

# Suppression du bruit de «pompage» des vidéos

François PITIÉ, Rozenn DAHYOT, Anil KOKARAM

Electronic and Electrical Engineering Department  
Trinity College  
Dublin 2, IRELAND

fpitie@mee.tcd.ie, dahyot@mee.tcd.ie, anil.kokaram@tcd.ie

**Résumé** – La variation temporelle de la luminance dans les séquences d’images, ou effet de *pompage*, est une dégradation typique des archives vidéos et cinématographiques. Nous proposons ici un nouveau procédé qui vise à supprimer ces perturbations visuellement désagréables. Plusieurs améliorations sont proposées à la fois sur le modèle de pompage, l’estimation des paramètres correspondants et sur la méthode de compensation des images. Les expériences menées sur des vidéos, dont l’une est particulièrement dégradée, permettent de montrer l’apport de notre système de restauration par rapport aux méthodes existantes.

**Abstract** – Temporal random variation of luminance in images, or *flicker*, is a typical degradation observed in archived films and videos. In this article, we propose a new process for flicker removal that improves the existing flicker models, the estimation of the parameters and the image compensation method. Comparative results obtained on severely degraded sequences illustrate the efficiency of our method.

## 1 Introduction

Les archives vidéos et cinématographiques contiennent de nombreux chefs d’œuvres artistiques qui sont actuellement stockés sur des supports fragiles et qui ont un besoin urgent d’être conservés et restaurés. Grâce à l’émergence des médias numériques, des efforts ont été entrepris pour la sauvegarde de ces archives. Des entreprises comme Philips, Thompson, Sony et Snell & Wilcox ont par exemple développé des outils de restauration plus ou moins automatiques, dont certains fonctionnent en temps réel. L’effet de *pompage* - ou *flicker* - fait partie des dégradations majeures de ces archives. Présent dans quasiment tous les films et vidéos, même récents, le flicker correspond à une variation anormale de la luminance des images (cf. figure 4 et [8]). Il est perçu par le spectateur comme un battement lumineux, qui peut être parfois très désagréable. Les origines de cette dégradation sont multiples : vieillissement de la pellicule, variations du temps d’exposition, éclairage insuffisant, non synchronisation des lumières, etc.

Le paragraphe 2 rappelle brièvement les méthodes de suppression du flicker proposées dans la littérature. Les procédés existants s’étant révélés insuffisants dans le cas de films fortement dégradés, plusieurs améliorations sont proposées au paragraphe 3. Nous avons testé notre nouveau système sur plusieurs vidéos dont *Rory O’More*, un film de 10 minutes de 1911 particulièrement dégradé. Les résultats obtenus montrent les avantages de notre nouveau système de suppression du flicker.

## 2 État de l’art

### 2.1 Modèles du flicker

**Le modèle linéaire.** Les causes physiques du flicker pouvant être multiples, les modèles ont toujours été établis sur la base

de l’observation. Le modèle le plus classique est [1, 10, 6] :

$$I_{n+1}(\mathbf{x}) = a(\mathbf{x}) \cdot I_n(\mathbf{x}) + b(\mathbf{x}) + \varepsilon(\mathbf{x}) \quad (1)$$

avec  $I_n(\mathbf{x})$  et  $I_{n+1}(\mathbf{x})$  les intensités des images consécutives au pixel de position  $\mathbf{x} = (x, y)$ . Les fonctions spatiales de gain  $a(\mathbf{x})$  et d’offset  $b(\mathbf{x})$  sont modélisées par des polynômes de second ordre [10, 6].

**Le modèle non linéaire.** Naranjo et al. [5] proposent un modèle non linéaire mais spatialement indépendant :

$$I_{n+1}(\mathbf{x}) = f(I_n(\mathbf{x})) + \varepsilon(\mathbf{x}) \quad (2)$$

### 2.2 Estimation des paramètres du flicker

**Comparaison des statistiques de l’intensité.** La fonction  $f$  de l’équation (2) est estimée par simple comparaison des histogrammes d’intensité des images [5]. Les paramètres  $a$  et  $b$  de l’équation (1) sont estimés pour le cas du flicker spatialement indépendant par la comparaison des moments (moyenne et variance) de l’intensité [1, 10].

