

Détection des fumées de feux de forêt par analyse de la texture et du mouvement dans des vidéos

Olfa BESBES^{1,2}, Amel BENAZZA-BENYAHIA^{1*}

¹Université de Carthage, SUP'COM, Lab. COSIM
Cité des Télécommunications, 2080, Tunisie

²Université de Sousse, ISIT'COM
G.P.1 Hammam Sousse, 4011, Tunisie

{olfa.besbes,benazza.amel}@supcom.rnu.tn

Résumé – Cet article porte sur la détection de fumée de feux de forêt par analyse de séquences d'images. L'objectif est d'améliorer une méthode de l'état de l'art proposée par Yuan qui exploite la texture ainsi que le mouvement. Plus précisément, une détection de l'avant-plan est proposée par un seuillage entropique des différences de blocs inter-images intégrant à la fois les informations sur la texture et l'intensité. Par la suite, la couleur des blocs mobiles est inspectée. Enfin, une estimation robuste du mouvement est proposée pour tenir compte des variations d'illumination et des variations de l'intensité de la fumée. Seuls les blocs ayant un mouvement ascendant sont alors considérés comme contenant de la fumée. Des tests sur des séquences naturelles indiquent le gain en précision dû à ces modifications.

Abstract – This paper deals with outdoor smoke detection through video analysis. We aim at improving a state-of-art detector namely the Yuan method which involves an accumulative motion orientation to detect smoke. First, foreground detection is performed by means of an entropic thresholding of the block-wise frame difference, which integrates both intensity and texture information. Then, detected candidate blocks are inspected by using color features. Finally, the accumulative motion orientation verification is applied to eliminate the disturbance of non-smoke moving objects. A robust motion estimation is proposed to handle the local illumination changes and the temporal intensity variations of smoke. Experimental results show that the proposed improvements increase the accuracy of the smoke detection.

1 Introduction

Les feux de forêt notamment autour du bassin méditerranéen sont une réelle menace pour les vies humaines et les écosystèmes surtout durant les périodes de sécheresse [1]. A ce titre, plusieurs efforts sont déployés pour concevoir des systèmes d'alerte. Les premiers systèmes s'appuient sur des capteurs de fumée, température et humidité [2]. Cependant, leur efficacité est limitée car ils ne s'enclenchent que s'ils sont proches de la source de feu. De plus, ils ne donnent pas la localisation du point d'ignition. Ils sont donc inadaptés pour la surveillance de zones forestières de grande superficie. Une alternative est de recourir à des techniques de détection de feu par vision par ordinateur [3, 4, 5]. La fumée étant le premier indicateur visuel du feu de type méditerranéen, plusieurs stratégies de détection de la fumée dans les vidéos ont été développées [6, 7, 8, 9]. Elles reposent sur le même principe : les informations locales sur la couleur, l'apparence et le mouvement sont résumées par des attributs pertinents capables de caractériser les zones de l'image contenant de la fumée. Par exemple, il a été constaté que les régions de fumée correspondent aux pixels ayant des composantes couleurs RVB similaires [3, 6]. Ceci a donné nais-

sance à des tests sur la décroissance avec le temps des coefficients d'ondelettes de la chrominance [6]. L'évolution temporelle de la taille et de l'irrégularité des contours des zones de fumée sont également exploitées [4, 6, 10]. Dans cet article, nous nous focalisons sur la méthode de l'état de l'art proposée par Yuan [8], combinant les caractéristiques couleur et celles du mouvement de la fumée. Plus précisément, elle comprend une première étape qui vise à détecter les blocs mobiles dans l'image courante. Par la suite, les attributs de couleur des blocs mobiles sont inspectés. Finalement, une estimation de l'orientation du mouvement cumulée au cours du temps permet de ne retenir que les blocs ayant un mouvement ascendant. Notre objectif est d'améliorer la méthode de Yuan afin de non seulement augmenter le taux de détection mais aussi diminuer le taux de fausse alarme. De ce fait, notre première contribution consiste à extraire l'avant-plan de l'image par un seuillage entropique en exploitant simultanément l'intensité et l'information de texture. Notre second apport est de concevoir une estimation robuste aux changements locaux d'éclairage et aux variations temporelles de l'intensité de la fumée. Le reste de ce papier est organisé comme suit. Dans la section 2, nous présentons notre première contribution relative à la caractérisation de la texture. Dans les sections 3 et 4, nous décrivons comment nous exploitons les informations sur respectivement la couleur

