

Estimation de la charge par analyse d'image : détection automatique des pommes au verger.

BARNA KERESZTES¹, PIERRE VAYSSE², OLIVIER LAVIALLE¹

1. Université de Bordeaux, UMR CNRS-UB1 IMS 5218, ENITA de Bordeaux, Talence, France.
2. CTIFL, Centre Technique Interprofessionnel des Fruits et Légumes, Centre de Lanxade, Prignonrieux, France

barna.keresztes@ims-bordeaux.fr, vaysse@ctifl.fr, olivier.lavialle@ims-bordeaux.fr

Résumé – Nous proposons une approche originale permettant la segmentation puis le comptage de pommes dans un verger en condition de prise de vue peu contraignantes. L'approche, totalement automatisée, permet d'obtenir une estimation rapide de la charge dans le cadre des bonnes pratiques en matière d'éclaircissage. L'originalité de l'approche tient à la fois à la démarche utilisée pour construire un opérateur permettant de repérer le centre des fruits ainsi qu'à l'utilisation dans un deuxième temps d'une segmentation markovienne conduisant à un tri automatique des fruits repérés au cours de la première phase en termes de fausse ou bonne détection. Nous démontrons dans cet article l'efficacité de notre approche sur des images réelles. L'estimation automatique du nombre de fruits est comparée avec succès aux observations réalisées sur le terrain.

Abstract – In this paper, we present an original approach allowing the segmentation and counting of fruits in apple tree images issued from a non-constraining acquisition process. The fully automated approach leads to obtain a direct estimation of the density of fruits in the context of environmental good practices for thinning. The originality of the method consists in estimating the location of the fruit center using a novel operator and in using a markovian segmentation leading to the sorting of the detected fruits in term of good or false detections. The efficiency of our approach is demonstrated on real images. The number of fruits detected using our automatic process is highly-related to the number of fruits counted by human observation.

1. Introduction

La détection automatique des fruits par des approches vision a une longue histoire : depuis le début des années 80 ces systèmes sont utilisés notamment pour le tri des fruits, la récolte robotisée, l'estimation du rendement avant ou après la récolte, le dépistage des maladies ou des imperfections.

La couleur spécifique de certains fruits (tomates, oranges) rend leur détection assez simple, en général en utilisant des capteurs couleur et des méthodes de calcul du rapport des différents canaux de couleur et une classification linéaire ou bayésienne [4][6] ou encore une détection des formes utilisant la transformée de Hough circulaire [2][9]. La détection des pommes s'avère complexe dans la mesure où leur couleur diffère en général très peu de la couleur du feuillage et qu'il existe une grande variabilité entre les différentes variétés et les différents stades de développement. Concernant les modalités d'acquisition, sont utilisées l'imagerie couleur [8], multispectrale [1], vision stéréoscopique [5], thermique [7], ou l'imagerie 3D utilisant des lasers [3]. Les résultats de ces méthodes sont intéressants avec des coefficients de détermination

R^2 compris dans l'intervalle [0,71 ; 0,88] pour les variétés Golden et Gala [8] et [0,70 ; 0,92] selon le stade de développement [7]. Le résultat à la récolte de la méthode présentée dans [3] est de 80% détections correctes.

Le projet « Méca-vision » dans lequel s'inscrit le travail présenté consiste en un suivi du verger entre la floraison et la récolte des pommes. L'objectif principal est d'étudier l'efficacité de l'éclaircissage mécanique dans une problématique de réduction des intrants. L'intérêt de l'éclaircissage est d'ajuster la charge de fruits au potentiel productif de l'arbre en supprimant les fruits moins développés de chaque bouquet (ou corymbe). Cette pratique permet le maintien d'un volume uniforme de récolte chaque année et l'amélioration du calibre des fruits et de son uniformité.

Il faut donc construire un algorithme robuste qui peut détecter et localiser les pommes à chaque stade (entre les diamètres 20 et 60mm), et pour différentes variétés. L'algorithme doit être robuste, insensible aux changements de lumière et conduire à une application facile à utiliser.

