



**HAL**  
open science

# L'application de l'analyse d'images dans l'agro-industrie : de la production à la transformation des produits agricoles

C. Guizard, D. Bertrand, C. David, C. Mekikdjian

## ► To cite this version:

C. Guizard, D. Bertrand, C. David, C. Mekikdjian. L'application de l'analyse d'images dans l'agro-industrie : de la production à la transformation des produits agricoles. Cemagref Editions, pp.142, 1994, Coll. Actes de colloque, 2-85362-372-6. hal-02574756

**HAL Id: hal-02574756**

**<https://hal.inrae.fr/hal-02574756>**

Submitted on 12 Apr 2023

**HAL** is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.



# L'application de l'analyse d'images dans l'agro-industrie

De la production à la transformation  
des produits agricoles

PUB 0000 1338

**Actes du colloque**  
**Montpellier**  
28 septembre 1994



**INRA**



**CEMAGREF**

**EMA 15**

# **L'application de l'analyse d'images dans l'agro-industrie**

De la production à la transformation  
des produits agricoles

Actes du colloque  
Montpellier - 28 septembre 1994

**Dans la même collection  
aux éditions du CEMAGREF**

Congrès international sur le traitement des effluents vinicoles. International specialized conference on winery wastewaters. 20 - 24 juin 1994, Narbonne - Epernay, ISBN 2-85362-366-1, 296 pages - 200 F TTC.

Territoires ruraux et développement. Quel rôle pour la recherche, 28 avril 1994, Paris, ISBN 2-85362-367-X, 246 pages - 170 F TTC.

Maîtrise et prévention des pollutions dues aux élevages, 16 février 1994, Paris, ISBN 2-85362-349-1, 148 pages - 200 F TTC.

Quelle mécanisation pour la forêt de demain ?, colloque *SIMA 93*, Paris, ISBN 2-85362-324-6, 1993, 192 pages - 200 F TTC.

La conduite autonome des engins agricoles, colloque *SIMA 92*, Paris, ISBN 2-85362-266-5, 1993, 152 pages - 200 F TTC.

Ressources naturelles et développement montagnard, colloque *SAM 92*, Grenoble, ISBN 2-85362-310-6, 1993, 154 pages - 200 F TTC.

Montagne = Qualité ?, colloque *SAM 92*, Grenoble, ISBN 2-85362-332-7, 1993, 68 pages - 150 F TTC.

Use of On-Machine Vision Systems for the Agricultural and Bio-Industries. Systèmes de vision embarqués pour l'agriculture et l'industrie agro-alimentaire, séminaire international, septembre 1991, Montpellier, *en anglais*, ISBN 2-85362-279-7, 1992, 176 pages - 200 F TTC.

Recherche et société, 10 ans d'expérience du CEMAGREF, colloque octobre 1991, Paris, ISBN 2-85362-256-8, 1991, 204 pages - 200 F TTC.

ACIPENSER, colloque international sur l'esturgeon, octobre 1989, Bordeaux, ISBN 2-85362-208-8, 1991, 520 pages (119 dessins, 35 photos) - 350 F TTC.

Workshop on Subsurface Drainage Simulation Models. Atelier sur les modèles de simulation du drainage, colloque La Haye, Pays-Bas, 4-5 septembre 1993, en anglais, ISBN 2-85362-338-6, 1993, 338 pages - 150 F TTC.

Drainage agricole, séminaire international, février 1990, Le Caire, ISBN 2-85362-220-7, 1991, 340 pages - 220 F TTC.

---

Actes du colloque **L'application de l'analyse d'images dans l'agro-industrie**. De la production à la transformation des produits agricoles - 28 septembre 1994.

Coordination de l'édition : C. Guizard et C. David - Suivi de fabrication : V. Goulette - Maquette de couverture : F. Cédra.

Impression et façonnage : imprimerie Louis Jean, 05003 Gap - Diffusion : CEMAGREF-DICOVA, BP 22, 92162 Antony Cedex - Diffusion aux libraires : TEC et DOC Lavoisier, 19 rue de Provigny, 94236 Cachan Cedex - (c) CEMAGREF, ISBN 2-85362-372-6, dépôt légal : 4<sup>e</sup> trimestre 1994 - Prix : **180 F TTC**.

# **L'application de l'analyse d'images dans l'agro-industrie**

De la production à la transformation  
des produits agricoles

**Montpellier - 28 septembre 1994**

## **Coordination scientifique**

**Christophe GUIZARD**

Responsable du programme Vision  
CEMAGREF, groupement de Montpellier

**Dominique BERTRAND**

Directeur de recherche  
INRA Nantes

## **Coordination logistique**

**Catherine DAVID**

**Christian MEKIDJIAN**

CEMAGREF, groupement de Montpellier



# Avant-propos

Essentielle pour la vie de tous les jours, la vision humaine fait partie de nos cinq sens. Chercher à reproduire artificiellement la vue de l'être humain a toujours été un objectif ambitieux, mais combien fabuleux, qui reste aujourd'hui encore un véritable défi.

La conjoncture économique actuelle et la mutation de l'agriculture favorisent l'émergence de nouvelles technologies. L'individu, qu'il soit producteur, négociant ou industriel utilise la vue dans son activité journalière. L'aider dans ses tâches quotidiennes en remplaçant là où cela est possible, ses yeux par un capteur est évidemment tentant. Pendant des années, cette technique était inaccessible car trop complexe, fragile et peu fiable. Aujourd'hui, grâce aux progrès de la technologie, on la voit apparaître au cœur même de tous les maillons de la chaîne agricole : dans les industries de transformation pour contrôler et identifier ce qui est inaccessible à l'opérateur, dans les appareils de contrôles portables où elle supprime la subjectivité des tests visuels, et demain dans les engins de récoltes où elle permettra de régler et de guider les machines, tout en améliorant globalement les performances des machines.

La vision industrielle devient dès à présent ce "**capteur intelligent**" qui bouleverse le paysage industriel : il est **sans contact**, donc non contaminant, peut travailler dans une gamme spectrale très étendue, du visible à l'invisible (NIR, IR, X...) et peut assurer plusieurs fonctions à la fois, comme mesurer des dimensions, des épaisseurs, apprécier les aspects de surfaces, les couleurs, distinguer les adjuvants ou corps étrangers, guider les outils, etc. Cette richesse de fonctionnalités donne aussi à ce "capteur" toute sa complexité.

Ce colloque se propose de faire le point sur les applications de vision artificielle dans l'agriculture au travers d'exemples de recherches menées par le CEMAGREF et l'INRA, notamment sur les aspects de production, de guidage, d'aide à la récolte, d'agrégage des produits, de la découpe de la viande et du contrôle qualité au sein des industries de transformation. Il s'agit de sensibiliser les professionnels, les chercheurs au potentiel assez extraordinaire de ce "capteur".

C. GUIZARD (CEMAGREF)  
D. BERTRAND (INRA)



# Sommaire

## Première partie

### **Les applications de la vision artificielle dans les étapes de production**

L'apport de l'outil vision <b>dans la production végétale et animale</b>	<b>11</b>
---	-----------

---

<b>Dénombrement automatique de virus <i>Mamestra-Bassicae</i> par analyse d'images</b> P. Aupinel, J.-C. Folmer, N. Ingrand, F. Minier .....	13
---	----

<b>Application de l'analyse d'image à l'étude de la croissance des larves de poisson</b> N. Charlon, J.-C. Folmer, P. Laborde.....	17
---	----

<b>Suivi de l'incubation de l'œuf de pintade par mirage et vision numérique</b> V. Louveau, F. Champs, P. Marchal, A. Ancel.....	25
---	----

L'apport de l'outil vision <b>au service des engins agricoles</b>	<b>33</b>
--	-----------

---

<b>Guidage automatique de machine agricole : état de l'art et présentation d'une application</b> R. Rouveure, D. Méchineau.....	35
--	----

<b>La vision au service du guidage d'un engin d'entretien des espaces naturels</b> M. Berducat, M. Derras, P. Bonton .....	37
---	----

**Exemple d'assistance à la conduite d'un engin par vision artificielle :  
le système V.R.P.**

T. Daniel..... 43

**L'apport de l'outil vision  
dans la mécanisation de la récolte** 49

---

**Évaluation de la qualité des récoltes : une approche par la granularité**

S. Guillaume, F. Ros, J.-M. Fatou..... 51

**Vision artificielle pour la récolte robotisée des fruits**

G. Rabatel, A. Bourely ..... 57

Deuxième partie

**Les applications de la vision artificielle dans les étapes  
de transformation des produits**

**L'apport de l'outil vision  
dans l'agrégage des produits avant transformation** 67

---

**Étude morphologique de grains de blés par analyse d'image**

M.-F. Devaux, B. Novales, D. Bertrand, P. Robert ..... 69

**Mise au point d'un système d'évaluation de la qualité des lots de carcasses  
de dinde sur chaîne d'abattage par vision numérique**

P. Marty-Mahé, G. Raffy, P. Marchal, V. Louveau..... 75

**Le contrôle par vision artificielle de la maturité des pommes  
à la cueillette : "AMIDOMETRE AM93"**

G. Planton ..... 83

**Utilisation de la vision artificielle pour le contrôle automatique  
de la découpe des carcasses de porcs**

J.-P. Chanet, B. Benet, P. Eynard, M. Mounin, C. Tinet ..... 93

**Exemple d'application de l'analyse d'images à la robotisation  
de la grosse coupe des bovins**

P. Tournayre ..... 99

L'apport de l'outil vision  
dans le contrôle qualité dans l'industrie agro-alimentaire

**Étude de la cinétique d'évolution de mousses de solution protéique  
par analyse d'images**

D. Bertrand, B. Novalés, Y. Popineau, W. Loisel, M.-F. Devaux ..... 107

**Contrôle dimensionnel et contrôle de la couleur par vision artificielle  
pour le diagnostic hors ligne d'un four de cuisson en biscuiterie**

T. Moll, A. Degoute, C. Guizard, G. Rabatel ..... 113

**Détection d'impuretés dans le tabac**

P. Montcuquet ..... 131

**Système temps réel de tri d'oranges**

F. Bernard, G.-M. Martin, A. Plebe ..... 137



## **Partie I**

# **Les applications de la vision artificielle dans les étapes de production**

---

L'apport de l'outil vision  
**dans la production végétale et animale**



# Dénombrement automatique de virus *Mamestra-Bassicae* par analyse d'images

P. Aupinel (1), J.-C. Folmer, N. Ingrand, F. Minier (2)

(1) INRA, Lutte biologique  
Domaine du Magneraud, 17700 Surgères  
Tél. 46 68 30 00 - Fax 46 68 30 87

(2) INRA, Informatique  
Domaine du Magneraud, 17700 Surgères  
Tél. 46 68 30 60 - Fax 46 68 30 87

Les virus d'insectes ont la particularité d'être spécifiques d'un ravageur et de se développer rapidement. C'est pourquoi, depuis quelques années, l'Homme utilise les virus pour contrôler les populations d'êtres nuisibles.

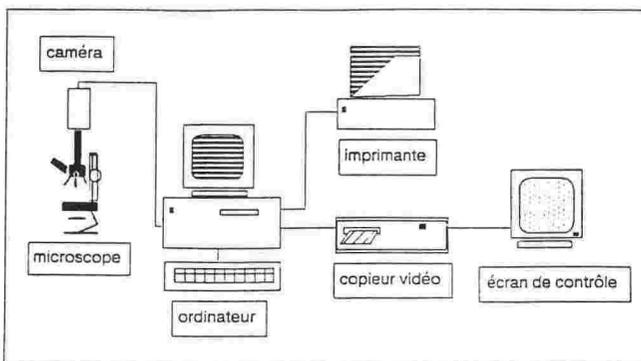
La station de lutte biologique du Magneraud étudie la souche de Baculovirus de *Mamestra-Bassicae*, et met au point les conditions d'élevage et de production de ce virus. Il est maintenant certain que l'efficacité d'une préparation est proportionnelle à la concentration de virus dans la solution produite.

A la veille d'une production industrielle, nous avons mis au point un procédé automatique pour évaluer la qualité des produits. Cette méthode prend en compte d'une part la purification du produit : par tamisage et filtration, et d'autre par le dénombrement des particules virales (ou polyédres) par analyse d'images.

## La purification :

Le tamisage et surtout la filtration sur des membranes de 25.5 micron facilite le dénombrement manuel des polyédres sur des cellules de Malassez, sans retenir les particules virales. Par contre, la congélation des produits au cours de la purification modifie le titre de la solution.

## Le dénombrement :



La chaîne d'analyse d'images que l'on peut qualifier d'économique (environ 60 000 F hors microscope) comprend divers appareils :

Micro ordinateur 486 dx 33  
Imprimante Epson FX 550  
Copieur Vidéo Mitsubishi  
Moniteur de Contrôle Philips  
Caméra CCD  
Carte d'acquisition PIP 1024

VISILOG le logiciel utilisé pour cette application est assez 'gourmand' en temps de calcul, un microprocesseur rapide et un coprocesseur arithmétique sont indispensables, sinon certaines fonctions sont inutilisables.

La configuration mémoire du micro-ordinateur est la suivante:  
8 Mo de RAM dont :

- 4 Mo EMS : VISILOG peut loger les images dans la mémoire des cartes à digitaliser, mais celle-ci est limitée à la vitesse du bus micro-ordinateur. Depuis la version 3.6, il est possible de mettre les images en mémoire EMS. Cela permet d'obtenir un gain de temps de l'ordre de 30%, mais aussi de travailler sur des images 16 bits alors que beaucoup de cartes possèdent une résolution de 8 bits.

- 2 Mo disque virtuel : Certaines fonctions n'ayant pas assez de place en mémoire du dos, travaillent sur le disque dur. Il est donc nécessaire de disposer d'un disque très rapide sinon le temps de traitement peut devenir prohibitif. La taille du disque virtuel peut être portée à 3 Mo, ce qui permet d'y placer VISILOG et ainsi d'éviter des accès disque dur souvent sollicités par le chargement des overlays.

- 1 Mo de mémoire Cache : sera très utile surtout si VISILOG travaille sur le disque dur.

Cette configuration permet d'avoir 32 images 256\*256 ou 8 images 512\*512 sur 16 bits, quelque soit le type de la carte à digitaliser.

VISILOG, associé à la carte MATROX PIP 1024 constituent les outils primordiaux de notre système. Le 'script' du programme de dénombrement est donné en annexe.

L'utilisation successive des fonctions GRAB, NORMALISE et TOPHAT, permet de digitaliser l'image, d'en modifier la répartition des niveaux de gris et de la 'binariser' en limitant les effets des variations de l'éclairage du microscope.

Les polyèdres de *Mamestra-Bassicae* correspondent à des particules de formes arrondies, avec un cercle contrasté noir et un centre clair. L'originalité du programme réside dans l'appel de la fonction EULER(filter cell) qui dénombre les éléments troués d'une image. Ainsi les particules indésirables tels que débris, poussières sur les lentilles si elles sont identifiées avec la fonction LABEL ne seront pas comptabilisées car elles ne possèdent en général pas de trous en leur centre.