**Localisation du flicker.** Roosmalen [10] traite la variation spatiale du flicker en réalisant cette estimation sur des blocs d’image.

Ohuchi et al. [6] proposent d’estimer directement les polynômes  $a(\mathbf{x})$  et  $b(\mathbf{x})$  (cf. éq. (1)) par minimisation d’une énergie robuste. Cette approche robuste devient indispensable dans le contexte de la restauration de vieux films fortement dégradés par des salissures, poussières, rayures, etc. Les paramètres sont alors estimés en minimisant le critère suivant (M-estimation) :

$$\mathcal{J}(\varepsilon) = \sum_{\mathbf{x}} \rho \left( \frac{\varepsilon(\mathbf{x})}{\sigma_\rho} \right) \quad (3)$$

Le paramètre d’échelle  $\sigma_\rho$  contrôle la valeur au-delà de laquelle les erreurs sont considérées comme erronées [6]. La minimisation de  $\mathcal{J}$  se fait grâce à l’algorithme IRLS (Iterative Reweighted Least Squares) [2, 7].

## 2.3 Compensation du flicker

Une méthode simple de compensation est de choisir manuellement une image non affectée par le flicker puis de compenser chaque image en fonction de la précédente image restaurée.

Cependant, cette méthode étant sensible à l'accumulation des erreurs d'estimation, Roosmalen [10] propose de mélanger une proportion de l'image courante originale  $I_n$  avec le résultat  $I_n^C$  de la compensation de  $I_n$  par rapport à la précédente image restaurée  $I_{n-1}^R$  :

$$I_n^R = k \cdot I_n^C + (1 - k) \cdot I_n \quad (4)$$

avec la constante  $k$  fixée expérimentalement fixée à 0.85.

## 2.4 Remarques

Le modèle du flicker à choisir dépend de la vidéo à restaurer. Dans le cas de *Rory O'More*, le film est si fortement dégradé que les modèles existants se sont révélés insuffisants pour supprimer le flicker. En particulier la méthode de compensation de Roosmalen ne peut traiter correctement le cas du flicker très impulsif et ne permet pas de stabiliser la luminance sur des périodes de plus d'une vingtaine images. Nous proposons donc une nouvelle méthode de compensation au paragraphe 3.1.

Par ailleurs la régression exprimée par l'équation (3) introduit un biais dans l'estimation [9]. Celui-ci devient très significatif en présence de fort flicker. Une méthode simple de le réduire est présenté au paragraphe 3.2. Celle-ci repose sur le modèle de l'équation 1 où le gain  $a(\mathbf{x})$  et l'offset  $b(\mathbf{x})$  ont été exprimés dans une base base polynomiale. Nous proposons de changer de base fonctionnelle au paragraphe 3.3.

Enfin le flicker peut s'avérer fortement non-linéaire. La non-linéarité peut être éventuellement prise en compte par notre système de restauration (cf. 3.4).

# 3 Nouveau procédé de restauration

## 3.1 Nouvelle méthode de compensation

Pour une image  $I_n$ , il est possible d'estimer les paramètres du flicker ( $a_{n,m}, b_{n,m}$ ) entre cette image et ses images voisines  $\{I_m\}$  (voir figure 1). Ces paramètres mesurent à la fois le bruit

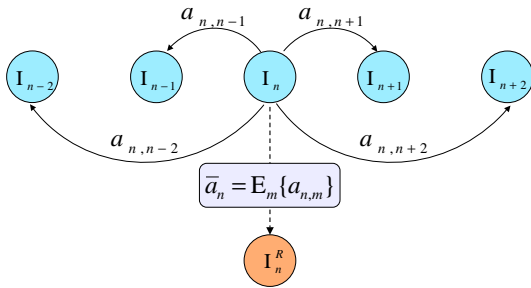


FIG. 1 – Compensation des images :  $\{I_n\}_n$  les images originales,  $I_n^R$  l'image  $I_n$  restaurée,  $a_{n,m}$  et  $b_{n,m}$  les paramètres du flicker entre les images  $I_n$  et  $I_m$ .