En ce qui concerne la prise de vue, on utilise un appareil photo compact (Canon G11 à 10 méga-pixels) avec lumière contrôlée en utilisant un flash avec un

nombre guide 56 pour supprimer la lumière du soleil et éliminer ainsi les objets en arrière plan du plan de végétation.

L'algorithme de détection consiste en quatre étapes. La localisation des fruits et la pré-segmentation sont présentées dans la section 2, l'apprentissage automatique et la classification des détections dans la partie 3. Enfin l'article est conclu par une rapide présentation des résultats obtenus.

2. Localisation des fruits

La première étape de la détection des pommes consiste à localiser les fruits dans l'image. A ce stade-là nous n'utilisons pas de connaissances a priori sur la coloration des fruits.

Nous pouvons présumer que les pommes sont les seuls objets sphériques dans l'image et le modèle de réflexion est principalement lambertienne :

$$I_D = I_L C \cos \alpha \quad (1)$$

où I_D est l'intensité de la lumière réfléctée, I_L l'intensité de la lumière incidente, C la couleur de la surface et α l'angle entre l'angle d'incidence de la lumière L et la normale N de la surface.

Sachant que la source de la lumière se trouve proche de l'appareil photo, pour les objets sphériques on obtient :

$$\alpha = \arcsin\left(\frac{d}{r}\right) \quad (2)$$

où r est le rayon de la sphère et d est la distance au centre de la sphère.

La luminosité diminue avec la distance au centre, ainsi les gradients de l'image sont divergents à partir du centre sur chaque point de la sphère.

L'algorithme proposé, appelé « détecteur Hough radial » a pour but de détecter les zones dans l'image comportant des gradients fins et divergents. L'idée est de tracer pour chaque pixel un segment de direction opposée à la direction du vecteur gradient. Si les gradients sont effectivement divergents, ces segments convergent vers le point central de la sphère ; pour localiser les fruits dans l'image il suffit de trouver les maxima locaux.

L'expression de la transformée Hough radiale pour un pixel $a \in I$ est :

$$HR(a) = \text{card}(p \in I) \text{ où } \overrightarrow{pa} = -\overrightarrow{G_p} \text{ et } d(a,p) < r \quad (3)$$

où $\overrightarrow{G_p}$ est le vecteur gradient au point p , \overrightarrow{pa} le vecteur du segment liant les points p et a , $d(a,p)$ la distance entre les deux points.

La figure 1 montre le résultat de la transformée Hough radiale sur l'image d'une pomme.

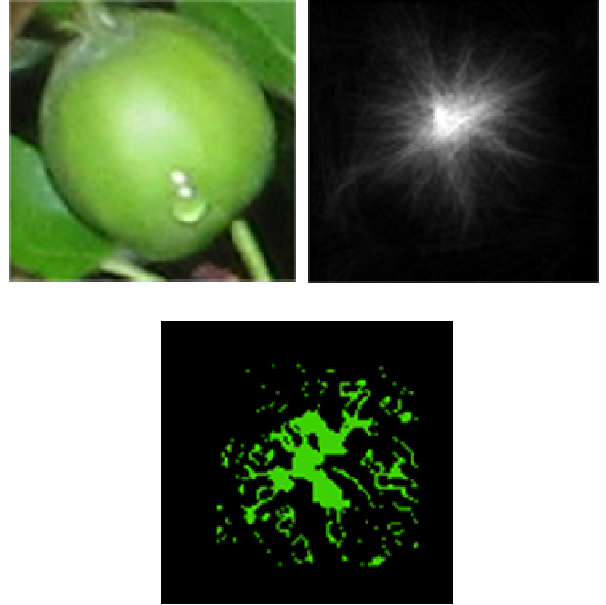


Figure 1. Transformée Hough radiale et inverse sur l'image d'une pomme

La segmentation des fruits se fait en utilisant la transformée de Hough radiale inverse, qui sert à identifier les pixels appartenant à chaque pomme. C'est une opération importante pour retrouver les pixels appartenant à chaque objet en évitant d'être tributaire des parties occultées des fruits.