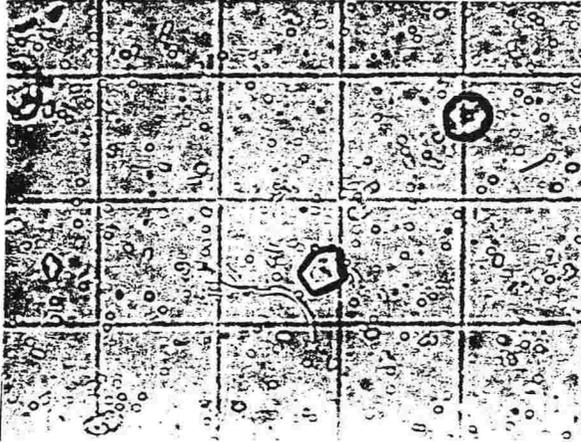
Cette particularité nous a également permis d'évaluer avec précision notre système en comparant la mesure manuelle et automatique, les grilles de la cellule de Malassez ne perturbant pas le comptage avec VISILOG.

La caméra, placée sur le microscope, ne visualise pas la totalité du champ optique. Elle saisit 0,26\*0,18 mm soit 0,047 mm<sup>2</sup>, alors que la superficie titrée sous le champ microscopique correspond à 0,50 mm<sup>2</sup>. Il est nécessaire d'ajuster la formule de calcul du nombre de polyèdres/ml de solution titrée par analyse d'images :

$$\frac{\text{nombre de polyèdres comptés} \times 1,1 \cdot 10^5 \times \text{dilution}}{\text{nombre de champs de microscope comptés}}$$

Le dénombrement microscopique des polyèdres est plus élevé ou égal à celui obtenu par analyse d'images. Les faibles variations s'expliquent par le fait que lors du titrage manuel sur microscope, l'observateur fait varier la profondeur de champ du microscope et dénombre ainsi les particules sur plusieurs profondeurs de champ.

Annexe 1 : Virus *Mamestra-Bassicae*, Produit tamisé déposé sur cellule de Malassez



Annexe 2 : Script utilisé en routine au laboratoire de Lutte Biologique du Magneraud.

```
! VISILOG SCRIPT FILE
! V3.8/8/88
!
!! START
VLOG : $ grab
Acquisition quadrant (Auto) : $ 0
Input channel (1) : $ 0
Output image name : $ im
Freeze image (yes) : $ !
VLOG : $ normalise
Input image : $ im
Normalise in range (Min-Max) : $ 0
Output interval : $ 0 255
Outside range : $ 0 255
Output image : $ norm
VLOG : $ tophat
Input image : $ norm
Size of the structuring element : $ 2
Mode (black) : $ 1
Output : $ top
Low and high thresholds : $ 10 255
Adjusted to : $ 10 255
VLOG : $ label
Input : $ top
Output : $ lab
VLOG : $ analyze_cell
```

Input labeled image : \$ lab  
Shape parameters (yes) : \$ 1  
  Surface/Perimeter (yes) : \$ 1  
  Inertia parameters (no) : \$ 0  
  Feret diameters (no) : \$ 0  
  Intercept numbers (no) : \$ 0  
Density parameters (no) : \$ 0  
Save results on (G\_file) : \$ 0  
Output G-filename [.cel] : \$ xmx  
VLOG : \$ filter\_cell  
Input measure file [.cel] : \$ xmx  
Input labeled image : \$ lab  
Output type (Binary) : \$ 0  
Output image : \$ trou  
Filter using (Shape para.) : \$ 0  
  Filter class (Area/Peri) : \$ 0  
Choice (Euler) : \$ 2  
Retained interval : \$ 0 0  
VLOG : \$ number  
Input : \$ trou  
Work image : \$ Q6  
VLOG : \$ delete  
Image or \* for all : \$ xmx.cel  
Delete file (yes) : \$ 1  
VLOG : \$ lutselect  
Type (std) : \$ 0

# Application de l'analyse d'image à l'étude de la croissance des larves de poisson

N. Charlon (1), J.-C. Folmer (2), P. Laborde (1)

(1) INRA, Laboratoire de nutrition des poissons  
Unité mixte INRA / IFREMER  
Route de Quart Ibarron  
64310 Saint-Pée-sur-Nivelle  
Tél. 59 51 59 51 - Fax 59 54 51 52

(2) INRA, Informatique  
Domaine du Magneraud, 17700 Surgères  
Tél. 46 68 30 60 - Fax 46 68 30 87

## RESUME

La technique d'analyse d'image a été utilisée pour étudier la croissance de larves de silure (*Silurus glanis* L.) élevées avec des régimes alimentaires artificiels de composition et de granulométrie différentes.

Le taux de croissance spécifique de la longueur est de 4 à 5%; celui de la surface est de 9 à 10%. Les aliments avec la plus grosse granulométrie donne les croissances les plus élevées avec une différence significative ( $p < 0,05$ ).

## ABSTRACT

The image analysis system was used to study growth of early fry of European Catfish (*Silurus glanis* L.) fed artificial diets with different composition and particle sizes.

From image analysis data, specific growth rate was estimated to be 4-5% for the length and 9-10% for the area. Diets with the biggest particle sizes led to the highest growth of larvae ( $p < 0.05$ ).

Cette technique est utilisée à la Station d'Hydrobiologie INRA de Saint-Pée-sur-Nivelle par l'équipe d'Élevage Larvaire. Un des sujets de recherche de ce laboratoire est la mise au point de régimes alimentaires artificiels qui assurent une bonne croissance aux larves de certaines espèces de poisson particulièrement difficiles à élever.

Les expériences sont faites dans un dispositif d'élevage en circuit fermé comportant 20 bacs de 300 à 400 larves venant d'éclore.

Les études portent d'une part sur la morphologie externe (changement de forme au cours du développement) et d'autre part sur la croissance moyenne des lots.

Initialement, les mesures de morphologie externe étaient effectuées sur des échantillons prélevés périodiquement dans les différents bacs. Les larves étaient alors anesthésiées et observées une par une sur le côté à l'aide d'une loupe équipée d'un micromètre oculaire. Cette méthode était longue et fastidieuse. Elle nécessitait en outre le sacrifice des échantillons prélevés.

En 1987, l'achat d'un système semi-automatique VIDS a permis de mesurer plus rapidement et plus facilement les larves.

L'achat des logiciels VISILOG en 1990 et OPTIMAS en 1994, ainsi que la collaboration avec le service informatique de l'INRA-Magneraud, a permis d'introduire une programmation du traitement des images après numérisation.

## **1. SYSTEME VIDS (commercialisé par Systèmes Analytiques)**

### **1.1. Descriptif**

Un système VIDS IV comprend :

- 1 compatible IBM AT 386 (640 Ko MC et 1 Mo de mémoire étendue),
- 1 moniteur couleur,
- 1 carte interface VIDS IV (carte AMS VIDS),
- 1 moniteur couleur haute résolution de visualisation,
- 1 table à digitaliser munie d'un curseur à 4 boutons,
- 1 caméra vidéo couleur à tubes JVC avec des objectifs interchangeables qui permettent d'afficher chaque poisson en plein écran,
- 1 imprimante,
- 1 logiciel VIDS IV.

C'est un système de mesures qui permet affiche sur l'écran une image directe des échantillons placés sous la loupe binoculaire.

Grâce au curseur, le logiciel permet de mesurer des longueurs ou de faire le contour de certains éléments intéressants et de réaliser ainsi toute une gamme de mesures : longueur, surface, périmètre, facteur de forme, dimension la plus longue, angle ... Les résultats apparaissent directement à l'écran ainsi que les paramètres statistiques qui leur sont associés (moyenne et écart-type pour chaque échantillon). Les données sont stockées dans un fichier ASCII.

## 1.2 Méthodologie

Chaque semaine, 10 poissons sont prélevés dans chaque bac, anesthésiés puis disposés sur une lame de verre placée sous la loupe binoculaire.

Après étalonnage de l'appareil, des mesures linéaires sont prises en cliquant avec le curseur sur certains points de repère précis (par exemple extrémité de la tête et extrémité de la nageoire caudale pour avoir la longueur totale). Des mesures de surface peuvent également être calculées en faisant le contour de la larve avec le curseur.

## 1.3 Avantages de la technique VIDS :

La larve étant anesthésiée, les points ou contours sont faciles à déterminer.

Les parties peu contrastées de l'animal peuvent être prises en compte, en particulier le pourtour de la queue qui est souvent presque transparent.

On peut éliminer à volonté à l'oeil les artefacts, par exemple les particules alimentaires parfois accrochées sur le corps de la larve, peuvent être éliminer manuellement.

## 1.4 Inconvénients de la technique VIDS :

Les poissons prélevés sont sacrifiés

L'analyse de l'image affichée à l'écran est totalement manuelle puisqu'elle se fait par appréciation de repères.

Il n'y a pas de possibilité de réexaminer les échantillons étudiés puisqu'il n'y a pas de sauvegarde des images.

## 2. OPTIMAS

### 2.1 Descriptif

Depuis peu, le laboratoire s'est équipé du logiciel OPTIMAS

Ce système d'analyse d'image comprend :

- 1 compatible IBM AT 486/33 (16 Mo MC) avec son moniteur couleur,
- 1 carte d'acquisition MATROX PIP 1024 (512x512, 256),
- 1 moniteur couleur haute résolution de visualisation,
- 1 petite caméra BURLE de vidéo surveillance CCD noir et blanc équipée d'un objectif COSMICAR 16 mm F 1.4,
- 1 logiciel OPTIMAS,

### 2.2 Méthodologie

Plusieurs dizaines de larves sont prélevées dans chaque lot en élevage. L'échantillon est transféré dans un bac en altuglass transparent contenant un peu d'eau. Ce bac réservé aux prises de vue est placé sous la caméra CCD fixée à un statif. Trois tailles de bacs sont disponibles en fonction de la grosseur des poissons; leurs dimensions ont été calculées pour que leurs bords intérieurs correspondent aux dimensions de l'écran de visualisation. Il est éclairé par une batterie de 3 lampes fluorescentes de 15 watts situées en dessous dans une boîte lumineuse.

### **2.2.1 Acquisition et sauvegarde des images**

Elle se fait en 2 étapes :

- *Acquisition d'une image étalon*

Avant le démarrage d'une série d'images correspondant à un prélèvement, un étalon est photographié dans le bac de prise de vue sans poisson; c'est une grille quadrillée tous les millimètres disposée au 1/3 de la hauteur d'eau prévue (cette hauteur d'eau variant selon la grosseur des larves). La mise au point est faite définitivement et le diaphragme est réglé pour que la valeur de niveau de gris du fond soit proche de 152; ce réglage de la lumière environnante permet d'avoir un bon contraste des poissons.

- *Acquisition des images de poissons*

Notre effort a porté sur la saisie des images. Une bonne image permet une sélection facile des éléments à analyser (larves en l'occurrence) sans abuser des transformations qui entraînent toujours une perte d'information.

#### **3 recommandations peuvent être faites :**

- Les prélèvements doivent être faits avec soin en évitant de transférer des particules alimentaires et des fèces.

- L'activité des poissons doit être optimale c'est-à-dire qu'ils doivent nager normalement sous la caméra sans se coucher sur le flanc, signe de stress le plus souvent dû à une température de l'eau trop élevée et à un manque d'oxygène.

- Les larves doivent être prises dans des conditions optimales de répartition (dimension de la cuve, hauteur de la caméra et densité des poissons à déterminer pour qu'ils soient bien individualisés); tous les poissons se touchant ou disposés sur le bord de l'écran seront éliminés par programmation et ne seront pas pris en compte lors du traitement.

### **2.2.2 Traitement des images**

a/ Lancement du programme permettant l'étalonnage de la série

b/ Lancement du programme de traitement des images de poissons et de mesures.

Les principales étapes du traitement sont :

- Copie des trames vidéo impaires sur trames vidéo paires

- Filtrages : passe-bas, passe-haut, médian

- Chapeau haut de forme

- Elimination des particules indésirables suivant critères pré-définis

- Mesures

- Mise en fichier compatible EXCEL

Les données sont directement récupérées dans le tableur EXCEL qui permet d'obtenir instantanément paramètres statistiques et graphiques.

### **2.2.3 Avantages de la technique OPTIMAS :**

Le matériel utilisé est peu encombrant. Il est prévu de ne transporter dans le hall d'élevage que l'unité centrale et la caméra CCD qui est petite et très légère (800 g), un écran de visualisation restant sur place.

L'aspect non destructif de la méthode est très appréciable. Les lots peuvent être suivis de très près pendant les premières semaines où la croissance est très spectaculaire (le

poids peut augmenter de plus de 15% par jour). En outre, la densité des lots est respectée, cette densité pouvant avoir une influence sur la croissance relative des individus.

Les données sont directement exportées sous EXCEL, tableur permettant de réaliser immédiatement les traitements statistiques de base ainsi que les graphiques.

L'impression directe sur imprimante des images visionnées à l'écran est très pratique

#### **2.2.4 Critique de la méthode OPTIMAS :**

Parfois des particules alimentaires ou des fèces se trouvent à la périphérie des poissons. Il peut donc y avoir légère surestimation des surfaces après binarisation.

#### **2.2.5 Dépouillement des images d'une expérience**

L'exemple traité ici est celui d'une expérience très simple réalisée en 1994 sur le silure (*Silurus glanis* L).

Le silure est un poisson que l'on trouve dans l'Est de la France où il peut atteindre une taille impressionnante; des individus de plus de 2 m ont été pêchés dans la Saône. Cette espèce suscite actuellement beaucoup d'intérêt à cause de ses grandes capacités de croissance en eau chaude (plus de 600 g en 6 mois à 25 °C).

Au laboratoire, des lots de 360 larves chacun ont été mis en élevage, dès leur sortie de l'oeuf (jour J0) avec 2 régimes différents et 2 granulométries distinctes tout au long de l'expérience:

R1 et R2 avec un mélange de foie et de levure tamisé respectivement à 100 - 200 µm et 200µ- 400 µm,

R3 et R4 avec un mélange de foie et de farine de poisson tamisé respectivement de la même façon que ci-dessus. Trois réplicats par type de régime ont été prévus. Un lot (RJ) a été maintenu à jeun.

L'expérience a duré 35 jours (du jour J0 au jour J34) avec évidemment augmentation progressive des granulométries relatives au cours du temps.

Chaque type de régime a été suivi sur un seul bac grâce à une série de 13 prélèvements de plusieurs dizaines de larves effectués au jour J0, J3, J6, J9, J13, J15, J17, J20, J22, J24, J27, J29 et J34. Pour la 1ère semaine, les échantillons prélevés dans chaque bac comportaient environ une soixantaine de larves placées dans le bac de prise de vue avec 8 mm d'eau. La hauteur du statif portant la caméra était à 17,5 cm du bac.

