

Analyse visuelle d'événements anormaux de foules

H. Chebi, Y. Morsly et MS. Djouadi

Ecole militaire polytechnique
BP: 17 Bordj El Bahri, Algeria

chebi.hocine@yahoo.fr; yamorsly@gmail.com; msdjouadi@gmail.com

Résumé — L'analyse du comportement humain depuis la vidéo est un domaine vaste de la vision par ordinateur. Dans ce travail, nous nous intéressons à l'analyse du comportement de la foule et de ses entités dans une scène dense. Ces scènes se caractérisent par la présence d'un grand nombre de personnes dans le champ de vision des caméras. Le problème majeur est l'élaboration d'une approche de gestion autonome d'un grand nombre d'anomalies qui est quasiment impossible à effectuer par des opérateurs. Nous présentons dans cet article une nouvelle approche pour la détection d'anomalies dans des scènes très denses en se basant sur la vitesse des individus et celle du groupe. Les différentes anomalies sont détectées d'une manière automatique sans apprentissage en utilisant la densité à base du partitionnement spatial avec application du bruit (Density Based Spatial Clustering of Application with Noise « DBSCAN »). Pour plus de robustesse et d'efficacité, nous avons introduit deux routines permettant l'élimination des ombres et la gestion des d'occlusions.

Mots Clés — Analyse visuelle, comportement de foules, DBSCAN, occlusion, élimination d'ombres, vidéosurveillance intelligentes, classification non supervisé.

I. INTRODUCTION

L'essor des systèmes d'acquisition et de traitement de la vidéo joue un rôle important dans la vie quotidienne. Cette importance évolue proportionnellement avec nos besoins d'automatiser le processus d'extraction de l'information depuis la vidéo.

L'étude de foules humaines est une discipline complexe. Elle regroupe à la fois la notion de comportement individuel et collectif, chacun en soi étant relié à des mécanismes divers selon les individus et les sociétés ; d'où la nécessité de déceler des comportements anormaux afin de prévenir des actes dangereux portant atteinte à la société [1, 2]. Cette étape est nécessaire afin de permettre une analyse précise des événements qui se déroulent dans une scène (interaction entre deux personnes, détection de comportements dangereux, vitesse excessive, chute,...etc.). De plus, avec l'augmentation du nombre de caméras ainsi que de leur résolution, il est

nécessaire de développer des solutions très rapides afin de pouvoir respecter des contraintes temps-réel avec une intervention minimum des opérateurs (gestion du plus grand nombre possible d'anomalies).

L'approche proposée dans cet article pour la détection d'anomalies se distingue des approches existantes [1, 2, 3] par son mécanisme dynamique permettant de détecter d'une manière automatique les anomalies (cas d'un comportement normal et anormal). Cette dernière se décompose en trois niveaux : niveau bas (estimation du flux optique), niveau intermédiaire (construction du modèle de magnitude, et utilisation des techniques de traitement d'image) et niveau sémantique (notification des opérateurs).

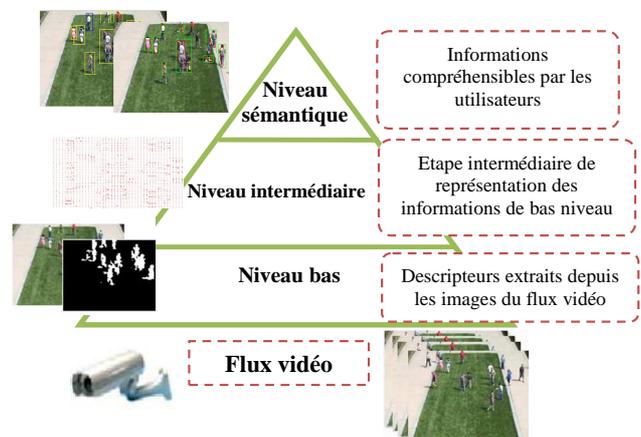


Fig. 1. Illustration de l'approche globale proposée pour l'analyse du comportement humain dans une scène dense.

Le but de l'approche utilisée est la détection d'anomalies dans des scènes très denses en se basant sur la vitesse des individus et celle du groupe. Les différentes anomalies sont détectées d'une manière automatique sans apprentissage par l'approche du DBSCAN [4]. Pour plus de robustesse et d'efficacité, nous avons introduit et proposés deux routines permettant l'élimination des ombres [5, 6] et la gestion des d'occlusions [6].