Pour chaque objet détecté en utilisant l'algorithme Hough radiale, la transformée de Hough inverse identifie les pixels dans le voisinage du centre de l'objet qui ont contribué à cette détection. On considère qu'un pixel appartient à une détection si l'inverse de son vecteur gradient passe par le point détecté.

Les différents tests ont montré que l'algorithme « Hough radiale » donne des résultats fiables à tous les stades du développement des fruits et donne même de bons résultats sur les images en lumière naturelle.

3. Approche markovienne pour la segmentation définitive des fruits

La limitation majeure de la méthode Hough radiale est qu'il est impossible de proposer un critère d'arrêt naturel pour distinguer vraie ou fausse détection.

Nous proposons une technique fondée sur la (parfois légère) différence entre la couleur des fruits et le feuillage. Cette technique repose sur une

classification couleur utilisant un apprentissage automatique. La couleur des fruits est caractérisée par la moyenne et la variance des différents canaux dans l'espace HSV. L'apprentissage se fait à partir des dix premières détections (dans l'ordre de l'intensité de réponse du critère « Hough Radiale ») qui sont a priori supposées correctes. Les pixels correspondant à chacune de ces détections sont détectés à partir de la transformée Hough inverse présentée à la section précédente.

La catégorisation des autres détections se fait à travers une segmentation par champ de Markov classique. L'avantage de cette méthode est qu'elle favorise les zones connexes pour empêcher la sur-segmentation.

Un champ de Markov est défini sur une sous-image $S \subset I$ dans la proximité de la détection. Dans ce champ aléatoire la probabilité qu'un pixel soit labélisé « pomme » dépend de l'état des pixels voisins :

$$P(x_i | x_{S \setminus i}) = P(x_i | v_{x_i}) \quad (4)$$

où v_{x_i} représente la voisinage d'un point x_i :
 $v_{x_i} = \{x_j | x_i \sim x_j\}$

Le processus est défini dans un cadre Bayésien, la probabilité du champ dépend des connaissances a priori sur la configuration et d'un terme de vraisemblance :

$$P(X|I) \propto P(X)P(I|X) \quad (5)$$

Les connaissances a priori sont décrites par le modèle de Ising. L'énergie d'une paire de pixels est :

$$E = - \sum_{x_i \sim x_j} J x_i x_j \quad (6)$$

où $x_i x_j = 1$ si $x_i = x_j$, -1 sinon ; J est le potentiel d'une clique. Le terme de vraisemblance est obtenu à partir des fonctions gaussiennes obtenues lors de la phase d'apprentissage sur les 10 premières pommes.

La convergence est assurée par l'algorithme Metropolis-Hastings : à partir d'un état X , on tire au hasard un site x_i et on propose de changer sa valeur : $Y = \{x_1, \dots, \bar{x}_i, \dots, x_N\}$. On calcule le rapport d'acceptation $R = P(X)/P(Y)$. La nouvelle configuration est acceptée avec la probabilité $\alpha = \min(1, R)$.

Une détection est considérée comme bonne si le nombre de pixels obtenu par la segmentation Markovienne est supérieur à celui obtenu par la transformée de Hough inverse. L'algorithme est arrêté lorsque trois détections consécutives sont considérées fausses.

4. Résultats

La méthode a été testée sur plusieurs bases d'images provenant des différents sites de productions, correspondant à différents variétés de pommes.

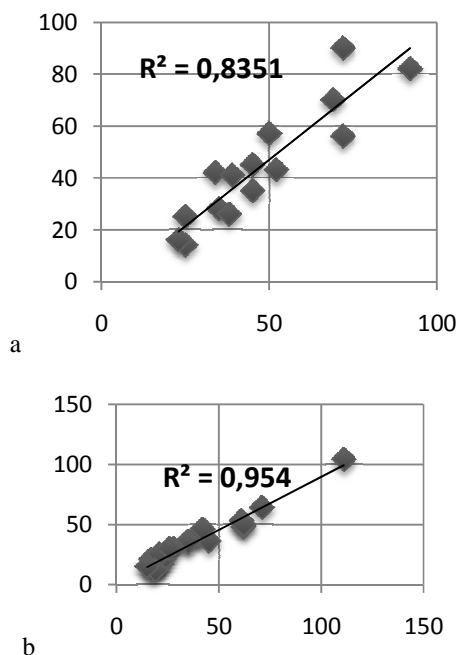
La validation consiste simplement à comparer le nombre estimé de fruits avec celui estimé par comptage manuel.