Par la suite, quand les poissons ont grandi, l'échantillon prélevé était moins important, le bac était plus grand et la caméra était placée plus loin. La hauteur d'eau était aussi plus importante (16 mm en fin d'expérience).

Le dépouillement d'une même série d'images se fait avec la configuration établie d'après les mesures réalisées sur l'étalon correspondant à la série et avec le même seuillage. Dans le cas du silure, le niveau de gris du corps au jour J0 se situe entre 80 et 100 et au jour J34 entre 8 et 60 pour les plus gros. Les barbillons, la queue, les nageoires pectorales et pelviennes sont relativement peu pigmentés et échappent au

seuillage; seules la tête et la partie charnue du corps sont prises en compte ce qui donne une bonne représentation de la croissance.

La figure 1 présente l'évolution des longueurs et des surfaces pour les prélèvements successifs entre J0 et J34.

En début d'expérience, les larves mesurent en moyenne 7,8 mm de longueur et atteignent plus de 4 cm à la fin.

Une différence significative ( $p < 0,05$ ) apparaît entre les régimes de granulométrie différente, l'utilisation d'une granulométrie plus élevée dans les régimes R2 et R4 donnant des individus plus gros.

Après transformation logarithmique (ln), on peut calculer la pente des droites correspondant au taux de croissance spécifique journalier de la longueur (4 à 5%) et de la surface (9 à 10%). Les coefficients de corrélation sont très élevés (0,95 à 0,99 pour 11 degrés de liberté).

Ces résultats sont en accord avec ceux de C.BEC (1994) qui a trouvé un taux de croissance spécifique TCS de 15% pendant la même période en pesant les poissons vivants de cette même expérience et en appliquant la relation :

$$TCS = 100 (\ln P_f - \ln P_i) * T^{-1}$$

(avec  $P_f$  = poids final,  $P_i$  = poids initial et T = nombre de jours de la période considérée).

HAMACKOVA *et al.* (1994) donnent également des résultats comparables pour des conditions d'élevage analogues.

Il est intéressant de remarquer que les taux de croissance spécifiques de la longueur, de la surface et du poids sont environ dans les rapports de 1, 2 et 3 ce qui est dû au fait que les larves changent peu de forme au cours de leur développement précoce.

### 3. Conclusion

Cette méthode non destructive permet d'obtenir rapidement une bonne appréciation de la croissance de larves de poisson soumises à des régimes artificiels différents. Pour le moment, le processus n'est pas entièrement automatique puisqu'il faut fixer le seuillage en début de traitement.

Avec une bonne habitude, il est facile d'avoir entre 6 et 8 poissons identifiables à l'écran ce qui donne pour un ensemble de 5 images la possibilité d'avoir un échantillon de 30 à 40 poissons par régime étudié. Il est ainsi possible de mettre rapidement en évidence les régimes qui se révèlent carencés.

### BIBLIOGRAPHIE

- BEC C., 1994. Alimentation artificielle des larves de *Silure glane*.  
Diplôme Tech. Sup. de la mer. Inst. Nat. Techn. de la mer, Cherbourg, 40 p.
- HAMACKOVA J., SZLAMINSKA M., KOURIL J., VACHTA R.,  
STIBRANYIOVA I., 1994. Feeding of early fry of European Catfish (*Silurus glanis* L. with four starter feeds and zooplankton. Atelier international sur les bases biologiques de l'aquaculture des siluriformes, 24-27 mai 1994, Montpellier, p. 75.

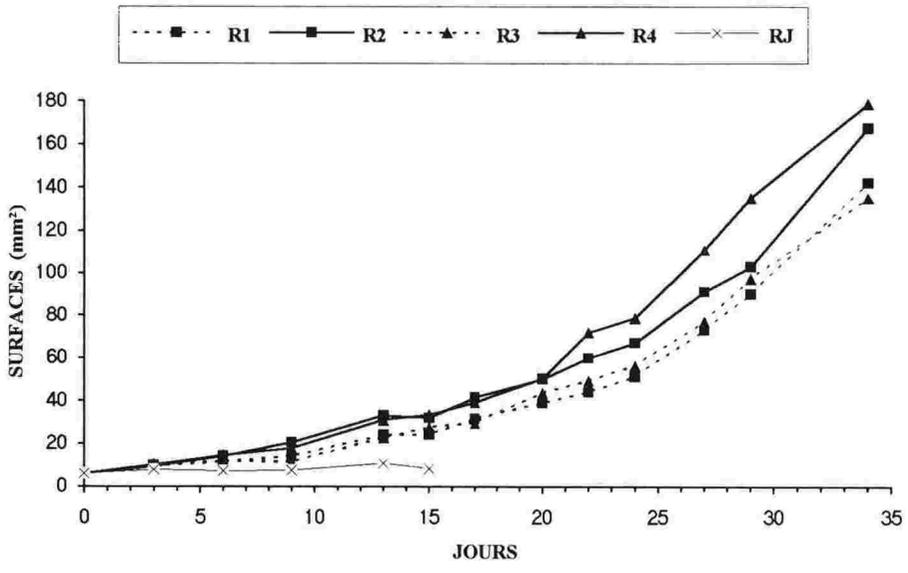
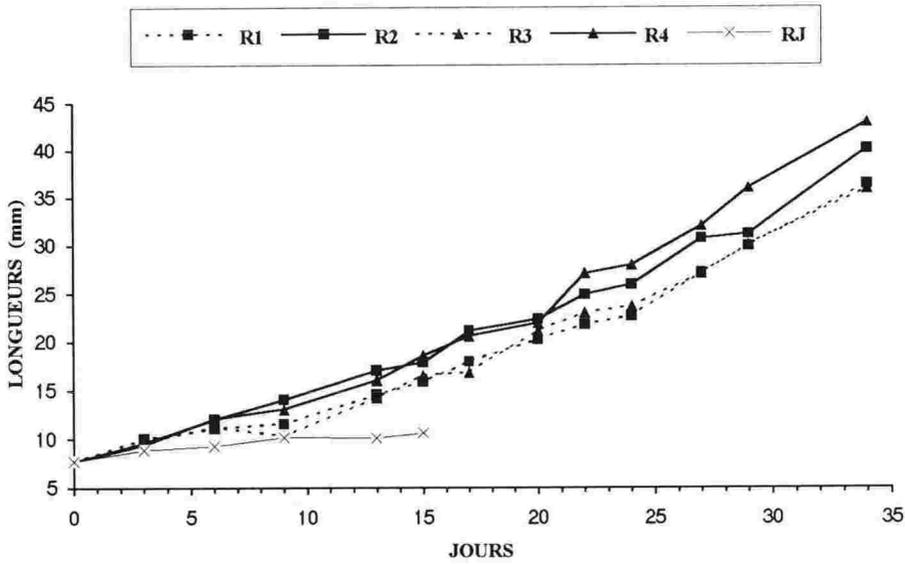


Figure 1  
Croissance en fonction des régimes distribués entre les jours J0 et J34



# Suivi de l'incubation de l'œuf de pintade par mirage et vision numérique

V. Louveau, F. Champs, P. Marchal (1), A. Ancel (2)

(1) CEMAGREF, groupement de Rennes, division Technologie  
17, avenue de Cucillé, 35044 Rennes - Tél. 99 28 15 15 - Fax 99 33 29 59

(2) CNRS, Centre d'écologie et de physiologie énergétique  
23, rue de Bécquerel, 67087 Strasbourg - Tél. 88 10 69 00 - Fax 88 10 69 06

## Résumé

La maîtrise des paramètres de température et d'hygrométrie au cours de l'incubation permet d'optimiser le développement embryonnaire. Il est possible de suivre ce développement en mesurant la poche d'air de l'œuf au moyen d'un système de vision .

Lors de l'acquisition des images des œufs mirés, l'influence de l'éclairage, de l'offset et du gain, de l'ouverture du diaphragme ainsi que de la position de l'œuf a été étudiée.

Les contours et les surfaces des œufs et de leur poche d'air sont ensuite obtenus à l'aide d'un algorithme d'extraction de contours. On observe les meilleurs résultats lors du 13<sup>e</sup> jour d'incubation et on détecte alors 99.2% des œufs et 91.5% des poches d'air.

Ces données sont enfin analysées et la corrélation entre les pertes de masse estimées par vision et celles mesurées montre l'intérêt d'une telle méthode.

**MOTS-CLES :** Oeuf de pintade - Incubation - Système de vision - Détection de contours, Segmentation - Reconnaissance de formes.

## Abstract

During incubation, the control of temperature and humidity enables the development of embryos and reduces the percentage of eggs that don't reach hatching. We thought out a method using machine vision for observing embryos development during the incubation by detecting air cell size.

The influence of the main parameters (lighting source, offset and gain of acquisition board, aperture of camera, egg position ) of the acquisition procedure were studied.

After acquisition of images using back lighting we conceived an algorithms to estimate air cell surface and egg surface. This method uses edge extraction for evaluation of size measurements. The best algorithm performs with accuracy of 91.5 % for air cell size and 99.2 % for egg size at day 13 of incubation.

A calculation procedure had been developed to obtain egg weight losses from vision data and to compare with real measurements.

**KEYWORDS :** Guinea Fowl Egg - Incubation - Vision machine - Edge detection - Scene segmentation - Pattern recognition.

## Introduction

Un contrôle des paramètres thermophysiques lors de l'incubation et leur adéquation au développement embryonnaire permettent d'augmenter le taux d'éclosion (ANCEL, 1989 et TULLET, 1981). De nombreux travaux ont eu pour objectif d'observer ce développement au cours des premiers jours d'incubation (ROL NIK, 1977), (DANNO, 1991). Il est possible d'estimer les pertes de poids d'un oeuf au cours de son incubation en mesurant sa poche d'air (L.PHILIPS, 1991). Un système de vision a déjà été utilisé pour le mirage des oeufs (DAS, 1992), (GOODRUM, 1992).

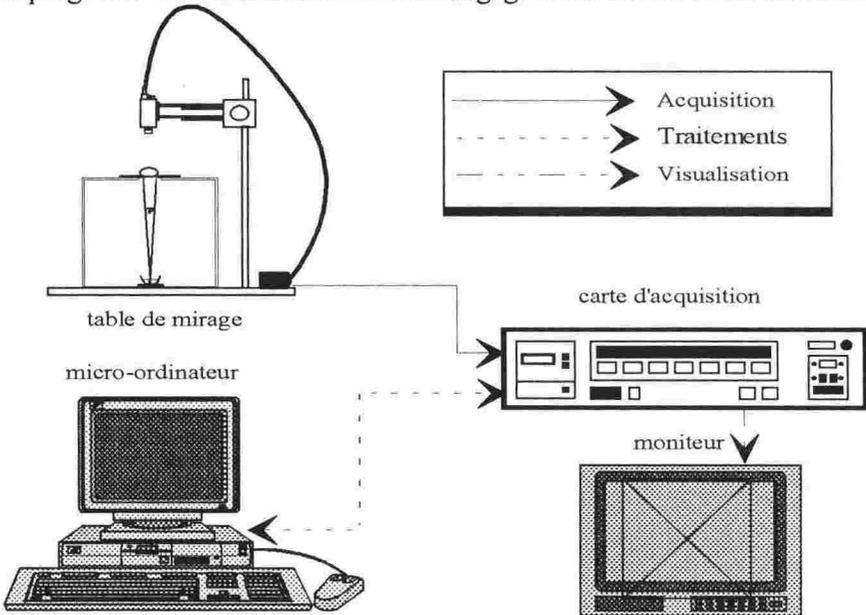
L'objectif de nos travaux consiste donc à mettre au point un système de vision permettant une mesure automatique des pertes de masse au cours de l'incubation (MARCHAL, 1993) en vue d'optimiser les consommations énergétiques et le taux d'occupation des incubateurs.

### 1. Matériel et méthodes.

#### 1.1. Le système de vision.

Il se compose ainsi:

- une caméra CCD HAMAMATSU (C3077) munie d'un objectif 1.5/12.5 mm (TARCUS),
- une carte d'acquisition MATROX PIP1024B équipant un micro-ordinateur,
- un moniteur de visualisation,
- un logiciel d'acquisition et de traitement d'image VISILOG 4 de la société NOESIS,
- des programmes de traitement écrits en langage C sur une SPARCstation SUN.



## 1.2. L'équipement.

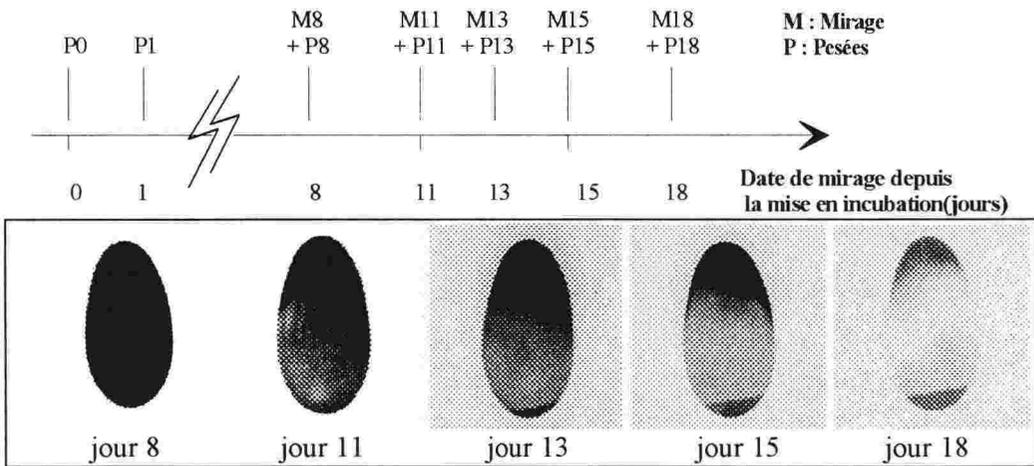
Pour l'expérimentation nous avons utilisé :

- un incubateur expérimental (0.15 m<sup>3</sup>) équipé d'un système de régulation de température et d'hygrométrie (consignes 37.2°C et 50% HR), et de 5 plateaux de 35 oeufs inclinés de 120° toutes les deux heures,
- une table de mirage recouverte d'un support en mousse noire pour éviter la diffusion et la dispersion de la lumière autour de l'oeuf.

## 1.3. Procédure expérimentale, acquisition.

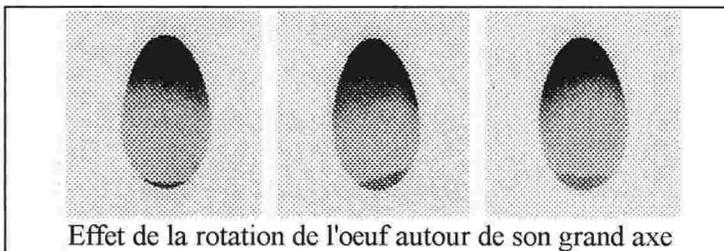
Les oeufs ont été initialement pesés, mesurés (longueur, largeur et volume) et numérotés puis placés dans l'incubateur. Les opérations de mirage ont eu lieu du 8ème au 18ème jour et les pertes de masse ont été mesurées simultanément.