Le reste du papier est organisé comme suit: dans la section II nous présentons un bref état de l'art des approches ainsi que les travaux relatifs à ce domaine. Nous illustrons dans la section III l'approche proposée afin de palier à certains problèmes rencontrés en littérature. Dans la section IV nous présentons la formulation mathématique des différentes méthodes utilisées afin de détecter des anomalies de type course et marche, fusion et division dans une scène dense. Des résultats sont discutés dans la section V. Nous terminons par une conclusion sur le travail réalisé et des perspectives pour des travaux futurs.

II. ETAT DE L'ART

Alors que la dérivée temporelle quantifie la variation de l'aspect de chaque pixel considéré individuellement dans le cas de la détection de mouvements, le flot optique est modélisée par un champ de vecteurs à deux dimensions représentant la projection sur le plan image du mouvement réel observé (3D). Dans cette optique, de nombreuses méthodes [8, 9, 10] ont été proposées depuis l'article précurseur de Horn et Schunck [11] dans le but d'améliorer l'implémentation de cette dernière. Dans [12], neuf algorithmes sont étudiés et comparés selon des critères de précision et de densité du champ de vecteurs obtenu, mais aucune mention n'est faite sur la complexité algorithmique. Les travaux de [13] permettent de combler cette lacune en mesurant les rapports (précision)/(temps de calculs) de ces méthodes.

La segmentation est une approche qui consiste à découper l'image de façon successive en estimant le mouvement apparent dominant des zones non étiquetées puis en détectant les zones non conformes à ce modèle de mouvement [14]. Le principe de cette méthode repose sur la prise en compte d'une image globale sur laquelle le mouvement dominant et les zones conformes à ce mouvement formant une première région de la partition sont estimées. Ce procédé d'estimation et de détection est itéré sur les zones non conformes jusqu'à ce que l'ensemble des pixels soient classés [15, 16].

La méthode d'apprentissage en vue d'une phase de classification génère une fonction qui fait correspondre à une image reçue en entrée une étiquette spécifique. Il existe plusieurs méthodes d'apprentissage en littérature, telles que les arbres de décision [17], les réseaux de neurones [18], la logique floues, l'AdaBoost (Adaptive Boosting) [19], ou les machines à vecteurs de support (SVM) [20]...etc.

Les méthodes de poursuite proposent de reconnaître et localiser au cours du temps des objets présents dans une séquence temporelle d'images [21, 22]. Dans le cadre des foules humaines, elles trouvent un intérêt particulier dans la

vidéo surveillance où le suivi des individus permet de contrôler automatiquement les allées et venues dans un espace. Tout comme la reconnaissance à partir d'une image, la poursuite peut s'appuyer sur des propriétés graphiques telles que les couleurs ou les contours [23, 24]. La dimension temporelle ajoutée permet en outre de supposer une continuité de la présence et de la position des objets dans la scène, malgré les occultations. La consistance temporelle et spatiale des caractéristiques suivies peut dans certains cas s'obtenir à l'aide de méthodes de partitionnement (clustering) [25].

Dans notre travail, nous proposons l'utilisation de la technique de détection de mouvement par le flot optique (technique de Horn et Schunck). Cette dernière, permet de détecter des groupes qui se déplacent dans la même direction et d'extraire les motifs de mouvement. L'avantage majeur est que c'est une méthode non modélisable [1], consistant à détecter le mouvement par le calcul en tout point de l'image d'une quantité mathématique qui est fonction de l'intensité ou de la couleur de l'ensemble des pixels et qui est censée refléter l'importance du mouvement visible dans la scène. Nous proposons par la suite la segmentation par regroupement des régions dans le but de fournir un découpage plus précis des frontières des régions, qui serviront à la phase de classification non supervisée par DBSCAN. Nous appliquerons une méthode permettant d'annihiler les effets d'ombre, afin d'avoir une bonne détection des personnes. Nous proposons par la suite l'amélioration des résultats obtenus en ajoutant des techniques de gestion d'occlusion et d'élimination automatique d'ombres.

III. DESCRIPTION DE L'APPROCHE PROPOSEE

Les principales étapes de l'approche proposée sont regroupées dans l'organigramme de la fig.2. La première étape consiste à acquérir l'image à traiter par le biais d'un appareil d'une caméra. Par la suite, plusieurs étapes successives sont appliquées, allant de la détection, la segmentation, jusqu'à la classification, qui est la dernière phase intervenant dans le processus de détection d'anomalies dans des scènes très denses. Les différentes anomalies sont détectées d'une manière dynamique par l'application du DBSCAN, en se basant sur la vitesse des individus et celle du groupe.