de flicker, qui est typiquement impulsif (bref flash lumineux), mais aussi les effets que l'on souhaite conserver tels que les effets d'ombrage, d'éclairage, les fondus etc., qui eux sont le plus souvent graduels. Sous ces hypothèses, l'espérance des

paramètres  $a_{n,m}$  et  $b_{n,m}$  sur le voisinage de  $I_n$  est une approximation des paramètres recherchés pour compenser le flicker de l'image  $I_n$  par rapport à ses images voisines :

$$\begin{aligned} \bar{a}_n &= \mathbb{E}_m [a_{n,m}] \\ \bar{b}_n &= \mathbb{E}_m [b_{n,m}] \\ I_n^R &= \bar{a}_n(\mathbf{x}) \cdot I_n(\mathbf{x}) + \bar{b}_n(\mathbf{x}) \end{aligned}$$

La figure 2 montre un exemple de mesures de la composante 0 du vecteur  $a_{n,m}$  (cf. 3.3) et de l'espérance correspondante  $\bar{a}_n^0$  dans le cas d'un flicker impulsif en  $I_n$ .

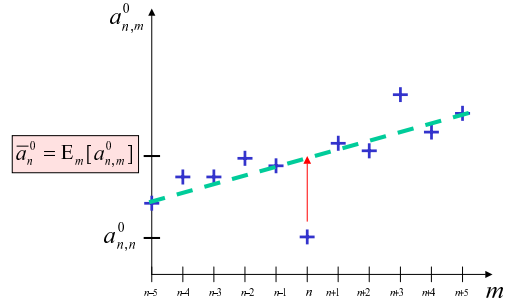


FIG. 2 – Exemple de mesures de la composante  $a_{n,m}^0$ . (remarque :  $\forall n, a_{n,n}(\mathbf{x}) = 1, b_{n,n}(\mathbf{x}) = 0$ )

L'estimation de l'espérance dépend de la nature du bruit. Nous avons ici choisi d'appliquer un filtrage médian sur la courbe des paramètres pour tenir compte de son aspect impulsif, puis de faire une simple moyenne sur une fenêtre gaussienne de 30 images.

Le calcul de l'espérance repose sur l'estimation des paramètres  $a_{n,m}$  et  $b_{n,m}$  pour un voisinage de 30 images. Ce calcul nécessite donc 30 estimations par image traitée. Il est possible d'alléger les calculs en ne faisant que les estimations entre images consécutives puis en retrouvant les valeurs de  $a_{n,m}$  et  $b_{n,m}$  par composition. On a par exemple :

$$b_{n,n+2}(\mathbf{x}) = a_{n+1,n+2}(\mathbf{x}) \cdot b_{n,n+1}(\mathbf{x}) + b_{n+1,n+2}(\mathbf{x})$$

Cette méthode de compensation est non-supervisée et peut être facilement appliquée à d'autres types de dégradations comme l'instabilité spatiale [3].

## 3.2 Correction du biais

L'estimation des paramètres du flicker par régression (cf. éq. (3)) est biaisée lorsque les variables aléatoires  $I_{n+1}$  et  $I_n$  sont corrélées [9]. En conséquence les estimations diffèrent (ie.  $\hat{a}_2 \neq \frac{1}{\hat{a}_1}$  et  $\hat{b}_2 \neq -\frac{\hat{b}_1}{\hat{a}_1}$ ) si l'on minimise l'énergie robuste en considérant l'un ou l'autre des résidus suivants :

$$\begin{cases} \varepsilon_1(\mathbf{x}, a_1, b_1) &= I_n(\mathbf{x}) - a_1(\mathbf{x}) \cdot I_{n+1}(\mathbf{x}) - b_1(\mathbf{x}) \\ \varepsilon_2(\mathbf{x}, a_2, b_2) &= I_{n+1}(\mathbf{x}) - a_2(\mathbf{x}) \cdot I_n(\mathbf{x}) - b_2(\mathbf{x}) \end{cases} \quad (5)$$

