413917
ISBN: 978-1-4244-5653-6

FRANK NIELSEN: "K-MLE: A fast algorithm
for learning statistical mixture models",
2012 IEEE INTERNATIONAL CONFERENCE ON
ACOUSTICS, SPEECH AND SIGNAL PROCESSING
(ICASSP 2012) : KYOTO, JAPAN, 25 - 30
MARCH 2012 ; [PROCEEDINGS], IEEE,
PISCATAWAY, NJ,
25 mars 2012 (2012-03-25), pages 869-872,
XP032227265,
DOI: 10.1109/ICASSP.2012.6288022
ISBN: 978-1-4673-0045-2

3. ELEMENTS DE L'ETAT DE LA TECHNIQUE DONT LA PERTINENCE DEPEND DE LA VALIDITE DES PRIORITES

NEANT