Technique pour l'extraction de plaques d'immatriculation

Alexandre BONHOMME - BONA20128906

8 janvier 2013

1 Introduction

L'identification automatique de plaques d'immatriculation (Automatique Licence Plate Identification : ALPI) est une des étapes indispensable dans la gestion automatique du trafic routier. Elle peut par exemple être utilisée pour l'indentification de véhicules en infraction sur l'autoroute ou en complément des radars automatiques.
Les algorithmes d'identification automatique peuvent se décomposer en deux parties :

1. Détection et extraction de la plaque d'immatriculation
2. Reconnaissance des caractères

Mon travail traite uniquement de la première partie et repose essentiellement sur un article, de Chirag N. Paunwala et Suprava Patnaik[1], qui présente une technique simple et efficace d'extraction d'une ou plusieurs plaques d'immatriculation dans différentes conditions.

2 Présentation de l'algorithme

N'ayant pas implémenté toutes les parties de l'algorithme proposé je ne détaillerai pas celles-ci dans ce rapport. J'ai de plus apporté quelques modifications personnelles que j'expliquerai par la suite.

2.1 Prétraitement

La majorité des traitements effectués, dans l'algorithme proposé, travaillent sur des images en niveaux de gris. Il faut donc appliquer une conversion depuis les images sources RGB. Pour cela la formule suivante a été utilisée :

$$I(i,j) = 0.114 \times R(i,j) + 0.587 \times G(i,j) + 0.299 \times B(i,j) \quad (1)$$

avec $I(i,j)$ la valeur en niveaux de gris, et $R(i,j), G(i,j)$ et $B(i,j)$ respectivement les valeurs des niveaux de rouge, vert et bleu.

2.2 Analyse des contours verticaux

L'éssentiel de cet algorithme se base sur des connaissances à priori que nous avons sur l'image. En l'occurence, une plaque d'immatriculation standard comporte de nombreuses discontinuités verticales dues à la présence de caractères noirs sur un fond blanc ou jaune.

Pour tenter de localiser la position de la plaque il apparait donc intéressant d'effectuer une recherche des contours verticaux. Pour cela il est proposé de calculer le gradient vertical de l'image :

$$G_v(i,j) = |I(i,j+1) - I(i,j)| \quad (2)$$

Figure 1 – Image d'origine et Image de son gradient verticale

2.3 Projection horizontale et filtrage Gaussien

Comme le montre la Figure 1 on a des valeurs de gradient très élevées au niveau de la localisation de la plaque d'immatriculation. En partant de ce principe les auteurs de l'article propose d'effectuer une projection horizontale (3) et de ne garder que les bandes de l'image où la projection est supérieure à un certain seuil.

$$P_h(i) = \sum_{j=1}^{n} G_v(i,j) \quad (3)$$

Cependant, comme le montre la Figure 3, la projection horizontale est très bruitée. Pour résoudre ce problème les auteurs de l'article proposent d'appliquer le filtrage Gaussien décrit en (4).

$$P_h(i)' = \frac{1}{2\sum_{j=1}^{w} h(j,\sigma) + 1} \times \left[P_h(i) + \sum_{j=1}^{w} P_h(i-j)h(j,\sigma) + P_h(i+j)h(j,\sigma) \right] \quad (4)$$

avec

$$h(j,\sigma) = e^{\frac{-j\sigma^2}{2}}$$

Les paramètres w et σ on été déterminés de manière empirique et les valeurs retenues sont $w = 6$ et $\sigma = 0.05$.

Grâce à cette technique on réduit considérablement le temps de calcul en limitant les zones de recherche comme le montre la Figure 2.

Figure 2 – Gradient vertical après un premier filtrage

En partant d'une constatation simple j'ai réussi à réduire d'avantage les zones de recherche. En effet, il est quasiment impossible qu'une plaque d'immatriculation se situe dans la partie haute de l'image celle-ci se situant généralement dans la partie basse. J'ai donc appliqué un second filtrage Gaussien qui favorise la zone du bas de l'image :

$$P''_h(i) = P'_h(i) \times e^{\frac{(i-\mu)^2}{2\sigma^2}} \tag{5}$$

avec

$$\mu = H - H \times \frac{5}{2}$$
$$\sigma = \frac{H}{3}$$

H étant la hauteur de l'image (donc la taille du vecteur de projection).

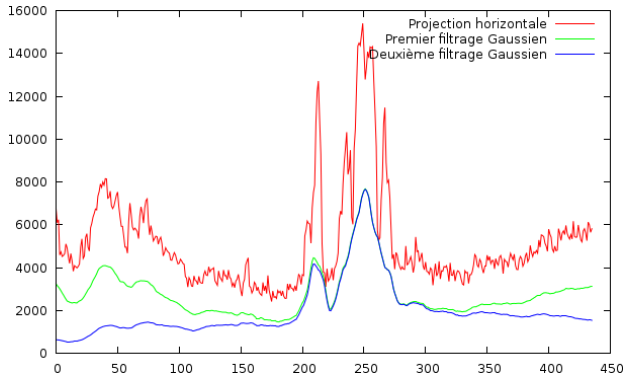

Figure 3 – Projection horizontale et filtrage Gaussien

Comme on peut l'observer sur la Figure 4 cela réduit encore l'ensemble en supprimant certaines zones précédement conservées par le premier filtrage tout en gardant les zones basses de l'image.