En pratique l'estimation de  $\hat{a}(\mathbf{x})$  est sous-évaluée [9] et induit une mauvaise compensation. L'utilisation de l'analyse en composante principale permet d'éviter le biais mais sa variante robuste est coûteuse en temps de calcul [4]. Cependant dans notre cas, le gain  $a(\mathbf{x})$  est généralement proche de 1. Sous cette hypothèse, une manière très simple de réduire le biais est de changer l'expression du résidu :

$$\begin{cases} \varepsilon'_1(\mathbf{x}) &= (I_n(\mathbf{x}) - I_{n+1}(\mathbf{x})) - u_1(\mathbf{x}) \cdot \frac{1}{2} (I_n(\mathbf{x}) + I_{n+1}(\mathbf{x})) - b_1(\mathbf{x}) \\ \varepsilon'_2(\mathbf{x}) &= (I_{n+1}(\mathbf{x}) - I_n(\mathbf{x})) - u_2(\mathbf{x}) \cdot \frac{1}{2} (I_{n+1}(\mathbf{x}) + I_n(\mathbf{x})) - b_2(\mathbf{x}) \end{cases} \quad (6)$$

avec  $u(\mathbf{x}) = a(\mathbf{x}) - 1$  (voir annexe A).

Les estimations  $a_1$ ,  $a_2$ ,  $a'_1$  et  $a'_2$  des équations (5) et (6) ont été effectuées sur une séquence de 100 images de *Rory O'More* pour un flicker à l'ordre 6 (cf. 3.3). Le biais se mesure à l'aide du coefficient d'autocorrélation  $c(\mathbf{x}) = \sqrt{\hat{a}_1(\mathbf{x}) \cdot \hat{a}_2(\mathbf{x})}$  qui doit être égal à 1 si l'estimateur n'est pas biaisé. Celui-ci devient visible si  $c(\mathbf{x})$  diffère de plus de 0.01 de 1. La table 1 montre les résultats de cette expérience. Il apparaît clairement que le gain du flicker peut être largement sous-estimé si l'on considère le modèle original. En revanche, notre nouveau résidu corrige ce problème de manière très satisfaisante. En pratique ce changement de formulation devient indispensable en présence de fort flicker.

TAB. 1 – Mesures moyennes du biais des estimateurs sur une séquence de 100 images de *Rory O'More*.

	$c(\mathbf{x})$	$\max_{\mathbf{x}} c(\mathbf{x})$	$\min_{\mathbf{x}} c(\mathbf{x})$
sans correction	0.941	1.086	0.446
avec correction	0.998	1.000	0.983

### 3.3 Changement de fonctions spatiales

Nous proposons ici de changer la nature de la base fonctionnelle au profit d'une base cosinusoidale. Ainsi pour le gain à l'ordre  $N$  :

$$a(x, y) = \sum_{i=0}^N \sum_{j=0}^N a_{i,j} \phi_{i,j}(x, y)$$

$$\text{avec : } \phi_{i,j}^c(x, y) = \cos\left(\frac{2i\pi x}{N}\right) \cdot \cos\left(\frac{2j\pi y}{N}\right)$$

$$\text{au lieu de : } \phi_{i,j}^p(x, y) = x^i y^j$$

Ce changement de base apporte des résultats de meilleure qualité et des simplifications numériques (la base fonctionnelle est alors orthogonale) qui rendent les calculs plus stables.

L'énergie de l'erreur (cf. éq. 3) a été mesurée pour les deux bases sur une séquence de 100 images de *Rory O'More* pour un nombre fixé d'itérations jusqu'à l'ordre 12 (cf. tableau 2). Il apparaît clairement que la base cosinusoidale permet d'obtenir des énergies plus basses.

L'ordre de la base est choisi manuellement. L'expérience montre qu'un ordre de 2 à 6 suffit pour les films faiblement dégradés. Pour les films très sévèrement dégradés un ordre 12 peut s'avérer nécessaire. À un tel ordre l'estimation du flicker risque de mesurer aussi les occlusions dues aux mouvements locaux ou aux salissures. Considérant alors les possibles erreurs d'estimation, il est déconseillé d'estimer les paramètres  $a_{n,m}$  et  $b_{n,m}$  par composition (cf. 3.1).