IV. FORMULATION MATHÉMATIQUE

A. Extraction des mouvements

Cette tâche est accomplie en calculant le flux optique par l'algorithme de Gunnar Farneback [26] à partir de deux images successives.

L'application du flux optique nous permet d'obtenir l'ensemble des vecteurs de mouvement suivant:

$$V_{i,t} = \{V_1 \dots V_N | V_i = (x_{i,t}, y_{i,t}, m_{i,t}, \theta_{i,t})\} \quad (1)$$

Où :

- $x_{i,t}$ et $y_{i,t}$ sont les coordonnées de l'origine du vecteur $V_{i,t}$.
- $m_{i,t}$ est la magnitude du vecteur de mouvement $V_{i,t}$.
- $\theta_{i,t}$ est l'orientation du vecteur de mouvement $V_{i,t}$.

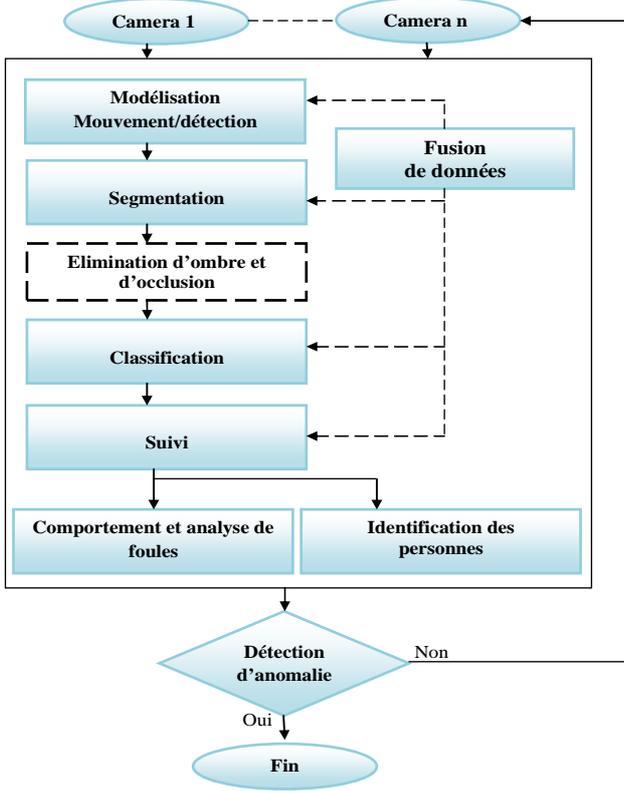


Fig. 2. Architecture générale d'un système de surveillance visuel automatisé.

B. Classification d'entité ou de groupe par DBSCAN

Parmi les nombreux algorithmes proposés dans le domaine de la classification non supervisé, le DBSCAN constitue un des algorithmes des plus populaires à cause de son rendement et sa robustesse [4]. Ce dernier construit des classes sans apprentissage supervisé. Afin de déterminer la classe de chaque groupe de personnes et décider si elle appartient à l'une des classes : comportement normal ou anormal nous utilisons la distance de Minkowski qui est largement répandue à ce problème :

$$d(i, j) = \sqrt[q]{|x_{i1} - x_{j1}|^q + |x_{i2} - x_{j2}|^q + \dots + |x_{in} - x_{jn}|^q} \quad (2)$$

Beaucoup de variantes sont utilisées, dont les plus répandues sont avec $q = 1$ ou $q = 2$. Dans notre cas, nous avons utilisé $q = 2$, qui représente la distance euclidienne. Cette distance est exprimée selon trois variantes.

a) Application d'une différence simple entre les coordonnées de positions, et les magnitudes :

$$\sqrt{(x_p - x_q)^2 + (y_p - y_q)^2 + (m_p - m_q)^2} < \varepsilon \quad (3)$$

Où: (x_p, y_p) et (x_q, y_q) sont respectivement les coordonnées de point p et q ; " m_p " et " m_q " sont les magnitudes de ces dernières.

b) Introduction d'un facteur alpha qui représente:

$$\sqrt{\alpha_1(x_p - x_q)^2 + \alpha_2(y_p - y_q)^2 + \alpha_3(m_p - m_q)^2} < \varepsilon \quad (4)$$

Avec :

$$\sum_{i=1}^3 \alpha_i = 1$$

c) Division de la distance en deux parties [18], avec l'ajout de l'information de α_i pour une meilleure exactitude:

$$\sqrt{(x_p - x_q)^2 + (y_p - y_q)^2 + (m_p - m_q)^2} < \varepsilon_m \quad (5)$$

Avec " ε_m " Représentant un seuil.