### Procédure expérimentale



Durant l'expérimentation, il a été possible d'étudier l'influence de plusieurs paramètres :

- la source de lumière utilisée pour le mirage : un éclairage halogène dichroïque à faisceau étroit a été retenu,
- la position et la rotation de l'oeuf sur le support,
- le diaphragme de l'objectif : l'ouverture maximale donne les meilleurs résultats,
- l'offset et le gain de la carte d'acquisition : ils sont adaptés au jour du mirage.



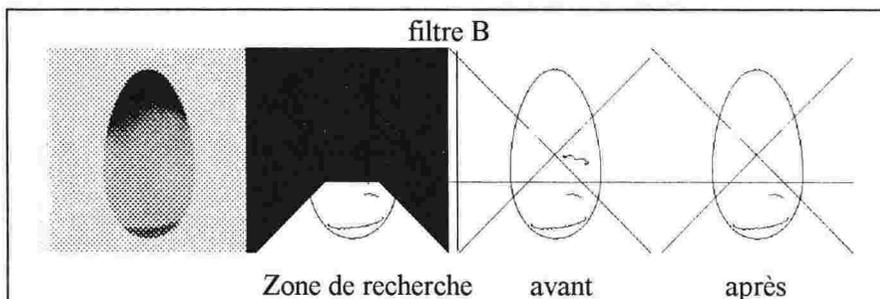
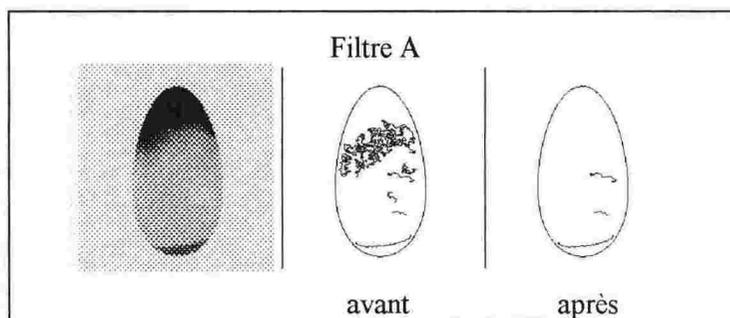


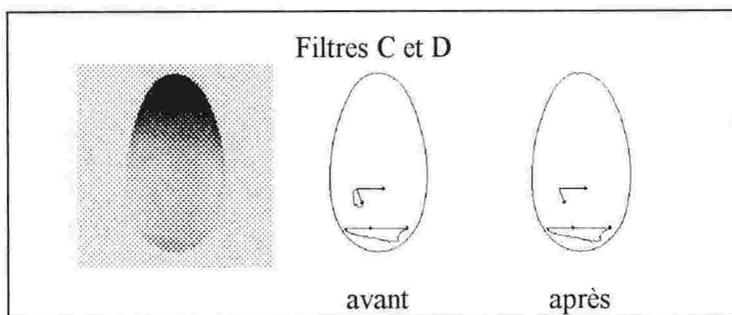
## 2. Traitement des images.

### 2.1. Extraction des contours.

La détection de l'oeuf et de sa poche est réalisée au moyen d'un algorithme de détection de contours élaboré par CAMILLERAP *et al.* L'algorithme calcule d'abord les matrices de gradients en x et en y, une matrice des amplitudes du gradient ainsi qu'une matrice des Laplaciens. La détection de contours se fait par passage à zéro du Laplacien en vérifiant des contraintes d'amplitude de gradients. Le paramétrage du logiciel a permis de l'adapter à la détection de l'oeuf et de sa poche.

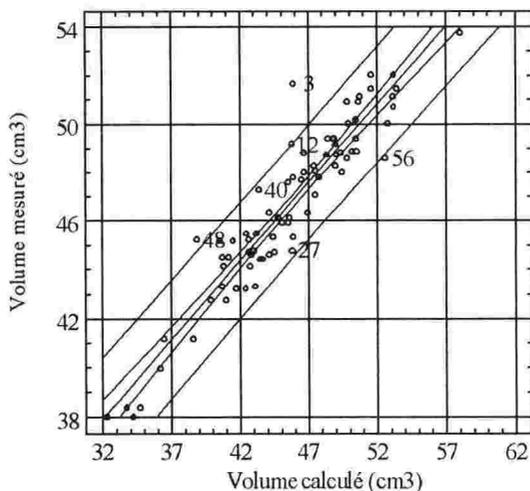
Ensuite des filtres de rectitude (A), de position (B), de taille (C) et d'orientation (D) sont appliqués pour sélectionner les contours poche.





## 2.2. Validation des mesures effectuées par vision.

A partir des contours précédents, il a été possible de calculer les volumes en considérant l'oeuf comme un volume de révolution (PAGANELLI, 1975). On a pu observer une bonne corrélation entre les volumes évalués à partir de l'image préalablement calibrée, et ceux mesurés.



Il a par la suite été possible d'améliorer encore les mesures par un contrôle rigoureux de la position de l'oeuf sur son support (distance oeuf-caméra constante)

## 3. Résultats.

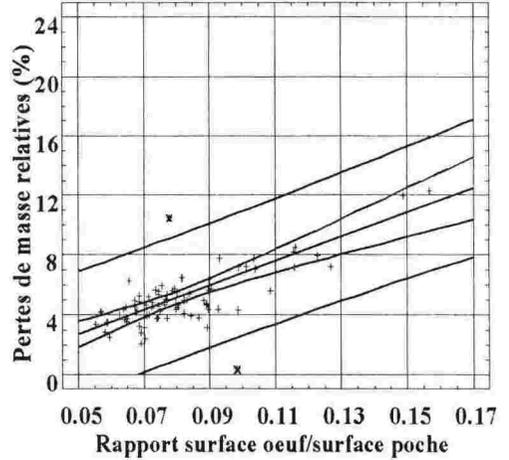
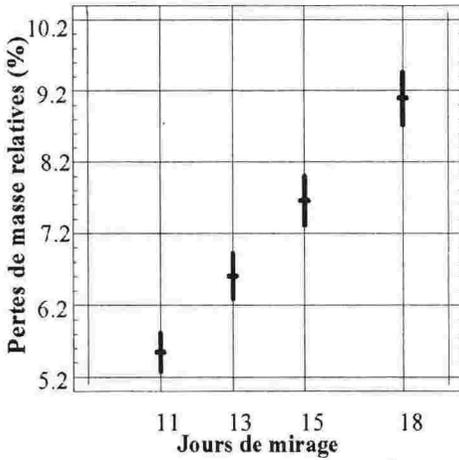
### 3.1. Détection.

Les meilleurs résultats sont obtenus pour les 13ème et 15ème jours de mirage avec 97.5% de détection des oeufs et 99.2% des poches.

	jour 08	jour 11	jour 13	jour 15	jour 18
Pourcentages	100 %	77.3 %	99.2 %	97.5 %	13 %
Pourcentages	25 %	71.7 %	91.5 %	91.4 %	77.4 %

### 3.2. Interprétation.

On peut vérifier que, au cours de l'incubation, l'évolution moyenne des masses est bien linéaire. Les premiers résultats montrent qu'il existe bien une relation entre le rapport surface poche / surface oeuf issu de la détection de contours et les pertes relatives de masse calculées comme  $((\text{poids jour 0} - \text{poids jour N}) / \text{poids jour 0})$  au jour N.



La difficulté rencontrée réside dans l'interprétation de la mesure la poche : le plan de poche n'étant pas orthogonal au grand axe de l'oeuf (voir images § 1.3.), la mesure de la surface poche ne fournit pas une information suffisante.

### Conclusion

Ces travaux montrent qu'il est possible d'utiliser un système de vision pour estimer les pertes de masse des oeufs de pintades en cours d'incubation en mesurant l'évolution de la poche d'air.

Des études en cours confirment les résultats obtenus et le calcul du volume poche par une nouvelle interprétation du contour améliore l'estimateur des pertes de masse.

## Références bibliographiques.

Ancel A. : L'oeuf de pintade et son incubation. Thèse présentée à l'université Louis Pasteur de Strasbourg, 29 septembre 1988.

Camillerapp J. *et al* : INSA Département Informatique 20, avenue des Buttes de Coesmes 35043 RENNES.

Danno A., M. Miyazato and E. Ishiguro. 1979. Quality evaluation of agricultural products II. Memoirs of the Faculty of Agriculture Kagoshima University 15(24) : 145-158

Das K. 1991. Detecting fertility of hatching eggs during incubation using machine vision. Unpub. M. S. thesis, Department of Biological and Agricultural Engineering, The University of Georgia, Athens.

Goodrum J. M. et Elster R. T. : Detection of cracks in eggs using machine vision et Machine vision for crack detection in rotating eggs. Transaction of the American Society of Agricultural Engineers, 1992 (p1323-1328)

Marchal Ph., Louveau V., Marty-Mahé P. : Detecting egg weight loss during incubation with a machine vision. Food Processing Automation Conference, Orlando, Feb. 1994.

Paganelli C. V., A. Olszowska and A. Ar : the avian egg : surface, area, volume and density. Condor 76 (p311-317).

Philips L., Brake J., Ellner S., and Oukama R. : A mathematical model of estimation of broiler egg weight loss physical dimensions and air cell size during incubation. Poultry Science, Avril 1992, n°71 vol4 (p625-630).

Rol'Nik V. V. 1977. Suitability of hens eggs for incubation in the fresh state and after storage. Wageningen, Netherlands Center for Agricultural Publications.

Tullet S. G. , 1981. Theoretical and practical aspects of eggshell porosity. Turkeys 29 : 24-28



L'apport de l'outil vision  
**au service des engins agricoles**



# Guidage automatique de machine agricole : état de l'art et présentation d'une application

R. Rouveure, D. Méchineau

CEMAGREF, groupement d'Antony,  
division Électronique et intelligence artificielle  
BP 121, 92185 Antony Cedex  
Tél. (1) 40 96 61 21 - Fax (1) 40 96 60 80

---

## Résumé de l'intervention

---

La mécanisation et la motorisation des équipements agricoles ont permis de réduire considérablement les efforts physiques mis en jeu par l'homme. La pénibilité s'est alors plutôt portée sur la répétition des gestes à effectuer, la vitesse et la précision de réaction aux sollicitations de machines de plus en plus puissantes et rapides, tout en cherchant à maintenir ou accroître la qualité du travail. L'automatisation a déjà permis de commencer à réduire cette pénibilité. L'analyse des différentes tâches confiées à l'opérateur montre que de l'implantation de la culture à la récolte, une grande partie du temps et de l'attention de celui-ci est consacrée à la conduite en ligne; le temps consacré aux manoeuvres en bout de raie étant d'autant plus marginal que la parcelle est grande.

Il s'agit d'un véritable problème auquel les constructeurs de machines ou les agriculteurs ont proposé de nombreuses solutions très souvent spécifiques à un travail donné. On peut citer la pose de piquets alignés, le jalonnage ou l'utilisation de disques traçeurs pour le semis, le dépôt de paquets de mousse lors de traitements phytosanitaires avec des rampes de pulvérisation de grande largeur, l'utilisation de palpeurs mécaniques sur la végétation.

Ces techniques de guidage concernent les travaux culturaux dont l'univers est structuré par :

- la tâche (en labour ou en semis)
- la végétation (en traitement phytosanitaire)
- l'ajout de guides (faisceau laser pour les machines à planter la vigne).

En fait il s'agit toujours de matérialiser et d'utiliser une trace, un guide au plus près du conducteur pour maintenir son efficacité bien que les outils soient plus larges et les machines plus rapides.

La communication présente un système de guidage automatique comprenant un module de perception basé sur la vision artificielle associé à un module de contrôle adaptatif utilisant les techniques à base de réseaux de neurones.

Contrairement aux dispositifs actuels non automatiques utilisées par les agriculteurs, nous nous sommes imposé d'avoir le même traitement d'images pour toutes les situations culturales déjà évoquées en prenant en compte les conditions d'éclairage changeantes dues au fait que nous sommes dans un environnement naturel et à l'extérieur.

Le principe original présenté permet de détecter dans une partie de l'image (pour réduire le temps de calcul) les interfaces de contraste contenues dans le guide (ou la trace à suivre); un traitement statistique calcule les écarts de cap et de position entre la trace à suivre et le véhicule qui sont transmises au contrôleur neuronal. Le traitement de base pour détecter les interfaces de contrastes est particulièrement simple, il permet d'envisager qu'une grande partie du traitement soit mis sur du silicium préprogrammé. La méthode présentée est aussi compatible avec les contraintes temps réel et permet d'envisager son développement sur une base matérielle réaliste.

Les résultats en laboratoire et de terrains sont présentés et commentés.



# La vision au service du guidage d'un engin d'entretien des espaces naturels

M. Berducat, M. Derras (1), P. Bonton (2)

(1) CEMAGREF, groupement de Clermont-Ferrand  
Domaine des Palaquins, 03150 Varennes-sur-Allier  
Tél. 70 45 03 12 - Fax 70 45 19 46

(2) LASMEA, université Blaise Pascal de Clermont-Ferrand  
Les Cézeaux - 24, avenue des Landais, 63177 Aubière Cedex  
Tél. 73 40 72 43 - Fax 73 40 72 62

## RESUME

L'objectif du projet présenté consiste à démontrer la faisabilité d'un système de guidage par traitement d'image capable d'assurer l'asservissement d'un engin d'entretien sur une limite de fauche. Ce type de guidage repose uniquement sur la qualité de détection de la limite de travail séparant les parties fauchée et non fauchée. Modélisée sous la forme d'un segment de droite, cette primitive constituera l'information de base servant à l'asservissement. Une phase essentielle de ce travail a donc été le développement d'une méthode d'extraction de l'interface suffisamment robuste pour s'adapter aux conditions de travail très variées rencontrées en milieu naturel (nature et hauteur des couverts végétaux, conditions d'ensoleillement, ...). Cet algorithme est une segmentation non supervisée reposant sur une modélisation markovienne d'un ensemble de sites décrit chacun par quatre paramètres.

## ABSTRACT

The aim of this article is to present the feasibility of a vision help guidance system embedded on an upkeep machine of natural environments. This system only uses the quality of detection of the reap limit between mowed and unmowed zones. Represented by a straight line, this visual primitive will constitute the basis information of the control system. An essential phase of the project has therefore been the development of an interface extraction algorithm sufficiently robust to adapt itself to varied work conditions (nature and height of grass, sunshine, ...). This has been reached by the development of a non supervised homogeneous regions segmentation algorithm. This segmentation is based upon a markovian process using four features for each elementary regions.