*Ce travail a été réalisé dans le cadre du projet EFRII de coopération bilatérale tuniso-turque (MES/TUBITAK).

et le mouvement. Dans la section 5, des résultats expérimentaux sont fournis. Finalement, dans la section 6, nous tirons quelques conclusions de ce travail.

2 Exploiter la texture

2.1 Descripteurs texturaux retenus

Dans sa version d'origine, la méthode de Yuan commence par découper l'image en blocs disjoints. Les blocs en mouvement sont localisés par un seuillage de la différence des blocs dans deux images successives. Nous proposons d'extraire d'abord des attributs texturaux et de les utiliser pour repérer les blocs mobiles. En effet, des travaux ont établi que l'information sur la texture traduit bien la dispersion de la fumée [11, 9]. Le choix des attributs texturaux est guidé par le coût calculatoire et la capacité de discriminer la texture de la fumée. Notre intérêt a ainsi porté sur deux attributs. Le premier est une variante des motifs binaires locaux [12] connus pour leur robustesse aux changements d'illumination. Il s'agit des motifs centraux symétriques ternaires (CS-LTP pour *Center Symmetric Local Ternary Pattern*) [13]. Le second attribut est le gradient binaire des contours (BGC3 pour *Binary Gradient Contours 3*) [14]. Ces attributs sont définis à partir du motif 3×3 centré sur le pixel courant fig. 1(a)). Le CS-LTP s'obtient à la suite des comparaisons entre paires centrées symétriques :

$$\begin{aligned} \text{CS-LTP} &= \sum_{i=0}^3 2^{2(3-i)} P(I_i - I_{i+4}) \\ \text{où } P(x) &= \begin{cases} 2 & \text{si } x > \delta \\ 0 & \text{si } |x| \leq \delta \\ 1 & \text{si } x < -\delta \end{cases} \end{aligned} \quad (1)$$

où δ est un seuil permettant un codage à trois valeurs pour une plus grande robustesse au bruit relativement au LBP classique. Le descripteur BGC3 met, quant à lui, en jeu 8 gradients binaires entre des paires de pixels le long d'un chemin fermé autour du pixel central (voir fig. 1(b)) :

$$\begin{aligned} \text{BGC3} &= \sum_{i=0}^7 2^i \xi(I_{3i \bmod 8} - I_{3(i+1) \bmod 8}) \\ \text{où } \xi(x) &= \begin{cases} 1 & \text{si } x \geq 0 \\ 0 & \text{si } x < 0. \end{cases} \end{aligned} \quad (2)$$

Pour le CS-LTP, 4 comparaisons sont faites à chaque pixel nécessitant chacune 2 bits. Le CS-LTP est donc représenté par 8 bpp. Il est aisé de vérifier qu'il en est de même pour BGC3. Au final, une carte de 2^8 labels possibles est obtenue pour chaque attribut. Elle est partitionnée en blocs 8×8 disjoints B_{ij} (commençant à la ligne i colonne j). Pour ne pas alourdir les calculs, chaque B_{ij} à l'instant t est caractérisé par l'histogramme binaire $\mathcal{H}_{B_{ij}}^t$ défini par :

$$\mathcal{H}_{B_{ij}}^t[k] = \sum_{l=0}^{255} n_l b_l[k], \quad 0 \leq k < 8 \quad (3)$$

où pour chaque label l de code binaire b_l , n_l est le nombre d'occurrences. Notons que $\mathcal{H}_{B_{ij}}^t$ concerne les 8 bits des labels contrairement à l'histogramme conventionnel à 256 niveaux pour permettre une comparaison rapide au niveau des bits.