L'utilisation du DBSCAN par l'une de ces trois distances, permet de grouper des vecteurs de mouvements dans des groupes contenant des points avec des coordonnées et des magnitudes semblables ; où chaque groupe de vecteurs de mouvement représente un modèle de mouvement.

C. Elimination d'ombre

L'étape de suppression des ombres a été accomplie par un passage de l'espace colorimétrique RGB vers l'espace HSV (pour Hue / Saturation / Value), tout en éliminant la composante luminance V. Cet espace met en évidence les propriétés chromatiques grâce à ses composantes H, S et V.

La chromaticité du pixel (x, y) peut être obtenue par la normalisation de la couleur, comme par exemple pour le canal rouge :

$$C(r, x, y) = \frac{I(r, x, y)}{I(r, x, y) + I(g, x, y) + I(b, x, y)} \quad (6)$$

Où $I(r, x, y)$, $I(g, x, y)$, $I(b, x, y)$ sont respectivement les intensités des canaux rouge, vert et bleu.

Il est de même pour les deux autres canaux vert et bleu. La chromaticité d'un pixel est alors :

$$C(x, y) = (C(r, x, y), C(g, x, y), C(b, x, y)) \quad (7)$$

La différence de chromaticité ΔC , entre la chromaticité courante $C(x, y)$ du pixel et sa chromaticité $C(x, y)$ dans le

modèle de l'arrière-plan permet de mesurer la distance de Mahalanobis $D(x, y)$ définie formellement comme suit :

$$D(x, y) = \sqrt{\Delta C(x, y)^T S^{-1} \Delta C(x, y)} \quad (8)$$

Où $S(x, y)$ est la matrice de covariance de la chromaticité du pixel (x, y) .

Alors, pour chaque nouvelle image et pour chaque pixel, la distance de Mahalanobis est calculée.

Si cette distance est supérieure à une constante (qui varie de 3 à 5) le pixel est attribué au premier plan, dans le cas contraire il est considéré comme ombre, et donc attribué au fond.

D. Gestion des occlusions

La position et l'orientation de la caméra influence le degré d'occlusion. Si l'axe optique de la caméra est horizontal, alors l'occlusion peut avoir lieu dans le segment qui est parallèle à l'axe horizontal de l'image (l'axe des X). Les personnes occultées ne seront pas distinguées de la part du système, à cause du chevauchement en profondeur.

A cet effet, en cas d'occlusion, l'information spatiale fournie lors de l'étape de segmentation du premier plan ne pourra pas donc être d'une grande utilité, du moment qu'on assigne les mêmes données spatiales aux différentes personnes occultées.

Comme solution à ce problème, et en s'inspirant de [6], nous proposons une méthode de segmentation basée sur deux approches « Histogramme / Ellipse » selon que l'occlusion soit horizontale ou verticale avec transformation des résultats issus de l'histogramme par transformation de Fourier direct et inverse. Cette méthode ne résume que la projection d'une région du premier plan représentant une personne sur l'axe horizontal d'une image. L'approche est effectuée selon l'organigramme suivant (fig.3):

E. Détection d'évènements

Dans cette section, nous décrivons la détection d'anomalies dans une scène dense. Les scénarii choisis font partie des évènements décrits dans la vidéo [27]. Les comportements décelés sont au nombre de deux:

a) Comportement cours et marche : L'idée principale consiste à calculer la magnitude moyenne des vecteurs de mouvement dans chaque image. Une magnitude élevée signifie l'évènement course tandis qu'une magnitude faible signifie l'évènement marche.

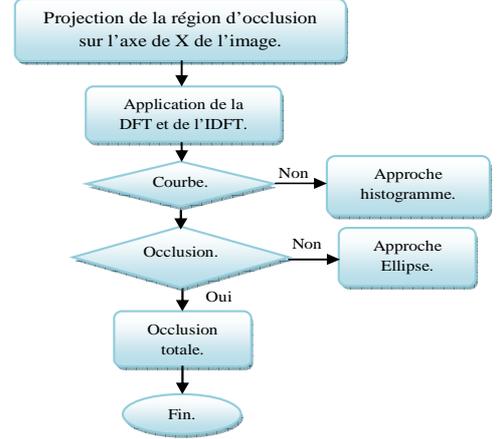


Fig. 3. Organigramme de la gestion d'occlusion.

$$M_{moy} = \frac{\sum_{i=1}^{n \times m} mag(i)}{n \times m} \quad (9)$$

Avec n et m le nombre des points de mouvement dans l'image, et $mag(i) = \sqrt{Rel_i^2 + Img_i^2}$ est la magnitude de chaque points de mouvement.