Figure 4 – Gradient verticale après le second filtrage

Le seuil (6) utilisé pour le filtrage T est une pondération de la moyenne des projections m par un coefficient $w_t \in [1.2, 1.4]$. La valeur du coefficient utilisée dans l'article est de 1.2, mais suivant la nature de l'image on obtient de plus ou moins bon résultats avec un coefficient légèrement plus élevé.

$$T = w_t \times m \tag{6}$$

2.4 Détection des composantes connexes

Afin de pouvoir détecter les composantes connexes il faut préalablement traiter le résultat du gradient avec différente opérateurs morphologiques tels que l'ouverture et la fermeture. L'opération d'ouverture correspond à l'application succéssive d'un masque d'érosion et d'un masque de dilatation de même taille. La fermeture quant à elle s'effectue en appliquant d'abord un masque de dilatation puis un masque d'érosion. L'ouverture permet de supprimer les composantes isolées et la fermeture permet de combler les "trous" au sein des zones connexes.

Ces opérations requièrent une binarisation de l'image qui a été effectuée grâce à un seuillage par histogramme légèrement modifié pour ne pas tenir compte des niveaux de gris égaux à 0.

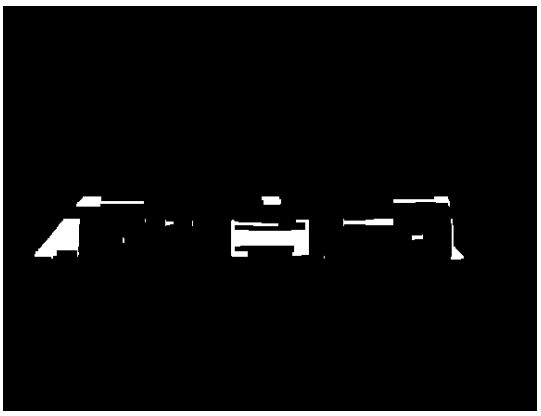

Figure 5 – Application des opérateurs morphologiques

Le résultat présenté dans la Figure 5 a été obtenu en appliquant successivement le masque de fermeture (7) (de taille 20×3) et le masque d'ouverture (8) (de taille 1×5).

$$\begin{pmatrix} 11111111111111111111 \\ 11111111111111111111 \\ 11111111111111111111 \end{pmatrix} \quad (7)$$

$$\begin{pmatrix} 1 \\ 1 \\ 1 \\ 1 \\ 1 \end{pmatrix} \quad (8)$$

Une fois ces traitements effectués un algorithme de recherche des composantes connexes a été appliqué.

Figure 6 – Localisation des composantes connexes

2.5 Filtrage des zones détectées

Afin d'éliminer une grande partie des zones détectées par l'algorithme de recherche les auteurs proposent de tenir compte de la morphologie d'une plaque d'immatriculation tel que la hauteur, la largeur et le ratio hauteur/largeur.

2.5.1 Analyse de la rectangularité et du ratio

Pour effectuer cette analyse nous partons de connaissances à prioris sur les plaques d'immatriculation. Nous savons qu'une plaque réglementaire doit avoir un aspect plus ou moins rectangulaire. Ainsi son ratio devrait être comprit entre 0,2 et 0,7. On fixera, en plus de cela, une longueur et une largeur minimale/maximale qui pourront être adaptées suivant le contexte d'utilisation. Les valeurs que j'ai retenu sont légèrement différentes de l'article original (qui traite exclusivement des plaques Indiennes). Les plaques considérées comme potentiellement admissibles devront avoir une largeur et une hauteur minimum respectivement de 35 et 7 ; et une largeur et une hauteur maximum de 200 et 60.

Figure 7 – Localisation des composantes connexes après filtrage

Comme le montre la Figure 7 ce filtrage réduit considérablement les zones de recherche, mais certaines zones de "non plaque" restent tout de même détectées.

2.5.2 Amélioration des contours

Suite à un seuillage automatique, utilisant la technique de Ostu[2], un processus d'érosion (9) et de dilatation (10) est réalisé pour tenter améliorer les contours dans la zone de detection.

$$\begin{pmatrix} 11 \\ 11 \end{pmatrix} \quad (9)$$

$$\begin{pmatrix} 1 \\ 1 \\ 1 \end{pmatrix} \quad (10)$$

2.5.3 Analyse des points d'intérêts

Le dernier filtrage effectué permet d'identifier, parmis les zones retenues, les plaques d'immatriculations valides. Pour cela les l'auteurs de l'article proposent de mesurer les variations présentent entre les caractères de la plaque et son fond. Les mesures sont effectuées horizontalement à trois endroits clés de chaque zones

$$\frac{H}{3}, \frac{H}{2} \text{ et } H - \frac{H}{3}$$

avec H la hauteur de la zone (cf. Figure 8).