## **1/ Entretien des espaces naturels - Matériels d'aujourd'hui et de demain**

### **1.1/ Problématique**

Pour l'entretien des espaces verts ou naturels particulièrement accidentés (ex. parcs, talus d'autoroute, pare-feu, ...), les machines traditionnelles (motofaucheuses, débroussailleuses manuelles, ...) sont des machines dangereuses, fatigantes, de faible rendement et peu valorisantes pour leurs utilisateurs. Les entreprises spécialisées sont donc à la recherche de nouveaux outils permettant de limiter les coûts d'exploitation en améliorant l'efficacité et la sécurité des travaux mécanisés.

### **1.2/ Une réponse adaptée**

Face à cette demande, une PME travaillant dans la distribution de matériels pour l'agriculture et les espaces verts, a eu l'idée de développer un engin professionnel qui présente l'originalité d'être pilotée à distance et qui peut évoluer sur des terrains difficiles (pentes jusqu'à 45°). Le pilotage par télécommande permet ainsi d'éliminer tout risque d'accident pour l'opérateur (projection de pierres, glissement, retournement de l'engin). La machine peut bien entendu être utilisée également sur terrain plat. Si l'opérateur, muni de son boîtier émetteur, se trouve très éloigné de la machine, on notera cependant la difficulté d'effectuer un guidage optimal.

### **1.3/ Marge de progrès**

Une amélioration importante serait d'embarquer sur cet engin radio-commandé, un système d'autoguidage qui permette à chaque instant d'optimiser la largeur de coupe. Ce dispositif d'aide à la conduite réduirait ainsi le rôle de l'opérateur à un rôle de surveillance, ce dernier reprenant le contrôle de la machine uniquement en cas de présence d'obstacles (arbres, haies, poteaux, ...).

### **1.4/ Systèmes de guidage - Etat de l'existant**

Les recherches effectuées dans le cadre de l'automatisation de l'entretien de l'espace ont surtout porté sur le développement de systèmes de guidage. Le filoguidage proposé par certaines sociétés [BER 92] nécessite la mise en oeuvre d'une infrastructure importante. Les applications potentielles se limitent donc à la tonte de zones très particulières comme, par exemple, les terrains de football ou de golf.

Mise à part cette technique générant une trajectoire à partir d'un repère artificiel, les autres approches ont cherché, malgré un milieu de travail peu coopérant, à exploiter la bordure de fauche laissée par le passage de l'engin. S'intégrant dans la catégorie des espaces structurés par la tache [SEV 94], ce mode de guidage consiste à détecter et suivre la limite de fauche séparant la zone fauchée de la zone non fauchée. Dans le cas idéal d'une surface dépourvue de tout obstacle, après avoir délimité la parcelle en parcourant sa périphérie, l'engin équipé du

système de guidage, peut ensuite de proche en proche en se référant par rapport au passage précédent, faucher tout ou partie de la surface.

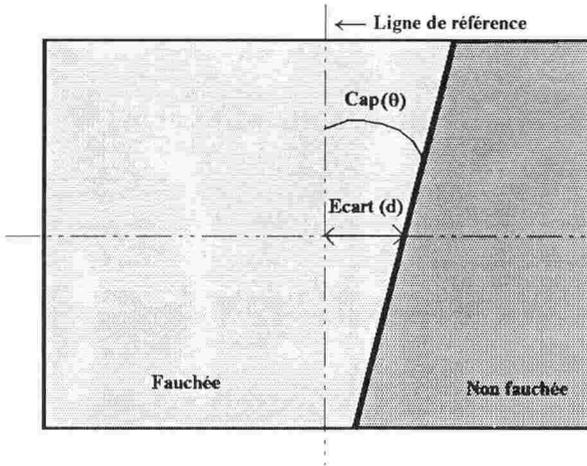


Figure n° 1 : Notion de cap et d'erreur latérale par rapport à la trajectoire idéale.

Jusqu'à maintenant cependant, toutes les tentatives de détection et de suivi de la limite de fauche par capteurs ultra-sonores ou cellules optoélectroniques [YOS 88] se sont soldées par des échecs. L'analyse de ces dispositifs de guidage montre que ceux-ci reposent en général uniquement sur une estimation de l'erreur latérale. En cas de perte d'interface prolongée, le guidage n'est plus assuré. Pour réaliser un guidage performant, il est indispensable d'évaluer en plus de l'écart latéral le cap de la machine (voir fig. 1) qui va permettre d'anticiper l'action et ainsi de pallier momentanément des pertes d'interfaces.

## 2/ Guidage par traitements d'images

La vision artificielle offrant les potentialités pour répondre aux conditions précédentes, le CEMAGREF de CLERMONT-FERRAND a cherché à démontrer, en collaboration avec le Laboratoire des Sciences et Matériaux pour l'Electronique et l'Automatisme (LASMEA) de l'Université de CLERMONT-FERRAND, la faisabilité d'un système de guidage par traitements d'images.

### **2.1/ Présentation du module de traitements d'images**

Une étape importante du programme de recherche a été de développer les algorithmes capables de détecter automatiquement dans l'image la position de l'interface [DER 94].

#### 2.1.1/ Descripteur de l'image

##### *a/ Paramètre "Niveaux de gris" - Histogrammes de régions*

Afin d'exploiter la différence de contraste entre la zone fauchée et la zone non fauchée, deux paramètres ont été obtenus à partir d'histogramme calculé sur chaque site élémentaire d'une taille de 16x16 pixels (fig. 2). La valeur maximale (pic) de l'histogramme permet de remonter à la **valeur du niveau de gris prédominant** de la région tandis que le **moment d'ordre 2** traduit la dispersion plus ou moins importante de l'histogramme autour de son maximum.

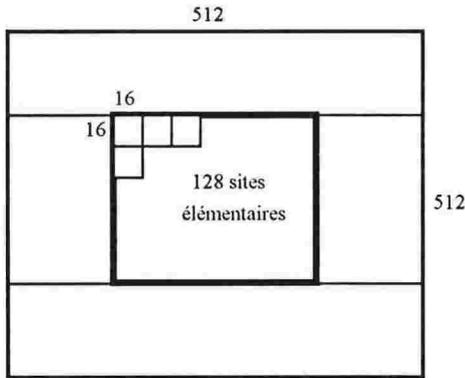


Figure n°2 : découpage de l'image.  
Définition d'une zone d'intérêt de  
128 sites élémentaires.

*b/ Paramètres de textures - Matrices de cooccurrences*

Afin d'améliorer la détection, nous avons complété l'information sur les niveaux de gris par la prise en compte de deux paramètres de texture issus de matrices de cooccurrence, ces dernières étant représentatives de la distribution spatiale des variations de niveaux de gris entre pixels voisins [HAR 79]. Le coefficient d'**homogénéité** donne une idée de l'état de surface de la zone étudiée, tandis que l'**entropie** reflète une notion d'ordre.

2.2.2/ Segmentation de l'image

*a/ Présentation générale*

A partir de la connaissance de ces quatre descripteurs calculée sur chaque site élémentaire (taille 16x16 pixels), toute la difficulté consiste à segmenter l'image, c'est-à-dire à découper celle-ci en régions homogènes correspondant aux parties fauchées et non fauchées (fig. 3).

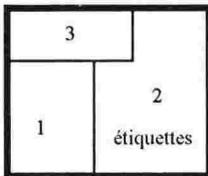


Figure n° 3 : recherche de régions homogènes dans la zone d'intérêt.

L'image se présente donc sous la forme d'un champ de données (Y ensemble des descripteurs de l'image) qu'il faut chercher à modéliser par un champ d'étiquettes (X) qui, à terme, constituera la segmentation finale de l'image.

La méthode de segmentation développée met en oeuvre la théorie des **champs de MARKOV**, concept mathématique statistique sophistiqué. Le principe consiste à rechercher la probabilité qu'un site soit le même qu'un de ses voisins.

*b/ Description sommaire du processus*

Dans la pratique, la méthode consiste à minimiser en chaque site élémentaire la valeur d'une fonction d'énergie locale a posteriori  $U(X/Y)$  [avec X/Y connaissances du champ des étiquettes (ce que l'on recherche) conditionnellement au champ des données (ce que l'on connaît)]. Ainsi, parmi les différentes étiquettes possibles, le site élémentaire se verra affecter l'étiquette correspondant à l'énergie a posteriori la plus faible (critère de stabilité dans tout

processus physique). On peut démontrer [PRE 91] que l'énergie  $U(X/Y)$  se décompose en deux termes :

$$U(X/Y) = U(X) + U(Y/X)$$

Où  $U(X)$  est la fonction dite de pénalité ou énergie a priori. La valeur de cette énergie sera d'autant plus faible que le site sera entouré de voisins possédant la même étiquette.

$U(Y/X)$  est la fonction reflétant les relations statistiques (données/étiquettes) ou énergie de transposition. Traduite sous forme d'une distance (euclidienne, CHI 2, ...), cette fonction exprime le degré d'analogie entre le site considéré et les propriétés globales de chacune des régions créées.

Reposant sur les différentes interactions à la fois locales entre les sites voisins (terme en  $U(X)$ ) et globales entre le site considéré et les régions constituées à l'issue de l'itération précédente, le processus markovien conduit de façon récursive à la segmentation de l'image en régions pertinentes. Le processus s'arrête lorsque le nombre de régions détectées ne change plus (atteinte de l'idempotence).

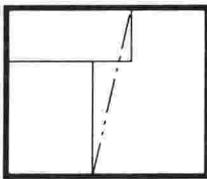
#### *c/ Initialisation du processus*

La première étape correspondant à l'initialisation du processus démarre sans aucune connaissance (et pour cause) du nombre de régions. Pour amorcer la segmentation, nous formons l'hypothèse qu'au départ l'image est constituée d'une seule région.

#### *d/ Séquence d'images*

Dans le cadre d'une utilisation en "dynamique" (séquence d'images), la théorie des champs de MARKOV constitue un outil très approprié. L'idée consiste à réutiliser comme informations a priori, le champ des étiquettes issu de la segmentation de l'image pour traiter l'image suivante. Ceci a pour principal objectif de limiter les temps de calcul à une simple réactualisation du champ des étiquettes.

### 2.2.3/ Recherche de l'interface



A partir du résultat brut de segmentation, cette étape consiste à extraire parmi les différentes frontières inter-régions, la limite de fauche modélisée sous forme d'un segment de droite (fig. 4). Les informations d'erreur de cap et d'erreur latérale déduites seront alors transmises au module de commande de la machine.

Figure n°4 : Analyse de la segmentation brute

### **2.3/ Exemple de détection de la limite de fauche**

La photo n° 1 donne un exemple du fonctionnement de l'algorithme de détection de la limite de fauche.

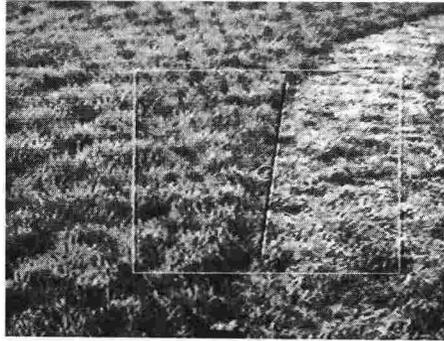


Photo 1 : Détection de la limite de fauche

Sur cette image, le contraste entre zone fauchée et non fauchée n'existe pratiquement pas. Seule la texture qui traduit les différences d'aspect, de disposition entre les différentes régions permet de remonter à la détection de l'interface.

### **3/ Conclusion**

Très robuste, cet algorithme de segmentation s'avère particulièrement bien adapté à notre application, car à la différence de nombreuses autres méthodes d'analyse de données, il présente l'avantage d'être non supervisé, c'est-à-dire de s'adapter automatiquement aux conditions de travail sans aucune connaissance a priori (ex. : seuil de comparaison préalablement fixé). Sur des séquences d'images provenant d'acquisitions terrain pour divers couverts végétaux et conditions météorologiques, nous constatons un repositionnement et un suivi très correct de la limite de fauche lors du déplacement de l'engin d'entretien. On reprochera cependant à cet algorithme d'être gourmand en temps de calcul. Le développement d'une architecture électronique multiprocesseur embarquée sur l'engin d'entretien a permis cependant d'atteindre des temps de traitement moyen de 300 ms, compatible avec la dynamique de la machine.

### **Références bibliographiques**

- BER 92 BERGEROT P., 1992 - Le filoguidage - Un principe applicable à l'entretien des cultures et des espaces verts. *Bulletin de liaison SITMA* - n° 93 - p. 12-14.
- DER 94 DERRAS M. - Segmentation texturale originale - Analyse et parallélisation temps réel. AFCET - 9ème congrès - PARIS - Janv. 94 - p. 133-144.
- HAR 79 HARALICK R.M. - Statistical and structural approaches to texture - Proceeding of the IEEE - Vol. 67 - n° 5 - May 1979 - p. 786-804.
- PRE 91 PRETEUX F. - L'approche markovienne en analyse d'image et en reconnaissance de forme. TELECOM PARIS - Département Images - avril 91 - 33 pages.
- SEV 94 SEVILA F., 1994 - Perception, navigation et pilotage de machines mobiles en environnement rural. *Revue d'Automatique et de Productique Appliquée* - n°3 - vol. 7.
- YOS 88 YOSHIDA J. - Automatic control of agricultural machines - Proceedings of the international congress on transportation electronics - Deaborn - MICHIGAN - USA - Oct. 88 - p. 267-275.

# Exemple d'assistance à la conduite d'un engin par vision artificielle : le système V.R.P.

T. Daniel

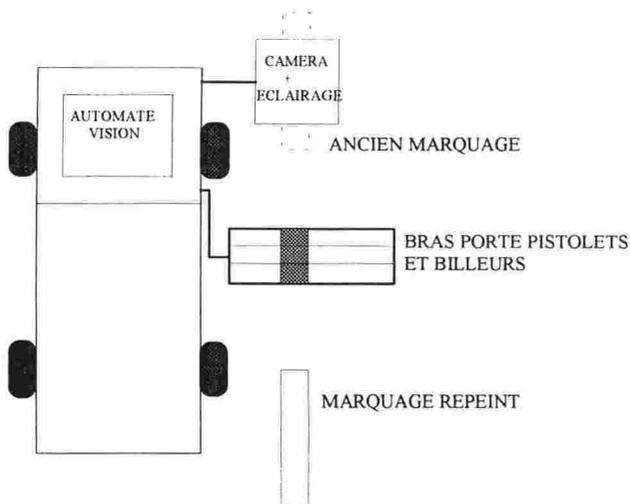
TIMEAT  
4, square du Chêne Germain  
35510 Cesson-Sévigné  
Tél. 99 63 64 55 - Fax 99 63 37 90

La vision, outil indispensable à de nombreuses activités, propose aujourd'hui ses services à l'industrie des routes.