Où Rel et Img sont les composantes réelles du et imaginaires du vecteur de mouvement.

b) Comportement fusion et division : Il s'agit de déterminer si les groupes de personnes se rejoignent ou se séparent. Pour s'y faire, nous calculons la variance circulaire $S_{0,f}$ relative aux orientations de déplacement des groupes dans chaque image f selon l'équation (10) :

$$S_{0,f} = 1 - 1/n_f \sum_{i=1}^{n_f} \cos(X_{i,f} - \overline{X_{0,f}}) \quad (10)$$

Où $\overline{X_{0,f}}$ est l'angle moyen des groupes dans l'image f définie par l'équation (11) :

$$\overline{X_{0,f}} = \arctan \frac{\sum_{i=1}^{n_f} \sin(X_{i,f})}{\sum_{i=1}^{n_f} \cos(X_{i,f})} \quad (11)$$

La variance circulaire S représente la dispersion des groupes. Elle est comprise entre 0 et 1 inclus. $S_{0,f}$ Vaut 0 pour un ensemble d'angles identiques et vaut 1 pour un ensemble d'angles totalement opposés. On peut alors inférer un évènement de fusion ou de division d'après la valeur de $S_{0,f}$.

V. RESULTATS

Le principe de l'approche utilisée est l'obtention de la magnitude du vecteur de mouvements qui exprime un vecteur de flux optique dans un repère cartésien. Le point $P(X_i; Y_i)$ est la position du point d'intérêt i dans l'image t , tandis que $Q(X_i; Y_i)$ est sa position dans l'image $t+1$. Nous pouvons

facilement calculer la distance entre ces deux points grâce à la distance euclidienne (voir Fig.4) :

$$M_i = \sqrt{(Q_{xi} - P_{xi})^2 + (Q_{yi} - P_{yi})^2} \quad (12)$$

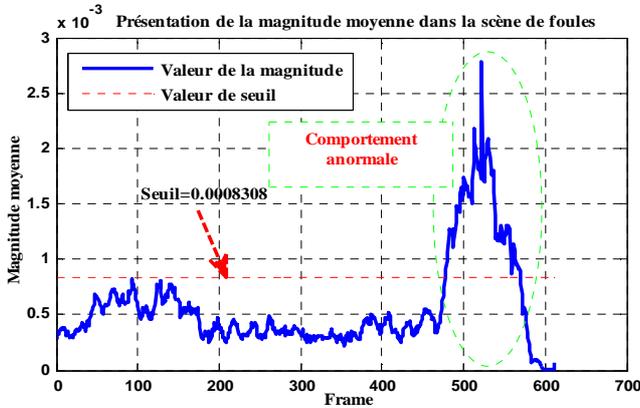


Fig. 4. Exemple d'analyse de comportement course et marche de foules.

Nous calculons la magnitude moyenne de chaque séquence d'images, dans le but de déterminer l'événement course et marche (fig.4). Ces événements peuvent être identifiés en utilisant les vecteurs du flux optique. La détection se fait en utilisant le DBSCAN avec comme caractéristiques la vitesse moyenne du mouvement.

Les résultats de l'approche proposée sont représentés par la fig.5. Dans le travail élaboré, nous supposons que le nombre de personnes dans un groupe occulté n'est pas limité. D'ailleurs, nous comparons nos résultats à d'autres méthodes (fig.6), à savoir, la fonction de densité probabiliste [28, 30], le modèle social de force (SFM) [29], et les métriques de similitudes basées sur la vitesse et l'orientation du découplage 2D d'histogrammes [31, 32]. Les résultats obtenus sont encourageant dans la mesure où l'instant de détection automatique d'anomalies est proche de l'instant réel. L'approche proposée semble robuste contre les fausses alarmes puisque l'instant de détection automatique d'anomalie survient après le déclenchement réel de l'anomalie.

Nous présentons quelques résultats illustratifs dans les fig. 8 et 9 exprimant le cas de la gestion d'occlusions et d'élimination d'ombre. Par ailleurs, nous distinguons clairement sur la fig.10, la fusion et la division de la foule. Notons que les flèches représentent l'orientation et la direction du groupe. Nous notons que notre approche décrite certains avantage comme il présente une contribution positive pour la détection des motifs de mouvement dans un environnement complexe. Aussi l'inconvénient d'être très gourmande en puissance de calcul car elle nécessite l'estimation d'une série temporelle pour chaque bloc d'images et ce, à chaque instant de la vidéo. Car aussi le flot optique il n'occupe pas une

grande surface de détection 84 % de mouvement, par apport à l'advection de particules de modèle social force qui serre a localiser une grande surface plus de 96 %.