Figure 8 – Mesure des variations verticales au sein d'une zone

La technique proposée fonctionne relativement bien et permet d'éliminer la majorité des faux positifs. Cependant celle-ci comporte plusieurs problèmes. En effet, si l'on mesure indépendamment les variations des trois zones celle-ci est très sensible au bruit de type "poivre et sel" (généré par la binarisation de zones bruitées). Une solution serait alors de mesurer simultanément les variations aux trois endroits. Cette solution

est tout à fait viable pour les plaques parfaitement horizontales mais devient beaucoup moins efficace lors d'une légère inclinaison de la plaque (déformation due à la perspective par exemple).

Afin de tenter de résoudre ce problème j'ai mis en place une pondération de la mesure de variation de telle sorte qu'un changement d'état simultané des trois zones apporte une contribution plus forte qu'une variation de deux zones ou qu'une unique variation. Les poids qui sont apparus les plus naturels sont $2, 1$ et 0.5.

L'algoritme initial propose ensuite d'effectuer un seuillage simple afin de ne garder que les zones possédant un nombre de variations suffisantes. Lors de l'implémentation de cette technique j'ai pu constater que le nombre de variations verticales correspondant à une plaque est relativement dépendant de la taille de la zone (ceci étant, en partie, dû à la taille des masques utilisés lors de l'érosion/dilatation effectuée pour accentuer les contours). J'ai donc mis en place un calcul du ratio de variation

$$R_v = \frac{v}{H + L} \tag{11}$$

avec H et L respectivement la hauteur et la largeur de la zone, et v le nombre de variations précédement mesuré.

Un double seuillage (cf. Algorithme 1) est alors effectué semblable à un seuillage par hystérésis.

Algorithme 1: Seuillage varation

Entrées : v, R_v
si *($v > T_b$ et $v < T_h$ et $R_v > Tr_b$) ou ($R_v > Tr_h$)*
alors
  `ConserverZone();`
fin

Après expérimentations les valeurs suivantes ont été retenues et produisent de bons résultats (cf. Figure 9) :

$$T_b = 28 \qquad T_h = 52$$
$$Tr_b = 0.2 \qquad Tr_h = 0.4$$

Figure 9 – Resultat final obtenu à partir de la Figure1

3 Résultats expérimentaux

Faute d'avoir un jeu de données suffisement grand (seulement une trentaine d'images) je n'ai pas pu réaliser de statistiques. Mais le programme donne de bon résultats dans la majorités des cas.

Cependant il arrive que le programme détecte des "faux positifs" en plus des plaques comme le montre la dernière case du Tableau 1. Dans la majeure partie des cas ceux-ci seraient très rapidement écartés par l'application d'OCR (Optical Character Recognition) chargée de la reconnaissance des caractères de la plaque.

4 Conclusion

La solution proposée par les auteurs de l'article semble très performante et permet la détection d'une ou plusieurs plaques au sein d'une image. Leur implémentation, contrairement à la mienne, utilise un prétraitement à base de sigmoid pour corriger le contraste de l'image initiale. Je n'ai malheureusement pas eu le temps d'implémenter cette partie car j'ai préféré me concentrer sur la morphologie, mais je pense que ce prétraitement pourrait grandement améliorer mon implémentation qui est très sensible à la qualité de l'image initiale. Aussi je pense qu'un meilleur filtrage du bruit serait un véritable plus afin d'éviter les "faux positifs".

Cependant, mon implémentation et celle de l'article souffrent, à mon avis, d'un problème commun dû à la nature des hyperparamètres de tailles (hauteur et largeur des zones de recherche). Ceux-ci, étants fixés pour une certaine taille d'image, risquent d'apparaitre trop petits ou trop grands lors d'un changement de résolution. Il faudrait utiliser un système basé sur des proportions relatives à la taille de l'image en lieu et place de dimensions fixes.

Au vu de la nature de l'algorithme et de son temps d'exécution il pourrait très facilement être appliqué sur un flux vidéo. Le temps d'exécution moyen de mon implémentation est comprit entre 0,07s et 0,09s soit une possibilité de traitement d'environ 10 images par seconde ce qui serait tout à fait correct pour une application de gestion de flux routier par exemple.

Références

[1] Chirag N. Paunwala and Suprava Patnaik, *A Novel Multiple License Plate Extraction Technique for Complex Background in Indian Traffic Conditions*. 2010.

[2] Nobuyuki Otsu, *A Threshold Selection Method from Gray-Level Histograms*. 1979.

Reconnaissances effectuées sur des vues de face		
		
Reconnaissances effectées sur des vues latérales		
		

Table 1 – Resultats expérimentaux