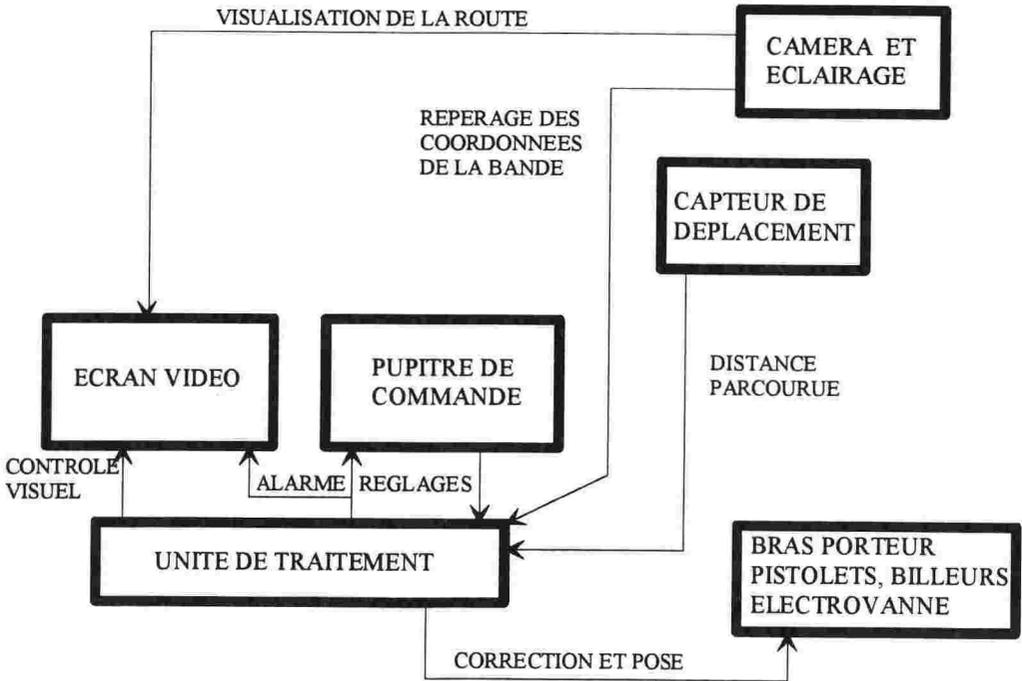
En intégrant le V.R.P. à votre véhicule poseur de peinture, nous vous proposons une assistance à la repose de peinture sur route.

## 1 - Son principe

- Repérer au moyen d'une caméra, la position des anciens marquages.
- De corriger la position latérale des pistolets et billeurs.
- Déclencher la dépose de la peinture et des billes réfléchissantes sur l'ancien marquage.



## 2 - Son fonctionnement



Le système a un fonctionnement partagé en trois phases :

- La mise en route.
- Le traitement.
- La pose de peinture et de billes rétro réfléchissantes.

### *La mise en route*

Elle s'effectue essentiellement par des actions humaines.

**La mise sous tension** avec le commutateur à clef initialise le système, c'est-à-dire qu'il effectue une remise à zéro de tous les paramètres et le système de guidage se déplace vers son point de référence. Le système se met alors en attente pour l'entrée des paramètres de réglages.

### **Le réglage de l'ensemble :**

Pour permettre un bon fonctionnement, l'opérateur doit avant tout entrer les informations concernant le marquage. Ceci est réalisé par l'intermédiaire d'un pupitre de commande et d'un écran vidéo. Toutefois, si le marquage est le même que précédemment, il suffit d'appuyer sur le bouton "validation" du pupitre de commande à chaque question car les derniers paramètres sont mémorisés.

Ces réglages sont les suivants:

- Choix de la modulation ( type de marquage).
- Largeur de la bande à repeindre.
- Retard à l'ouverture et fermeture des pistolets.
- Dérive latérale autorisée.
- Choix du coté de travail. ( possibilité d'installer le V.R.P. à gauche ou à droite du véhicule).
- Nombre de bandes.
- Choix de la bande. (dans le cas d'une double bande)

Une fois toutes ces données mémorisées par l'unité centrale, le conducteur place approximativement l'ensemble caméra, éclairage au-dessus du marquage. Ceci permet de régler le seuil, pour un meilleur repérage de la bande.

Les réglages étant terminés, l'opérateur peut passer en mode automatique afin que le V.R.P. prenne le relais.

### *Le traitement*

Celui-ci s'effectue en temps réel.

Lorsqu'une bande apparaît dans le champ de vision de la camera, l'unité de traitement repère son début et sa position latérale. Si ces coordonnées restent inchangées, le bras porteur des pistolets ne se déplace pas.

Lorsque le début de la bande est détecté, l'unité déclenche la pose de peinture et de billes et ce à partir des réglages : retard à l'ouverture et fermeture des pistolets, la vitesse de l'engin et la distance séparant la caméra et les pistolets.

L'unité de traitement effectue aussi la gestion des alarmes en indiquant leur cause sur l'écran de contrôle. Par exemple, lorsque la bande est hors d'atteinte du bras porteur des pistolets et billeurs, un voyant alarme s'allume sur le pupitre de commande et la cause est affichée sur l'écran vidéo.

### *La pose de peinture et de billes rétro réfléchissantes*

Celle-ci s'effectue par un déplacement du bras porteur lorsque c'est nécessaire et par l'ouverture ou fermeture de l'électrovanne qui est commandée par l'unité de traitement.

## **3 - Son intégration sur un engin type**

Le support modulaire du V.R.P. lui permet de s'adapter sur tous les types de véhicules peignant les marquages routiers. Cela lui confère aussi une flexibilité d'utilisation puisqu'il peut se démonter facilement pour le transport du véhicule.

#### **4 - Ses caractéristiques**

**Un système de vision** permettant de:

- Détecter les bandes blanches plus ou moins effacées.
- Trouver leur fin et début.
- Assurer leur suivi latéral.

**Un pupitre de commande** permettant de:

- Changer les données à tout moment.
- Connaître la cause d'éventuelles alarmes.
- Visualiser la route par un retour caméra.

**Un système robotique** permettant de:

- Positionner les pistolets et billeurs.
- Déclencher et arrêter la pose de peinture et de billes.

#### **5 - Les avantages du V.R.P**

- *Faciliter le travail humain*, tout en le laissant participer activement aux opérations.
- *Assurer un suivi automatique* latéral et longitudinal des marquages existants, ce qui permet d'avoir des marquages repeints sur les anciens avec exactitude.
- *Améliorer la sécurité* du personnel des chantiers mobiles en autorisant des vitesses de pose atteignant 25 km/h.

## Fiche technique

### Caméra

Capteur CCD 1/2".  
Shutter 1/10000.  
Objectif 6 mm monture C.  
Alimentation en 12 V DC.

### Codeur optique

1000 tops par tour.  
Doit être utilisé avec un relais octocouplé rapide (minimum 5000 Hz).  
Alimentation en 24 V.

### Protections

Fusibles.  
Disjoncteur Différentiel.  
Limiteur de surtension

### Pupitre de commande

Commutateur à clef.  
Commutateur deux positions (automatique et manuelle).  
1 Bouton poussoir rouge de reset.  
3 boutons poussoirs de réglages: G/+/1, D/-/2, Validation  
Un voyant rouge alarme.  
3 Voyants verts: moteur, vision, mode automatique.

### Carte processeur

Microprocesseur MC 68000, 8 MHz, 16 bits de données, 24 bits d'adresse.  
Mémoire locale: 128 K PROMS + 128 K RAMS  
Port E/S série, parallèle  
Timer/Compteur  
Interface VME

### Carte image

Résolution: 256/256 sur 64 niveaux de gris.  
Mémoire: 2 plans de capacité 256x256x8 bits.  
2 plans de capacité 256x256x1 bits.  
Bus: VME avec structure double port sur les plans image.  
Alimentation : + 5 V DC, +12 V DC, -12 V DC.

### Moteur pas à pas

Nombre de pas: 500  
Accélération maximale: 36 Hz/ms  
Vitesse maximale: 0.6 ms (pour une charge de 30 Kg).  
Capteurs de fin de course.  
Alimentation: 220 V, 50 Hz.  
- Puissance absorbée: 350 VA max. - Perte en puissance: 100 W max.



L'apport de l'outil vision  
**dans la mécanisation de la récolte**



# Évaluation de la qualité des récoltes : une approche par la granularité

S. Guillaume, F. Ros, J.-M. Fatou

CEMAGREF, groupement de Montpellier,  
division Génie des équipements agricoles et alimentaires  
361, rue J.-F. Breton, 34033 Montpellier Cedex 1  
Tél. 67 04 63 00 - Fax 67 63 57 95

## RESUME

Un capteur pour caractériser les produits granulaires a été développé. Il se compose de trois sous ensembles :

- \* un système mécanique qui prélève une partie représentative de l'échantillon à évaluer;

- \* une caméra CCD qui assure la prise d'images;

- \* un module d'analyse d'images et de traitement des données.

Le principe consiste à comparer un échantillon à une "classe de qualité" pré-définie. Le système de décision est construit par apprentissage supervisé. Il est paramétré par un jeu d'exemples dont on connaît la classe de qualité. Ce capteur peut être embarqué sur une machine du type moissonneuse batteuse et aider à l'appréciation de la qualité des céréales en cours de récolte ou bien sur une ensileuse pour caractériser la qualité du hachage fin du maïs par exemple.

## INTRODUCTION

Le machinisme agricole manipule des populations de produits granulaires: ce sont des flux de débit instantané élevé, situés dans des environnements difficiles, pollués par des poussières et autres particules en suspension, sur des machines de récolte mobiles. La caractérisation de ces flux représente un enjeu important d'un double point de vue : d'une part ils peuvent indiquer si les réglages de la machine sont optimisés au moment considéré, d'autre part les agriculteurs sont financièrement pénalisés si leurs produits sont hors normes. Les pré-réglages conseillés par les constructeurs constituent un compromis, globalement valide. Cependant pour s'adapter à une parcelle contenant une certaine variété de céréales par exemple, dans des conditions climatiques données, l'expert intègre plusieurs types d'informations pour tout d'abord évaluer la qualité du produit et ensuite, agir éventuellement sur les réglages de la machine.

La vision a été utilisée pour déterminer les caractéristiques morphologiques de grains entiers, pris individuellement (SAPIRSTEIN, 1986), (DEVAUX, 1991). Bertrand (1991) a proposé une approche de classification de populations pour prédire la classe granulométrique des produits de mouture analysés en tas à l'aide de caractéristiques texturales. La **vision artificielle** est un outil adapté à cette application. Elle ne suppose aucune hypothèse sur la forme des particules; elle autorise une large gamme de mesure (*dynamique de taille*); elle permet d'accéder à des caractéristiques complémentaires à la granulométrie telles que la forme, la teinte, la texture. C'est une technique compatible avec la contrainte temps réel : la mesure est rapide, répétable et d'une bonne précision. En ligne, pour éviter toute préparation de l'échantillon, les images peuvent être acquises en flux tombant au rythme du procédé. L'avantage, outre le gain de temps, réside dans la certitude de n'effectuer aucun tri.

### Description du dispositif de prise de vue

Le capteur, schématisé sur la figure 1, se compose d'un système mécanique qui **prélève une partie représentative** de l'échantillon. Le flux passe à travers un régulateur qui permet de l'homogénéiser tout en réduisant sa vitesse. Ainsi les particules glissent sur le support afin d'être vues sur toute leur longueur. Une caméra CCD, synchronisée avec un stroboscope (durée de l'éclair donnée par le constructeur :  $20\mu\text{s}$ ), permet de "figer" les produits volants. La partie du flux analysée rejoint ensuite le circuit principal. L'ensemble est géré par un micro ordinateur de type PC.

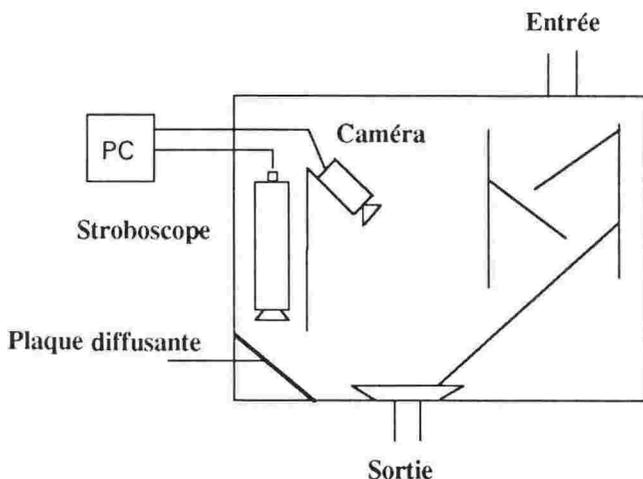


Fig 1 : Vue du dispositif expérimental.

## Principe

Le principe retenu consiste à **comparer un échantillon à une "classe de qualité" pré-définie**. Ce principe suppose une phase d'apprentissage au cours de laquelle on présente des échantillons en entrée en indiquant la classe à laquelle ils appartiennent (la sortie que nous souhaitons obtenir du système). L'intérêt principal de cette méthode réside dans le fait qu'il est inutile de formaliser le raisonnement qui conduit à identifier les classes, d'explicitier ce qui les différencie, c'est le système qui choisit lui-même les paramètres les plus efficaces pour les discriminer. En contrepartie, la réponse du système demeure imprécise: elle ne donne pas la composition de l'échantillon, mais indique seulement de quelle classe déjà connue il se rapproche.

Les "classes de qualité" peuvent être définies en fonction du produit obtenu ou bien en fonction des réglages d'une machine. Un acheteur d'un produit contenant plusieurs constituants (de la paille dans du grain par exemple) peut définir une classe de 'produit standard', c'est-à-dire dans laquelle les proportions des différents constituants seront comprises dans des limites jugées acceptables. Il peut ensuite définir des classes contenant des déficits ou des excédents (trop de paille) de tel ou tel constituant du mélange. La réponse du système indiquera alors le déficit ou l'excédent d'un constituant. Il est également possible d'associer des classes à des configurations de réglages d'une machine. Dans ce cas le système ne délivre pas d'informations sur le produit mais plutôt sur le process. C'est une indication des dérives toujours possibles.



Fig 2 : Une image de grains de blé en vol binarisée.

## Le traitement des données

Sur une image de produits granulaires on peut extraire deux sortes de paramètres : des paramètres individuels qui caractérisent chaque particule de l'image et des paramètres globaux relatifs à l'ensemble de l'image. Pour manipuler indifféremment l'un ou l'autre type de paramètres et pour ne pas éliminer une partie de l'information, nous avons opté pour un système de représentation commun qui permet d'appréhender l'échantillon dans toute sa complexité : l'histogramme normalisé. Pour une description plus détaillée voir (ROS, 1994).

Les paramètres individuels pris en compte ont été : la surface et le périmètre de l'objet, l'élongation, la surface et le périmètre de l'enveloppe convexe de l'objet, les moments de luminance d'ordre 1, 2, 3.