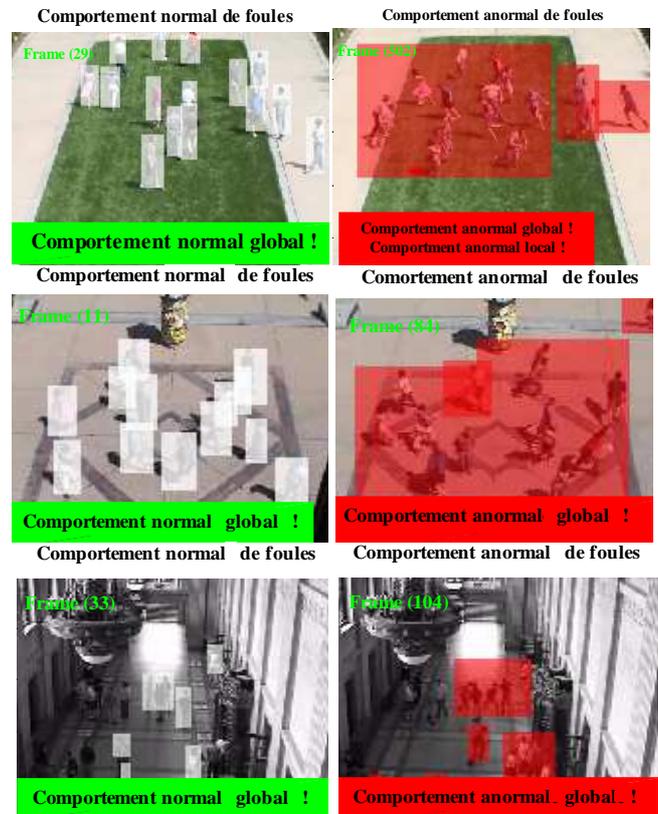


Fig. 5. Exemple d'analyse de comportements par DBSCAN.

Approche de détection d'anomalies	Instant de détection
Approche proposée	Séquence (486)
Fonction densité probabiliste (Hajer Fradi et Jean-Luc)	Séquence (493)
Modèle social de force (SFM) (Almeida et al)	Séquence (496)
Métriques de similitudes (Ground Truth)	Séquence (484)

Instant de déclenchement de l'anomalie (Séquence 474)

Fig. 7. Moments de détection d'anomalies (vert : Evénements normaux, rouge : Evénements anormaux).

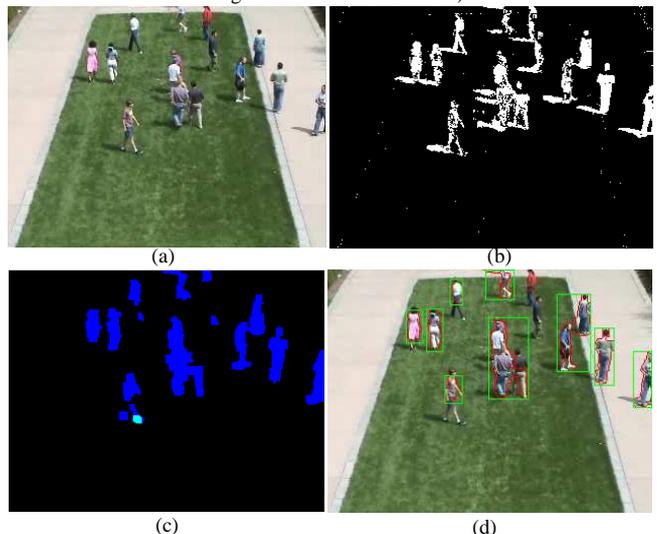


Fig. 8. Résultats de détection avant et après la suppression de l'ombres. (a) Images originale, (b) Images binaire, (c) et (d) Elimination d'ombres.

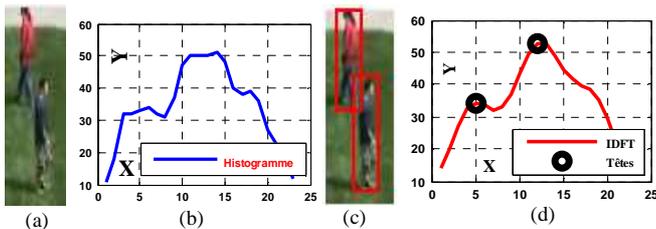


Fig. 9. Exemple de détection d'occlusion (a) Occlusion (b) Histogramme d'image (c) Résultat d'occlusion (d) Lissage de l'histogramme.