2.2 Détection des blocs mobiles

La fumée apparaissant dans des zones dynamiques, ces dernières doivent être localisées dans chaque image $f(x, y, t)$. Pour limiter le coût calculatoire, une approche par blocs est préférée à une segmentation par régions. Il s'agit de décider si chaque B_{ij} est statique ou pas. L'estimation du mouvement est contournée par le calcul de la différence des blocs à deux instants successifs [8] :

$$D_I(i, j, t) = \sum_{(x,y) \in B_{ij}} |f(x, y, t) - f(x, y, t-1)|. \quad (4)$$

Une carte binaire M_0 est alors générée :

$$M_0(i, j, t) = \begin{cases} 1 & \text{si } D_I(i, j, t) > T_0 \\ 0 & \text{sinon} \end{cases} \quad (5)$$

où T_0 est un seuil. Toutefois, en présence de changements locaux d'éclairage, la différences d'intensité n'est pas pertinente. Notre contribution consiste à tenir compte de la texture pour créer une nouvelle carte binaire M_1 :

$$M_1(i, j, t) = \begin{cases} 1 & \text{si } \lambda D_I(i, j, t) + (1 - \lambda) D_T(i, j, t) > T_1(t) \\ 0 & \text{sinon} \end{cases} \quad (6)$$

où $\lambda \in [0, 1]$ est un poids, $T_1(t)$ un seuil à chaque instant t et D_T une distance au niveau des bits entre $\mathcal{H}_{B_{ij}}^t$ et $\mathcal{H}_{B_{ij}}^{t-1}$:

$$D_T(i, j, t) = \sum_{k=0}^7 \left| \mathcal{H}_{B_{ij}}^t[k] - \mathcal{H}_{B_{ij}}^{t-1}[k] \right|. \quad (7)$$

La valeur de $T_1(t)$ impacte les résultats car elle devrait permettre de réduire le bruit sans altérer l'information significative. Ceci nous a incité à la régler automatiquement. Plus précisément, si on suppose qu'un bruit additif gaussien affecte la différence inter-image, $T_1(t)$ devrait être proportionnel à l'écart-type du bruit [15]. Il suffit alors d'estimer cet écart-type via l'entropie :

$$T_1(t) = \frac{4 \exp\left(-\sum_{k=0}^{D_m} p_k \log(p_k)\right)}{\sqrt{2\pi e}} \quad (8)$$

où D_m est la distance maximale et p_k la probabilité que la distance prenne la valeur k .

3 Exploiter la couleur

Des blocs en mouvement ainsi identifiés ne sont retenus que ceux qui ont des propriétés chromatiques similaires à celles de la fumée. En effet, la couleur de la fumée se décline généralement entre le blanc au gris voire au noir selon le combustible mis en jeu. Ceci a donné lieu aux règles suivantes appliquées à chaque pixel dans l'espace de couleur RVB :

$$\begin{aligned} C_{\max} &= \max(R, V, B), \quad C_{\min} = \min(R, V, B) \\ \text{Règle1} &: |C_{\max} - C_{\min}| < T_2 \\ \text{Règle2} &: T_3 < \frac{R+V+B}{3} < T_4 \\ \text{Règle3} &: C_{\max} = B \text{ et } |C_{\max} - C_{\min}| < T_5 \\ \text{Fumée} &: (\text{Règle1 et Règle2}) \text{ ou } (\text{Règle3 et Règle2}). \end{aligned} \quad (9)$$

où les seuils ont été obtenus par apprentissage $T_2 = 35$, $T_3 = 80$, $T_4 = 235$ et $T_5 = 45$. Quand la majorité des pixels d'un bloc satisfont ces critères chromatiques, ce bloc devient un candidat admissible.