La combinaison de ces paramètres primaires permet de définir des paramètres sans dimension, qui sont donc indépendants de la géométrie du système optique : surface objet/surface convexe, périmètre objet/périmètre convexe, circularité de l'objet et de son enveloppe convexe. La circularité, ou compacité, est un des indices de forme les plus utilisés : il est défini comme  $P^2 / 4\pi S$  où P désigne le périmètre et S la surface. Il vaut 1 pour un disque.

D'autres part, nous avons également utilisé des paramètres globaux de texture. La texture n'est pas formellement définie. Généralement on comprend ce terme comme une caractéristique tactile ou visuelle d'une surface. Deux techniques, largement décrites dans la littérature (GALLOWAY, 1975), ont été mises en oeuvre : la distribution des lignes à niveaux de gris constant et les matrices de cooccurrence (interdépendance spatiale des niveaux de gris). Pour chacune d'elles les niveaux de gris ont été regroupés en 4 classes. Les bornes des classes sont calculées dynamiquement pour chaque image. Le but est de construire des classes également peuplées. Le fond de la scène (niveau 0) constitue une classe particulière qui n'est pas prise en compte dans les statistiques. Les produits n'étant pas, a priori, orientés la scène a été analysée dans 3 directions (Est, Nord Est, Nord).

Les étapes de la réduction et de la sélection de l'information sont illustrées par la figure 2. La dimension de chaque paramètre est tout d'abord réduite par une Analyse factorielle (VOLLE; 1985). Chaque composante de l'histogramme est assimilée à une variable qui contribue à l'inertie de l'ensemble des données. L'analyse factorielle transforme l'espace de représentation initial en un nouvel espace de dimension inférieure dans lequel les composantes sont orthogonales entre elles (décorrélées) et sont des combinaisons linéaires des variables initiales. Ensuite, ces composantes sont rassemblées dans un vecteur unique. Cette méthode descriptive ne dispense pas d'une sélection. En effet il n'y a, a priori, aucun lien entre la représentativité des composantes en termes d'inertie et leur apport potentiel dans la

classification. L'analyse discriminante pas à pas permet de sélectionner celles qui permettent au mieux de séparer les classes. C'est une méthode itérative qui maximise le ratio suivant:

$$\lambda(r) = \text{DET}(W) / \text{DET}(V)$$

où  $r$  est le nombre d'attributs sélectionnés,  $V$  la matrice des variances inter-classes,  $W$  la matrice des variances intra-classes (Pour la définition de la matrice des variances voir VOLLE, 1985).

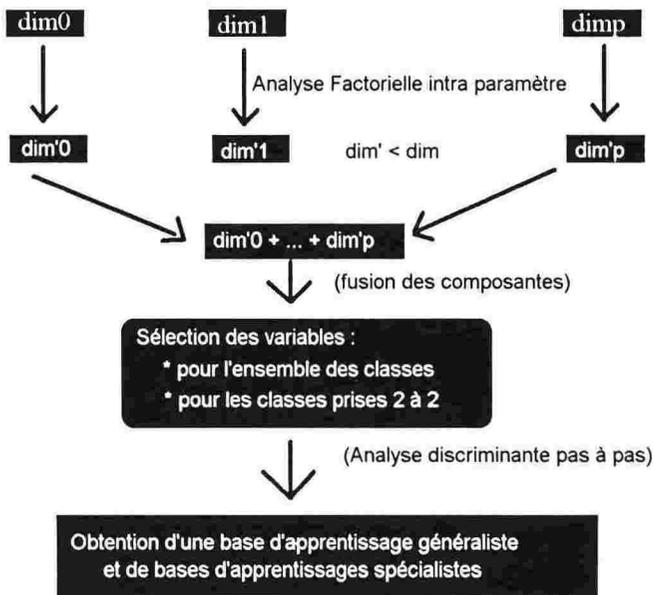


Fig 2 : Schéma de traitement des données.

L'ensemble de ces variables sélectionnées constitue le vecteur d'entrée du module de décision. Celui-ci comporte 2 étages en cascade suivant une approche hiérarchique. Cette démarche est rendue nécessaire par la possibilité d'avoir un nombre de classes supérieur à 2. Un système unique ne pourrait être construit qu'en satisfaisant au mieux l'ensemble des classes, ce qui ne garantit pas des résultats optimums pour chacune d'entre elles. Un premier étage, dit généraliste, donne un coefficient d'appartenance à chacune des classes possibles. Sa fonction n'est pas de fournir la décision mais seulement de ne pas exclure la bonne classe. Le deuxième étage, dit spécialiste, est chargé de prendre la décision parmi ce sous ensemble réduit de classes possibles. Ce module a été réalisé avec l'analyse discriminante (VOLLE; 1985).

## Conclusion

Ce système a été testé sur des produits de mouture de blé, dans une semoulerie industrielle pilote. Trois classes avaient été définies correspondant à 3 intensités de broyage. Le taux de succès en classification était de 80% (en moyenne sur les 3 classes) pour des échantillons qui n'ont pas servi à construire le système. Ces résultats sont encourageants. Ils demandent toutefois à être confirmés sur des problèmes plus complexes, comprenant par exemple un plus grand nombre de classes.

Sur des machines de récolte, il reste à vérifier la représentativité de l'échantillon dérivé et la possibilité de séparer des classes qui sont proches les unes des autres. Le pouvoir discriminant de ce système est à déterminer, il dépend bien sûr du problème étudié.

La vision artificielle apparaît comme une méthode prometteuse pour caractériser et contrôler l'aspect granulaire de produits. Avec le capteur développé, les images peuvent être acquises en flux tombant, sans contrainte de préparation de l'échantillon. Les mesures sont rapides, répétables et d'une bonne précision. Elles prennent en compte à la fois des paramètres caractérisant les particules isolées et des paramètres plus globaux de l'image. La méthodologie développée permet ainsi de faire coopérer plusieurs paramètres de nature et de dimensions différentes et donc d'appréhender le produit dans sa complexité. En ce sens elle se rapproche de l'évaluation d'un expert qui prend en compte diverses informations.

A plus long terme, ce nouveau type capteur pourrait trouver de nombreuses applications comme outil d'aide à la décision dans la gestion des procédés.

## Bibliographie

BERTRAND D., ROBERT P., MELCION J-P., SIRE A. (1991). Characterisation of powders by video image analysis. *Powder Technology*, 66, 171-176.

DEVAUX M-F., BERTRAND D., ROBERT P., ROUSSET M. (1991). Caractérisation de variétés de blés tendres par analyse d'image sur grans entiers. *Ind. des Céréales* 69, 19-23.

GALLOWAY M., (1975). Texture analysis using grey level run lengths. *Computer graphics and image processing*, 4, 172-179.

ROS F., GUILLAUME S., SEVILA F., (1994). Combine global and individual features to make a qualitative decision. *AIFA conference 1993, Proceedings*, pp327-338.

SAPIRSTEIN H. D., NEUMAN M., WRIGHT E. H., BUSHUCK W. (1986). An instrumental system for cereal grain classification using digital image analysis. *J. Cer. Sci.* 6, 3-14.

VOLLE M. (1985). *Analyse des données*. Ed. Economica.

# Vision artificielle pour la récolte robotisée des fruits

G. Rabatel (1), A. Bourely (2)

(1) CEMAGREF, groupement de Montpellier,  
division Génie des équipements agricoles et alimentaires  
361, rue J.-F. Breton, 34033 Montpellier Cedex 1  
Tél. 67 04 63 00 - Fax 67 63 57 95

(2) PELLENC S.A.  
BP 47, 84122 Pertuis Cedex  
Tél. 90 09 47 00 - Fax 90 09 64 09

## Résumé

L'approche robotique constitue une réponse pertinente à l'augmentation des coûts de récolte des fruits fragiles en verger. D'importants travaux de recherche ont été menés dans ce domaine par le CEMAGREF et ses partenaires. Un des aspects fondamentaux est le développement d'un système de vision artificielle capable de détecter les fruits dans l'arbre, et ceci quelles que soient les conditions d'éclairages extérieures. La démarche adoptée pour résoudre ce problème est présentée ici: elle a conduit à des résultats tout à fait satisfaisants.

## Abstract

The robotic approach is a pertinent answer to the increasing cost of orchard crop production harvesting. A lot of research works have been made in this domain by the CEMAGREF and its partners. One of the most important aspects is the design of a machine vision system able to locate the fruits in the tree, in every outdoor lighting conditions. The strategy that have been used to solve this problem is presented here: it has led to very satisfying results.

## 1. Introduction

Parmi les tâches agricoles de récolte, dont beaucoup ont été mécanisées depuis plusieurs décennies, la récolte des fruits en verger apparaît comme une exception: elle est en effet demeurée exclusivement manuelle dans de

nombreux cas, faute de solutions mécaniques simples; la récolte globale par secouage, notamment, est souvent inutilisable à cause des dommages causés aux fruits durant leur chute.

Dans ce contexte, la technologie robotique, bien que plus délicate à mettre en oeuvre, constitue une alternative intéressante, compte-tenu du coût de main d'oeuvre de plus en plus élevé de la récolte manuelle. L'idée de base est de cueillir les fruits un à un, à la manière d'un cueilleur humain, à l'aide d'un bras manipulateur, afin de leur éviter tout dommage. Plusieurs équipes scientifiques ont déjà travaillé dans cette voie depuis plus de 10 ans à travers le monde (Etats Unis, Japon, Israël, Europe) pour diverses variétés de fruits (tomates, oranges, pommes). En France, le CEMAGREF de Montpellier, en association avec des partenaires industriels\*, a travaillé sur le développement de robots de récolte essentiellement pour les pommes et les oranges.

Dans une telle approche, beaucoup de problèmes spécifiques doivent être résolus, comme par exemple la conception d'un dispositif mécanique efficace de détachement des fruits. Mais l'un des plus importants est le développement d'un système de vision capable de localiser les fruits dans l'arbre avant cueillette.

## **2.Principe de détection 2D**

Les fruits à cueillir ne sont pas des objets isolés: ils sont dispersés dans l'espace 3D parmi la végétation. Pour les atteindre sans rencontrer d'obstacles, le cueilleur humain utilise un bras aux articulations multiples, et une vision stéréoscopique. Cependant, un principe beaucoup plus simple peut être utilisé dans le cas d'un robot muni d'une caméra: lorsqu'un fruit a été détecté, la ligne droite reliant le centre optique de la caméra au fruit peut être utilisée par le dispositif de cueillette pour atteindre le fruit, car elle est garantie sans obstacles (figure 1).

Dans ces conditions, seules les coordonnées angulaires de la trajectoire doivent être déterminées par le système de vision. Celles-ci sont directement liées aux coordonnées 2D du fruit dans l'image, de sorte que le problème se ramène à une localisation en deux dimensions (en contrepartie, la distance du fruit reste inconnue: c'est un capteur local qui permettra d'interrompre la progression vers le fruit le moment venu).

---

\* PELLENC S.A., Pertuis (84)  
SAGEM, Paris

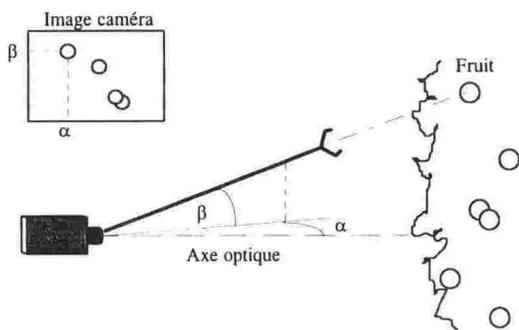


FIGURE 1: PRINCIPE DE LA LOCALISATION 2D

### 3. Acquisition de l'image et segmentation

Si l'on compare aux types d'images généralement traités dans les applications industrielles de la vision artificielle, les scènes fruitières de verger apparaissent extrêmement complexes: les fruits doivent être détectés parmi tout un ensemble d'objets comprenant des branches, des feuilles, des fils de fer, des portions de ciel, des nuages, ou encore le sol. La figure 2, qui illustre l'effet d'un détecteur de contours sur une scène fruitière ordinaire, montre combien il est difficile d'appliquer à ce genre d'image les techniques de traitement classiques.



FIGURE 2: DETECTION DE CONTOUR SUR UNE SCENE FRUITIERE ORDINAIRE

En contrepartie, du fait de leur nature biologique, les objets présents dans les scènes fruitières sont généralement caractérisés par des propriétés spectrales spécifiques. Ces propriétés, parce qu'elles sont liées à la composition chimique de l'objet, sont invariantes pour une variété donnée de fruits: elles déterminent, notamment, leur couleur et leur luminosité.

Les cueilleurs humains eux-mêmes utilisent ces propriétés: il a été observé qu'ils sont beaucoup plus performants si la couleur et la luminosité des fruits est très différente de celle des feuilles.

De la même façon, dans un système de vision artificielle, les propriétés spectrophotométriques peuvent être exploitées pour segmenter l'image d'origine, par une classification individuelle des pixels (typiquement, en pixels "fruit" et "non-fruit"). Cependant, pour un objet donné, la composition et l'intensité de la lumière qui est perçue au niveau de la caméra dépendent aussi des conditions d'éclairage. Dans le cas des scènes en extérieur qui nous intéressent ici, la variabilité des conditions d'éclairage ambiantes est alors l'une des difficultés les plus importantes à surmonter.

Le cas le plus défavorable est celui du temps ensoleillé, l'éclairage direct très intense provoquant des zones d'ombres et des tâches de réflexion spéculaire non colorée sur les fruits et les feuilles. Par ciel couvert, l'éclairement est plus uniforme; toutefois les réflexions secondaires sur les feuilles deviennent importantes, et modifient la couleur apparente des fruits.

Une des approches possibles pour vaincre ces difficultés est de rechercher, pour chaque variété, le meilleur critère spectral permettant de distinguer le fruit de son environnement, tout en modélisant l'effet des conditions ambiantes. Durant plusieurs années, les efforts du CEMAGREF se sont concentrés sur cette approche: des études détaillées des propriétés spectrophotométriques des fruits et des feuilles ont été menées, pour les pommes comme pour les oranges, et des prototypes de caméras polychromes adaptées ont été développés et testés. Des résultats intéressants ont pu être obtenus; notamment, des critères de segmentation basés sur la combinaison d'images dans le visible et le proche infrarouge ont prouvé leur efficacité pour les fruits dont la couleur est très proche de celle des feuilles (variété Granny Smith).