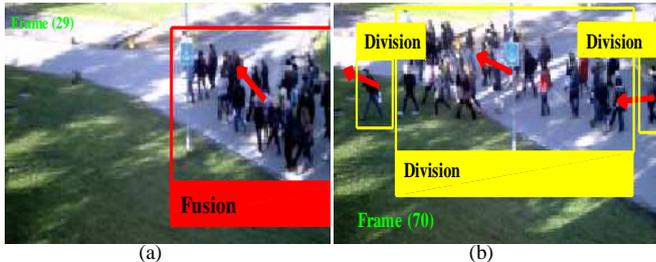


Fig. 10. Analyse de comportement (a) Fusion (b) Division.

VI. CONCLUSION

À l'issue de ce travail, nous avons présenté notre approche de vision autonome par ordinateur pour analyser le comportement humain à partir de la vidéo en se basant sur la magnitude du mouvement, la vitesse et l'orientation. Les environnements ciblés peuvent être en intérieur ou en extérieur. Particulièrement nous traitons la détection des événements de foule, où nous avons proposé une approche permettant de détecter des événements dans des scènes denses grâce à l'utilisation de modèles statistiques. Notre approche quant à elle, atteint un débit de 4 images par seconde sur un processeur d'ordinateur portable de faible puissance de marque Intel pentium 2.16 GHz, simulé sous MATLAB « R2014a ». Comme perspectives, nous proposons d'améliorer les performances de la méthode utilisée en introduisant une technique de poursuite afin de suivre et prédire les mouvements des personnes.