4 Exploiter l'orientation du mouvement

La fumée étant toujours ascendante, il faut écarter les blocs de mouvement descendant. A cet égard, Yuan a exploité les différentes orientations du mouvement que peut prendre un bloc candidat au cours d'un intervalle de temps. Une mise en correspondance par blocs fournit le vecteur mouvement. Pour ne pas alourdir les calculs, la recherche se restreint sur 8 directions prédéterminées illustrées dans la fig. 2. Dans la méthode basique de Yuan, le critère d'appariement \mathcal{E}_0 est défini par :

$$\mathcal{E}_0(i, j, \theta, \rho) = \sum_{(x, y) \in B_{ij}} |f(x, y, t) - f(x', y', t-1)| \quad (10)$$

où B_{ij} est le bloc à l'instant t et (x', y') est le pixel déplacé à $t-1$ appartenant au bloc B'_{ij} repéré par le rayon ρ et la direction θ . En s'appuyant sur \mathcal{E}_0 , la différence inter-image est implicitement supposée due uniquement au mouvement. Nous proposons de considérer un modèle qui inclut en plus les changements locaux d'éclairage [16] :

$$f(x, y, t) = h(x, y, t) f(x', y', t-1) + b(x, y, t) \quad (11)$$

où h et b les coefficients multiplicatif et additif d'éclairage. Pour simplifier les calculs, le vecteur déplacement, h et b sont supposés constants à l'intérieur du bloc B_{ij} . Le nouveau critère \mathcal{E}_1 à minimiser devient :

$$\mathcal{E}_1(i, j, \theta, \rho) = \sum_{(x, y) \in B_{ij}} (f(x, y, t) - h(x, y, t) f(x', y', t-1) - b(x, y, t))^2 \quad (12)$$

Pour chaque bloc B'_{ij} susceptible de s'apparier à B_{ij} , les valeurs de h et b qui optimisent \mathcal{E}_1 sont :

$$\begin{aligned} h(x, y, t) &= \frac{\text{cov}[f(x, y, t) f(x', y', t-1)]}{\sigma_{B'_{ij}}^2} \\ b(x, y, t) &= \mu_{B_{ij}} - h(x, y, t) \mu_{B'_{ij}} \end{aligned} \quad (13)$$

où $\sigma_{B'_{ij}}^2$ est la variance de B_{ij} , cov la fonction covariance et $\mu_{B_{ij}}$ (resp. $\mu_{B'_{ij}}$) la valeur moyenne de B_{ij} (resp. B'_{ij}). On évalue \mathcal{E}_1 pour chaque B'_{ij} (défini par (θ, ρ)) avec les valeurs optimales de h et b . Au final, le bloc à apparier est celui qui fournit le plus faible \mathcal{E}_1 . De plus, pour pallier les imprécisions dues à une estimation du mouvement instantané, pour chaque B_{ij} à l'instant t , on calcule l'histogramme des orientations prises par son mouvement entre les instants $t, \dots, t-T$. L'orientation dominante de B_{ij} est le mode maximal de cet histogramme. On fusionne les blocs adjacents en calculant les composantes connexes dans la carte binaire, générée par la détection chromatique, pour déterminer les régions candidates. On calcule l'histogramme spatial $H_{\mathcal{R}}[\theta]$ des orientations dominantes des blocs contenus dans une région candidate \mathcal{R} . Finalement, le rapport des fréquences d'apparition des directions ascendantes (directions 2,3 et 4) à celles de toutes les directions permet de définir

un descripteur pertinent et robuste de l'orientation de \mathcal{R} :

$$\text{UMR}[\mathcal{R}] = \frac{\sum_{\theta=2}^4 H_{\mathcal{R}}[\theta]}{\sum_{\theta=1}^8 H_{\mathcal{R}}[\theta]} \quad (14)$$

En effet, si $\text{UMR}[\mathcal{R}]$ dépasse un seuil (empiriquement fixé à 0.6), \mathcal{R} est considérée contenir de la fumée.