TAB. 2 – Moyenne du rapport des énergies robustes en utilisant une base de polynômes ou une base cosinus, en fonction de l'ordre de la base.

ordre de la base	2	4	6	9	12
$\mathcal{J}(\cos)/\mathcal{J}(\text{poly})$	0.87	0.79	0.79	0.77	0.62

### 3.4 Intégration de la non linéarité

Nous traitons le problème de non-linéarité (cf. éq. 2) en appliquant le procédé de restauration décrit en [5]. Les résultats de cette première étape servent ensuite de base au reste de la restauration. Des exemples de vidéos ainsi traitées sont disponibles en [8]. Ce traitement optionnel améliore légèrement les résultats de restauration mais n'est conseillé que dans le cas des vidéos faiblement dégradées car l'estimation de  $f$  n'est pas robuste.

## 4 Résultats

**Comparaison des méthodes.** Mesurer mathématiquement la qualité des résultats est très difficile et nos vérifications sont toujours faites visuellement. Il est cependant possible d'introduire certaines mesures pour comparer les méthodes de restauration. Il a été proposé en [10, 1, 6] de suivre l'évolution de la moyenne et de la variance de l'intensité des images de la vidéo restaurée. Les courbes correspondantes aux séquences restaurées doivent être plus lisses que dans le cas de la séquence originale. Cependant il faut garder à l'esprit que ces mesures ne sont pas robustes aux nombreux artefacts (salissures, rayures, etc.) qui affectent la vidéo.

Plusieurs scénarios de restauration ont été testés :

**A** : séquence originale,

**B** : estimation par la méthode de régression robuste biaisée pour une base cosinus à l'ordre 10 et compensation par la méthode de Roosmalen,

**C** : comme en B mais avec correction du biais,

**D** : comme en C mais en appliquant la nouvelle méthode de compensation (fenêtre de 30 images).

La figure 3 montre les résultats obtenus pour les différents scénarios sur une séquence de *Rory O'More*. Les procédés de restauration lissent effectivement les courbes des moments de l'intensité. La figure montre également en début de séquence que la méthode de compensation de Roosmalen est dépendante de la qualité de la première image, qui se trouve être particulièrement dégradée pour cette séquence. De manière général, notre méthode de compensation permet d'obtenir des niveaux d'intensité plus stables.

Il est de même visible que le biais (exp. B) affecte la variance (ceci est dû à la sous-évaluation du gain). La restauration correspondante est de mauvaise qualité [8].

**Exemples de résultats.** La figure 4 montre quelques résultats de la restauration de *Rory O'More*. En particulier, la bande diagonale noire a été correctement estimée puis compensée (ordre 12). Des exemples de vidéos restaurées peuvent être visualisés sur notre site web [8].

## 5 Conclusion

Les méthodes de réduction du flicker dans les films anciens proposées dans la littérature se sont révélées insuffisantes pour restaurer les films très fortement dégradés. Dans cet article plusieurs améliorations ont été apportées sur le modèle du bruit de flicker, l'estimation de ses paramètres et leur utilisation pour

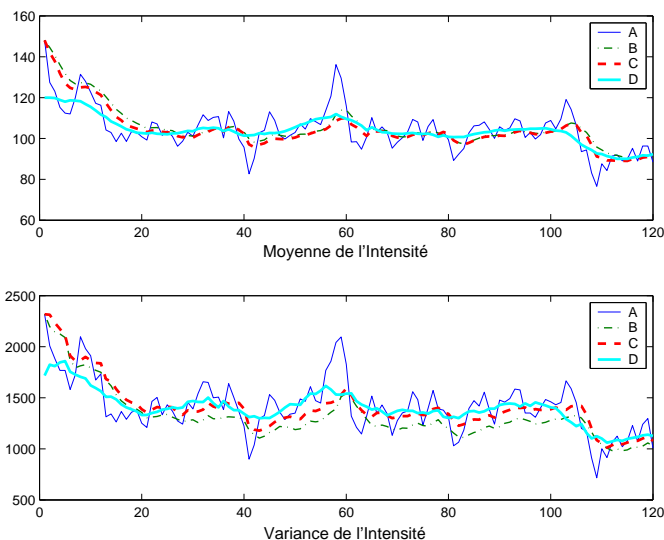


FIG. 3 – Variation de la moyenne et de la variance pour les scénarios de restauration A, B, C et D (cf. 4).