REFERENCES

- [1] Shu Wang; Zhenjiang Miao, "Anomaly detection in crowd scene," *Signal Processing (ICSP), 2010 IEEE 10th International Conference on*, vol., no., pp. 1220, 1223, 24-28 Oct. 2010.
- [2] Pathan, S.S.; Al-Hamadi, A.; Michaelis, B., "Crowd behavior detection by statistical modeling of motion patterns," *Soft Computing and Pattern Recognition (SoCPaR), 2010 International Conference of*, vol., no., pp.81, 86, 7-10 Dec. 2010.
- [3] Ko, T., "A survey on behavior analysis in video surveillance for homeland security applications," *Applied Imagery Pattern Recognition Workshop, 2008. AIPR '08. 37th IEEE*, vol., no., pp.1,8, 15-17 Oct. 2008.
- [4] El Maadi, A.; Djouadi, M.S., "Suspicious motion patterns detection and tracking in crowded scenes," *Safety, Security, and Rescue Robotics (SSRR), 2013 IEEE International Symposium on*, vol., no., pp.1,6, 21-26 Oct. 2013.
- [5] Jing Li; Geng Wang, "A shadow detection method based on improved Gaussian Mixture Model," *Electronics Information and Emergency Communication (ICEIEC), 2013 IEEE 4th International Conference on*, vol., no., pp.62, 65, 15-17 Nov. 2013.
- [6] Huihuan Qian; Xinyu Wu; Yongsheng Ou; Yangsheng Xu, "Hybrid algorithm for segmentation and tracking in surveillance," *Robotics and Biomimetics, 2008. ROBIO 2008. IEEE International Conference on*, vol., no., pp.395,400, 22-25 Feb. 2009.
- [7] Ali, S.; Shah, M., "A Lagrangian Particle Dynamics Approach for Crowd Flow Segmentation and Stability Analysis," *Computer Vision and Pattern Recognition, 2007. CVPR '07. IEEE Conference on*, vol., no., pp.1,6, 17-22 June 2007.
- [8] Shi, J.; Tomasi, C., "Good features to track," *Computer Vision and Pattern Recognition, 1994. Proceedings CVPR '94., 1994 IEEE Computer Society Conference on*, vol., no., pp.593,600, 21-23 Jun 1994.
- [9] Acheson, W. Heidrich, I. Ihrke, "An evaluation of optical flow algorithms for background oriented schlieren imaging," *Experiments in Fluids*, vol. 46, pp. 467-476, 2009.
- [10] Burt, P.J.; Adelson, E.H., "The Laplacian Pyramid as a Compact Image Code," *Communications, IEEE Transactions on*, vol.31, no.4, pp.532,540, Apr 1983.
- [11] Horn, Berthold K., and Brian G. Schunck. "Determining optical flow." *1981 Technical Symposium East*. International Society for Optics and Photonics, 1981.
- [12] Barron, John L., David J. Fleet, and Steven S. Beauchemin. "Performance of optical flow techniques." *International journal of computer vision*, 43-77, 12:1:1994.
- [13] Liu, Hongche, al. "Accuracy vs efficiency trade-offs in optical flow algorithms." *Computer vision and image understanding* 271-286, 72.3:1998.
- [14] Demonceaux, Cédric. *Etude du mouvement dans les séquences d'images par analyse d'ondelettes et modélisation markovienne hiérarchique. Application à la détection d'obstacles dans un milieu routier*. Diss. Université de Picardie Jules Verne, 2004.
- [15] M. Irani, B. Rousso, S. Peleg. Detecting and tracking multiple moving objects using temporal integration. In Proc. European Conference on Computer Vision, pages 282-287, Santa Margherita Ligure, Italy, Mai 1992.
- [16] S. Ayer, P. Schroeter, J. Bigun. Segmentation of moving objects by robust motion parameter estimation over multiple frames. In Proc. European Conference on Computer Vision, pages 316-327, Stockholm, Suède, Mai 1994.
- [17] Lynne GREWE, Avinash C. KAK : Interactive learning of a multiple-attribute hash table classifier for fast object recognition. *Computer Vision and Image Understanding (CVIU)*, 61(3):387-416, 1995.
- [18] Henry A. ROWLEY, Shumeet BALUJA, Takeo KANADE: Neural network-based face detection. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence (TPAMI)*, 20:23-38, 1996.
- [19] Paul VIOLA, Michael JONES, Daniel SNOW: Detecting pedestrians using patterns of motion and appearance. In International Conference on Computer Vision (ICCV), pages 734-741, 2003.
- [20] C.P. PAPAGEORGIOU, M. OREN, T. POGGIO : A general framework for object detection. In International Conference on Computer Vision (ICCV), pages 555-562, 1998.
- [21] Pierre F. GABRIEL, Jacques G. VERLY, Justus H. PIATER et André GENON: The state of the art in multiple object tracking under occlusion in video sequences. In In Advanced Concepts for Intelligent Vision Systems (ACIVS), 2003, pages 166-173, 2003.
- [22] Serajeh, R.; Faez, K.; Ghahnavieh, A.E., "Robust multiple human tracking using particle swarm optimization and the Kalman filter on full occlusion conditions," *Pattern Recognition and Image Analysis (PRIA), 2013 First Iranian Conference on*, vol., no., pp.1,4, 6-8 March 2013.
- [23] Tom MATHES, Justus H. PIATER: Robust non-rigid object tracking using point distribution models. In In : Proc. of the British Machine Vision Conference, pages 849-858, 2005.
- [24] Tao Yang; Quan Pan; Jing Li; Li, S.Z., "Real-time multiple objects tracking with occlusion handling in dynamic scenes," *Computer Vision and Pattern Recognition, 2005. CVPR 2005. IEEE Computer Society Conference on*, vol.1, no., pp.970,975 vol. 1, 20-25 June 2005.
- [25] Rabaud, V.; Belongie, S., "Counting Crowded Moving Objects," *Computer Vision and Pattern Recognition, 2006 IEEE Computer Society Conference on*, vol.1, no., pp.705,711, 17-22 June 2006.
- [26] G. Farnebäck: "Two-Frame Motion Estimation Based on Polynomial Expansion", SCIA13, Lecture Notes in Computer Science, Vol. 2749, 363-370, 2003.
- [27] Vidéo course et marche Unusual crowd activity dataset of University of Minnesota, available from <http://mha.cs.umn.edu/movies/crowdactivity-all.avi>.
- [28] Hajer Fradi, Jean-Luc Dugelay, Towards crowd density-aware video surveillance applications, Contents lists available at ScienceDirect, *Information Fusion* 24 (2015) 3-15.
- [29] RODRIGUES DE ALMEIDA, Igor, ROSITO JUNG, Claudio. Change detection in human crowds. In : *Graphics, Patterns and Images (SIBGRAPI), 2013 26th SIBGRAPI-Conference on*. IEEE, 2013. p. 63-69.
- [30] MEHRAN, Ramin, OYAMA, Akira, SHAH, Mubarak. Abnormal crowd behavior detection using social force model. In : *Computer Vision and Pattern Recognition, 2009. CVPR 2009. IEEE Conference on*. IEEE, 2009. p. 935-942.
- [31] CHEN, Duan-Yu, HUANG, Po-Chung. Motion-based unusual event detection in human crowds. *Journal of Visual Communication and Image Representation*, 2011, vol. 22, no 2, p. 178-186.
- [32] I.R. de Almeida, C.R. Jung, Change detection in human crowds, in: *Conference on Graphics, Patterns and Images* no. 26, 2013.