5 Résultats expérimentaux

Nos tests ont porté sur des vidéos en extérieur^{1, 2} acquises sous des conditions d'éclairage variables. Certaines séquences contiennent de la fumée et d'autres pas. Dans la fig. 3, nous illustrons nos contributions concernant la localisation des blocs dynamiques. Le seuillage entropique retient davantage de candidats qu'un seuillage empirique et réduit le nombre de blocs fumée non détectés. Ceci est un avantage indéniable dans notre contexte applicatif. De plus, de la fig. 3-(c) à la fig. 3-(e), nous notons que l'information sur la texture permet d'écarter plus les blocs statiques que les blocs mobiles. La fig. 4 fournit la carte du coefficient d'illumination h et son histogramme et indique qu'une portion significative de blocs mobiles fait l'objet d'une variation d'éclairage. La fig. 5 visualise les cartes de détection obtenues par la méthode originale de Yuan et par notre méthode, les séquences utilisées contenant toutes de la fumée. Pour une comparaison équitable, nous avons utilisé dans les deux approches un seuillage entropique. Il apparaît que l'estimation robuste du mouvement abaisse fortement le taux de fausse alarme sans augmenter le taux de rejet des blocs de fumée. Ceci est corroboré par la fig. 6 dans le cas d'une vidéo ne contenant pas de fumée. De plus, visuellement, BGC3 et CS-LTP conduisent à des résultats similaires. Une évaluation objective des performances en termes de taux de vrais positifs TPR et de faux positifs FPR se résume dans le tableau 1. Elle indique l'apport de notre contribution par une augmentation de TPR pour un faible FPR . Notons que ce gain a été obtenu au prix d'une augmentation acceptable de la complexité calculatoire des descripteurs texturaux, du seuil entropique et des coefficients d'illumination.

6 Conclusion

Dans cet article, deux importantes améliorations du détecteur de Yuan ont été mises en œuvre. La première a consisté en une détection de l'avant-plan mettant en jeu un seuillage entropique, les informations sur l'intensité lumineuse et sur la texture. La seconde amélioration repose sur l'estimation du mouvement robuste aux variations spatiales de l'éclairage et les changements temporels de l'intensité de la fumée. Les tests expérimentaux sur des vidéos acquises en extérieur établissent le gain en performance de notre solution.

Références

[1] H. N. L. Houérou, "Vegetation wildfires in the mediterranean basin : evolution and," *Ecologia Mediterranea*, vol. 13, 1987.

1. <http://signal.ee.bilkent.edu.tr/VisiFire/Demo/SampleClips.html>
2. <http://http://staff.ustc.edu.cn/~yfn/vsd.html>

- [2] W. Jones, "An algorithm for fast and reliable fire detection," in *Fire Suppression and Detection Research Application Symp.*, 2004.
- [3] T. H. Chen, P. H. Wu, and Y. C. Chiou, "An early fire-detection method based on image processing," in *IEEE Internat. Conf. on Image Proc.*, 2004, pp. 1707–1710.
- [4] Z. Xiong, R. Caballero, H. Wang, A. Finn, M. A. Lelic, and P. Peng, "Video-based smoke detection possibilities, techniques, and challenges," in *Suppression and Detection Technical Working Conf.*, 2007.
- [5] A. E. Cetin, K. Dimitropoulos, B. Gouverneur, N. Grammalidis, O. Gunay, B. U. Toreyin, and S. Verstockett, "Video fire detection - review," *Digital Signal Processing*, pp. 1827–1843, 2013.
- [6] B. U. Toreyin, Y. Dedeoglu, U. Gudukbay, and A. E. Çetin, "Computer vision based method for real time fire and flame detection," *Pattern Recognition Letter*, vol. 27, pp. 49–58, 2006.
- [7] S. Verstockett, P. Lambert, R. V. de Walle, B. Merci, and B. Sette, "State of the art in vision-based fire and smoke detection," in *Internat. Conf. on Automatic Fire Detection*, 2009.
- [8] F. Yuan, "A fast accumulative motion orientation model based on integral image for video smoke detection," *Pattern Recognition Letter*, vol. 29, no. 7, pp. 925–932, May 2008.
- [9] A. Benazza-Benyahia, N. Hamouda, F. Tlili, and S. Ouerghi, "Early smoke detection in forest areas from dct based compressed video," in *European Signal Processing Conference*, 2012.
- [10] A. Rafiee, R. Tavakoli, R. Dianat, S. Abbaspour, and M. Jamshidi, "Fire and smoke detection using wavelet analysis and disorder characteristics," in *Internat. Conf. on Computer Research and Development*, 2011, pp. 262–265.
- [11] H. Maruta, A. Nakamura, T. Yamamichi, and F. Kurokawa, "Image based smoke detection with local hurst exponent," in *IEEE TENCON*, 2010, pp. 4653–4656.
- [12] T. Ojala, M. Pietikainen, and D. Harwoodr, "A comparative study of texture measures with classification based on feature distributions," *Pattern Recognition*, vol. 29, pp. 51–59, 1994.
- [13] Y. Wang, T. W. Chua, R. Chang, and N. T. Pham, "Real-time smoke detection using texture and color features," in *IAPR ICPR*, Tsukuba, Japan, November 2012, pp. 1727–1730.
- [14] A. Fernández, M. X. Álvarez, and F. Bianconi, "Image classification with binary gradient contours," *Optics and Lasers in Engineering*, vol. 49, pp. 1177–1184, 2011.
- [15] F. Luthon, M. Liévin, and F. Faux, "On the use of entropy power for threshold selection," *Signal Processing*, vol. 84, no. 10, pp. 1789–1804, 2004.
- [16] F. J. Hampson and J.-C. Pesquet, "Motion estimation in the presence of illumination variations," *Sig. Proc. : Image Comm.*, vol. 16, no. 4, pp. 373–381, 2000.