La figure 2 présente les résultats de l'algorithme sur des images réelles.



Figure 2. Résultat de la détection des fruits sur différentes images. Les détections estimées correctes sont marqués en jaune

La méthode donne de très bons résultats sur les bases testées, la corrélation entre comptage manuel et résultats de la méthode est comprise entre 0.83 et 0.95 suivant les bases. Notons également que la connaissance de la position exacte de chaque détection rend possible le calcul de la distribution des fruits en identifiant les cliques, une information essentielle pour l'éclaircissage.



a. 8 juin 2010 b. 30 juin 2010

Figure 3. 2 exemples de liens entre comptage manuel et automatique à 2 dates différentes.

5. Conclusion

Nous proposons dans cet article une approche originale permettant de segmenter les fruits de manière automatique dans un verger. Les résultats obtenus sont de très bonne qualité malgré une opération de prise de vue relativement peu contrainte.

Il est à noter que de bons résultats de segmentation et d'estimation de la charge ont également été obtenus à d'autres stades de la végétation (bourgeons, fleurs, petits fruits) en utilisant à chaque fois des approches adaptées au contexte. Ces résultats nous permettent d'envisager l'utilisation de cette méthode d'estimation de la charge dans des contextes d'expérimentation en verger dans un premier temps puis dans des contextes de raisonnement de la charge en verger de production.

L'automatisation du processus de comptage conduira à multiplier les prises de vue dans le but d'obtenir au final une estimation la plus précise possible. Notons que notre approche permet également d'obtenir la cartographie de répartition des objets segmentés, donnée qui peut s'avérer précieuse pour caractériser l'efficacité et la pertinence des pratiques d'éclaircissage.

REMERCIEMENTS

Ce travail est supporté financièrement par le Programme National de Développement Agricole et Rural du Ministère de l'Agriculture (MAAPRAT) à travers les fonds CASDAR.

REFERENCES

- [1] D'Esnon A.G., G. Rabatel, et R. Pellenc. 1987. *Magali: A self-propelled robot to pick apples*. ASAE 87-1037
- [2] Grasso G. et M. Recce. 1996. *Scene analysis for an orange picking robot*. Proceedings ICCTA'96.
- [3] Jimenez A.R., R. Ceres, et J.L. Pons. 1999. *Automatic fruit recognition: A survey and new results using range-attenuation images*. Pattern Recognition, 32:1719-1736
- [4] Juste F., I. Fornes, F. Pla, E. Molto, et F. Blay. 1991. *Primeros resultados en campo de un prototipo de brazo robotizado para la recolección de cítricos*. CIMA91 Zaragoza, pp. 433-440.
- [5] Kassay L. 1992. *Hungarian robotic apple harvester*. Paper ASAE No. 92-7042
- [6] Slaughter D. et R.C. Harrel. 1989. *Discriminating fruit for robotic harvest using color in natural outdoor scenes*. Transactions of the ASAE, 32(2):757-763.
- [7] D. Stajniko, M. Lakota et M. Hocevar, 2004 : *Estimation of number and diameter of apple fruits in an orchard during the growing season by thermal imaging*. Computers and Electronics in Agriculture Vol. 42 Pages 31-42
- [8] D. STAJNKO et Z. CMELIK, 2005 : *Modeling of Apple Fruit Growth by Application of Image Analysis*. Agriculturae Conspectus Scientificus, vol. 70 pp. 59-64
- [9] Whittaker, Miles, Mitchell et Gaultney. 1987. *Fruit location in a partially occluded image*. Transactions of the ASAE, 30, pages 591-597.