FIG. 4 – Images extraites de *Rory O'More*. En haut les images originales dégradées par un flicker particulièrement localisé. En bas les images restaurées.

la compensation. Cette dernière étape est réalisée par une nouvelle méthode générique [3] et permet au procédé de restauration d'être non supervisé. Les résultats obtenus montrent que notre méthode améliore sensiblement la qualité de restauration du flicker pour une complexité équivalente aux méthodes existantes.

## Remerciements

Les auteurs tiennent à remercier les personnes de l'Irish Film Center, en particulier Ben Cloney et Cassandra O'Connel, pour leur collaboration au travail de restauration de *Rory O'More*, ainsi que le projet européen BRAVA.

## Références

[1] E. DECENCIÈRE. « *Restauration automatique de films anciens* ». Thèse de Doctorat, Ecole Nationale Supérieure

des Mines de Paris, décembre 1997.

- [2] P.J. HUBER. *Robust Statistics*. John Wiley and Sons, 1981.
- [3] A. C. KOKARAM, R. DAHYOT, F. PITIE and H. DENMAN. « Simultaneous Luminance and Position Stabilization for Film and Video ». In *Visual Communications and Image Processing*, San Jose, California USA, janvier 2003.
- [4] F. De la TORRE and M. J. BLACK. « Robust Principal Component Analysis for Computer Vision ». In *Proceedings of the International Conference on Computer Vision*, Vancouver, Canada, juillet 2001.
- [5] V. NARANJO and A. ALBIOL. « Flicker reduction in old films ». In *Proc. of the 2000 International Conference on Image Processing (ICIP-2000)*, septembre 2000.
- [6] T. OHUCHI, T. SETO, T. KOMATSU and T. SAITO. « A robust method of image flicker correction for heavily-corrupted old film sequences ». In *Proc. of the 2000 International Conference on Image Processing (ICIP-2000)*, septembre 2000.
- [7] W. H. PRESS, S. A. TEUKOLSKY, W. T. VETTERLING and B. P. FLANNERY. *Numerical Recipes in C - The Art of Scientific Computing*. Cambridge University Press, 1995.
- [8] SIGMEDIA. <http://www.mee.tcd.ie/~sigmedia/research/gretsi03demo/>.
- [9] S.M. STIGLER. *The History of Statistics*. Cambridge : Belknap Press of Harvard Press, 1986.
- [10] P.M.B. van ROOSMALEN. « *Restoration of archived film and video* ». Thèse de Doctorat, Delft University of Technology, octobre 1999.

## A Correction du biais

L'estimation est non biaisée lorsque les expressions du résidu sont identiques à un changement de variable près :

$$\epsilon'_2(\mathbf{x}, u_2, b_2)^2 = \epsilon'_1(\mathbf{x}, u_1, b_1)^2$$

Sachant que  $a_2(\mathbf{x}) \approx 1$ , nous pouvons faire un développement limité au premier ordre de  $a_2(\mathbf{x}) = 1 + u_2(\mathbf{x})$ . Nous introduisons alors le changement de variable suivant :

$$(a_2(\mathbf{x}), b_2(\mathbf{x})) = \left( \frac{1}{a_1(\mathbf{x})}, -\frac{b_1(\mathbf{x})}{a_1(\mathbf{x})} \right)$$

soit ici

$$(u_2(\mathbf{x}), b_2(\mathbf{x})) \approx (-u_1(\mathbf{x}), -b_1(\mathbf{x}))$$

L'expression du résidu devient :

$$\begin{aligned} \epsilon'_2(\mathbf{x}_i, u_2, b_2)^2 &= \left( (I_{n+1}(\mathbf{x}) - I_n(\mathbf{x})) - u_2(\mathbf{x}) \cdot \frac{1}{2} (I_{n+1}(\mathbf{x}) + I_n(\mathbf{x})) - b_2(\mathbf{x}) \right)^2 \\ &\approx \left( (I_{n+1}(\mathbf{x}) - I_n(\mathbf{x})) + u_1(\mathbf{x}) \cdot \frac{1}{2} (I_{n+1}(\mathbf{x}) + I_n(\mathbf{x})) + b_1(\mathbf{x}) \right)^2 \\ &\approx \epsilon'_1(\mathbf{x}_i, u_1, b_1)^2 \end{aligned}$$

Le problème est donc en première approximation non biaisé.