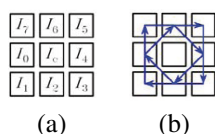


FIGURE 1 – (a) Motif spatial 3×3 . (b) Chemin fermé relatif au descripteur BGC3.

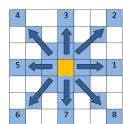


FIGURE 2 – Mise en correspondance par blocs : seuls les blocs en bleu sont inspectés pour les apparier au bloc courant (en jaune).

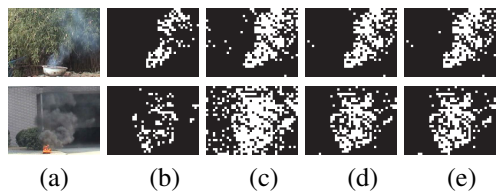


FIGURE 3 – (a) Images d'entrée. Détection des blocs mobiles (b), (c) par la méthode de Yuan avec un seuil empirique $T_0 = 215$ et par un seuil entropique T_1 , (d) avec BCG et (e) avec CS-LTP.

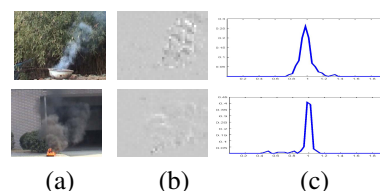


FIGURE 4 – (a) Images d'entrée. (b) Variations du coefficient d'illumination h . (c) Histogramme de h dans les régions candidates.



FIGURE 5 – (a) Images testées des séquences sWasteBasket, Black_smoke_517 et Dry_leaf_smoke_02. (b) Détection par la méthode de Yuan. (c) et (d) Détection par la méthode proposée utilisant respectivement BGC3 et CS-LTP.

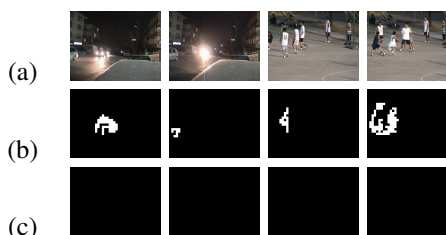


FIGURE 6 – (a) Images testées des séquences sans fumée CarLights1 et Basketball_yard. (b) et (c) Détection par respectivement le détecteur de Yuan et le détecteur proposé.

TABLE 1 – Evaluation quantitative du détecteur proposé.

Vidéo	Taux	Yuan	BGC3	CSLTP
sWasteBasket	TPR	98.22	99.88	99.7
	FPR	25.92	11.11	12.96
Black_smoke_517	TPR	92.84	99.81	99.81
	FPR	0	0	0
Dry_leaf_smoke_02	TPR	86.81	98.63	94.21
	FPR	0	1.36	1.36
Basketball_yard	TPR	0	0	0
	FPR	14.60	10.80	10.3
CarLights1	TPR	0	0	0
	FPR	3.22	2.51	2.22