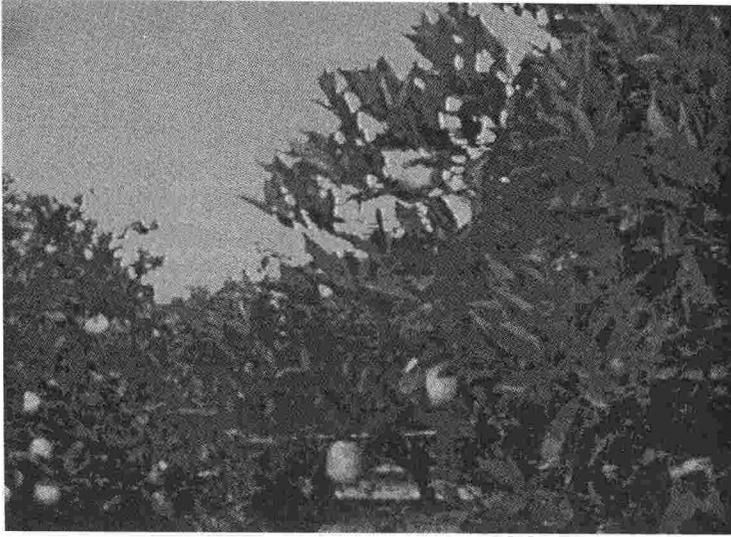
Par ailleurs, des procédures de classification non linéaires ont été développées pour tenir compte de la variabilité de l'éclairage.

Mais une autre approche possible est de tenter de réduire la variabilité des conditions d'éclairage, par l'apport d'une source de lumière artificielle. Les premiers essais dans ce sens ont été faits avec des sources de lumière continues. Toutefois, les meilleurs résultats ont été obtenus grâce à des flashes photographiques de puissance, lesquels associent une efficacité lumineuse considérable à une durée de vie et une consommation d'énergie acceptable. Tout un savoir-faire a donc été développé dans l'utilisation de ces flashes en synchronisation avec la prise d'image. Il a débouché sur un dispositif et des procédures spécifiques d'acquisition/prétraitement adaptés aux conditions extérieures, qui ont fait l'objet d'un brevet.

Actuellement, cette technologie nous permet d'obtenir des images de qualité dans presque toutes les situations d'éclairage ambiant. Le problème de la segmentation d'image a donc été considérablement réduit. En particulier, l'utilisation d'une caméra couleur standard, plutôt qu'une caméra spécifique très coûteuse, est devenue à nouveau possible. Cette deuxième approche a donc naturellement pris le pas sur la première.



a) Image d'oranger en conditions naturelles



b) Même scène en acquisition contrôlée

FIGURE 3: ACQUISITION D'IMAGE EN EXTERIEUR

#### **4. Procédures locales de confirmation**

Nous l'avons dit, les progrès réalisés au niveau de la prise d'image en extérieur ont permis de simplifier la procédure de segmentation. Mais il y a aussi une autre raison, qui repose sur une idée simple: si la segmentation pixel par pixel de l'image est une opération extrêmement délicate voire impossible à réaliser avec exactitude, pourquoi ne pas se contenter délibérément d'une segmentation approximative? Lorsqu'un cueilleur humain localise les fruits dans l'arbre, leur couleur ou leur brillance l'aident à les repérer rapidement et grossièrement, mais ensuite l'analyse de leur forme prend le relais. Dans notre cas, l'étape de segmentation peut être exploitée de la même façon: elle fournit une image binaire dans laquelle les objets correspondent soit à des fruits, soit à des pixels mal classés, et donc détermine des zones d'intérêt pour lesquelles une analyse plus fine peut être menée.

Le point important est que ces analyses complémentaires ne doivent pas nécessairement être effectuées sur l'image binaire: à ce stade, s'agissant de procédures locales, l'image d'origine peut être considérée à nouveau, sans pour autant aboutir à des temps de traitement prohibitifs. Dans ce contexte, la segmentation binaire n'a pas besoin d'être parfaite; elle requiert seulement

un niveau raisonnable d'efficacité. Meilleure elle sera, moins il y aura d'analyses locales de confirmation à effectuer, et plus rapide sera le temps total de traitement.

Notamment, des procédures d'analyse des niveaux de gris peuvent être mises en oeuvre pour contrôler la géométrie des candidats fruits, en prenant comme point de départ les centres des objets présents dans l'image binaire. L'une d'elle consiste à vérifier la circularité des contours du fruit (figure 4.a). Une autre vérifie la convergence spatiale des gradients de niveau de gris, liée à l'effet de l'éclairage artificiel directif sur la forme sphérique des fruits (figure 4.b). Enfin, des analyses de couleur peuvent encore être effectuées à ce stade.

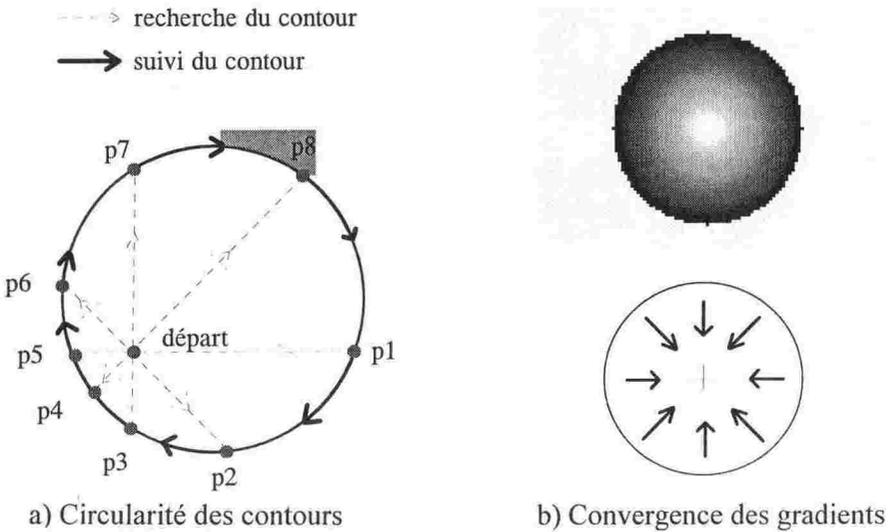


FIGURE 4: CONFIRMATIONS LOCALES SUR NIVEAUX DE GRIS

En comparaison de la simple analyse d'image binaire, les procédures locales de confirmation sur image d'origine permettent d'améliorer considérablement la fiabilité de la détection des fruits. A titre d'exemple, les taux moyens d'erreurs de détection qui ont été obtenus pour diverses variétés de pommes durant les expérimentations de récolte sont donnés ci-dessous:

Variété	Contrôle local sur image binaire	Contrôle local sur image d'origine
Gala (rouge clair)	5 %	1 %
Golden (jaune)	15 %	5 %
Granny (vert)	35 %	10 %

## **5. Au-delà de la détection des fruits: autres aspects**

A l'évidence, la tâche principale du système de vision d'un robot de récolte est de détecter tous les fruits dans l'arbre qui sont visibles depuis la caméra. Aujourd'hui, cet objectif peut être considéré comme quasiment atteint. Ceci étant, cela ne signifie pas que la totalité des fruits dans l'arbre seront localisés. A ce stade intervient aussi le taux de fruits visibles depuis une caméra placée sur le robot. Ce taux est indépendant des performances intrinsèques du système de vision; il dépend avant tout de la structure des arbres, et donc du mode de conduite des vergers.

A ce titre, la situation est plutôt favorable dans le cas des vergers de pommiers. On a pu mesurer que pour de nombreux modes de conduite d'usage courant, le taux de fruits visibles depuis l'allée est de l'ordre de 95%, moyennant un léger recouvrement des champs de vision successifs de la caméra en cours d'opération (à cela s'ajoute le fait que la cueillette d'un fruit en dégage généralement d'autres). La situation est plus délicate dans le cas des oranges: une adaptation agronomique de la structure des arbres est encore nécessaire, et est présentement étudiée par nos partenaires espagnols.

Sur d'autres aspects, le système de vision peut encore être utile pour améliorer les performances globales de la machine. Citons en particulier la gestion des séquences de cueillette: dans quel ordre faut-il explorer la haie fruitière? Quel fruit doit être cueilli en premier, pour ne pas blesser les fruits voisins? Comment adapter le mouvement du dispositif de détachement à celui-ci qui est très près d'une branche? Le fruit doit-il être cueilli maintenant ou attendre un meilleur angle d'accessibilité? Comment gérer les échecs de cueillette précédents en cours de détection?

Tous ces aspects nécessitent une analyse d'image plus approfondie que la simple détermination des coordonnées des fruits. Ils sont par ailleurs absolument nécessaires si l'on veut aboutir, au-delà du seul problème de détection, à un système de vision réellement performant et efficace sur une machine de cueillette. Certains d'entre eux sont aujourd'hui bien maîtrisés, d'autres sont encore en cours d'amélioration. Dans tous les cas, ils nécessitent des développements spécifiques en traitement d'image, mais également une interaction très étroite avec la conception des autres organes de la machine, associée, bien entendu, à d'innombrables heures d'expérimentations, d'observations, et de savoir-faire accumulé lors de campagnes de cueillette.

## **6. Conclusion**

Le caractère aléatoire des conditions d'éclairage en extérieur a longtemps été l'obstacle principal à la conception d'un dispositif fiable et performant de détection des fruits avant cueillette. Si les premières recherches se sont orientées vers la modélisation de ces diverses situations d'éclairement, c'est finalement l'obtention de conditions de prise d'image stables par une procédure appropriée, associée à un éclairage artificiel puissant, qui a permis de résoudre définitivement le problème. Toutefois, au-delà du seul problème de détection des fruits, de nombreux autres aspects doivent être pris en compte par le système de vision pour aboutir à une machine de cueillette performante.



## **Partie II**

# **Les applications de la vision artificielle dans les étapes de transformation des produits**

---

**L'apport de l'outil vision  
dans l'agrégage des produits  
avant transformation**



# Étude morphologique de grains de blés par analyse d'image

M.-F. Devaux, B. Novales, D. Bertrand, P. Robert

INRA, Laboratoire de technologie appliquée à la nutrition  
BP 527, 44026 Nantes Cedex 03  
Tél. 40 67 50 00 - Fax 40 67 50 05

*Résumé : L'intérêt de l'analyse d'image pour la caractérisation de la morphologie des grains de blés est présenté au travers de deux études. Dans la première, l'influence de la variété et celle des conditions de culture sur la taille, la forme et la couleur des grains sont comparées. La seconde étude décrit une tentative de liaison entre la morphologie des variétés et leur aptitude technologique.*

## **Image Analysis of Wheat Kernels Morphology**

*Summary : The relevance of image analysis to characterise the morphology of wheat kernels has been studied. In a first part, the varieties and growing conditions effects on the kernels morphology are compared. In a second part, an attempt to correlate the kernels morphology to the semolina extraction rate is described.*

## **Introduction**

La qualité des blés peut être définie à plusieurs niveaux, liés aussi bien à leur culture qu'à leur valeur d'utilisation. Le rendement à la récolte et la résistance aux maladies sont les premiers critères pris en compte. L'aptitude des blés à se transformer en farine ou en semoule de pureté donnée est un autre aspect très important de la qualité. Pour les blés tendres, le rendement en farine est appelée "valeur meunière" et pour les blés durs, le rendement en semoule est appelée "valeur semoulière". Un troisième aspect de la qualité est la valeur d'utilisation des produits. Dans le cas des blés tendres, on appelle "valeur boulangère" l'aptitude à la panification des farines. Dans tous les cas, la qualité des blés dépend à la fois de la variété et des conditions de culture. Aussi, la caractérisation des variétés et de leur qualité demeure une préoccupation des professionnels des céréales. L'observation visuelle des lots de blés fait partie des premiers contrôles de la qualité après récolte. Elle permet de vérifier l'aspect et la couleur des grains, de détecter la présence d'impureté ou l'échaudage. Toutefois, on ne dispose pas actuellement de procédé automatique pour la mesure de l'aspect des lots de blés. Dans ce cadre, l'analyse d'image est un outil permettant la

mesure d'un grand nombre de paramètres morphologiques liés de façon directe ou indirecte aux caractéristiques des grains.

L'objet de ce travail est de présenter l'intérêt de l'analyse d'image pour la caractérisation de la morphologie des grains de blés. Deux approches sont décrites. Dans la première, des travaux concernant l'influence de la variété et des conditions de culture sur les paramètres morphologiques sont présentés. Dans la seconde approche, l'objectif est de tenter de relier les paramètres mesurés à la valeur technologique des blés. Cette démarche repose sur le fait que la morphologie des grains peut influencer sur le broyage et nécessite éventuellement de modifier les réglages des moulins.

### **Mesures de paramètres morphologiques par analyse d'image**

Les images sont obtenues à partir de grains de blés isolés, c'est à dire de grains ne se touchant pas (figure 1). Les paramètres morphologiques sont mesurés grain par grain et peuvent être de trois sortes : paramètres de taille, de forme et paramètres de couleur.

Les paramètres de taille les plus couramment utilisés sont la surface, le périmètre, la longueur et la largeur des grains. A partir de coupes transversales ou longitudinales, il est possible d'estimer l'épaisseur du grain et la profondeur du sillon.

Les paramètres de forme sont généralement calculés à partir des mesures de taille. Par exemple le facteur d'élongation est le rapport de la largeur sur la longueur et donne une indication de l'allongement des grains. D'autres mesures de forme cherchent à caractériser le contour des grains.

Les images sont soit monochrome (noir et blanc), soit couleur. Dans les deux cas, la mesure de l'intensité de gris ou de couleur permet de caractériser la surface des grains. En particulier, la mesure de l'intensité lumineuse sur des grains coupés permet de comparer la vitrosité et les surfaces farineuses apparentes.

### **Discrimination de variétés et de classes de variétés de blés**

De nombreuses études ont été publiées portant sur l'utilisation de l'analyse d'image comme méthode de contrôle automatique des blés. Les travaux portaient soit sur la détection de particules étrangères dans un lot de blé, soit sur l'identification des variétés ou des classes de variétés. Ainsi, il a été possible de reconnaître des grains de blés parmi des grains d'autre céréales comme l'orge ou l'avoine à partir de paramètres de taille et forme des grains entiers (Sapirstein et al., 1987, Zayas et al., 1989). L'identification des variétés de blés à partir des mêmes paramètres morphologiques sur grains entiers est apparue difficile. Par contre, les grandes classes de blés nord-américains étaient identifiées de manière satisfaisante (Zayas et al, 1986, Neuman et al, 1987). Symons et Fulcher (1988) ont amélioré la discrimination entre variétés en incluant des paramètres de taille et de forme mesurés à partir de coupes transversales des grains. Neuman et al. (1989) ont montré que des mesures de couleur avaient également un pouvoir discriminant des variétés canadiennes et de leur classes. Des

essais similaires ont été tentés sur des blés australiens avec une identification médiocre des variétés due à leur faibles variations génétiques (Myers et Edsall, 1989).

Dans l'étude présentée ici, l'objectif est de caractériser la morphologie de variétés de blés tendres françaises, d'en évaluer la dispersion, en particulier celle liée aux différentes conditions de culture. Pour cela, trois variétés témoins (Capitole, Magdalena et Talent) et 17 variétés en cours de sélection génétique ont été cultivées dans 7 lieux géographiques différents. Pour chacun des échantillons des images monochromes sont obtenues à la fois sur des grains entiers et sur des grains coupés transversalement (figure 1). Chaque échantillon est caractérisé par 50 grains environ. Pour chaque grain entier et chaque grain coupé, des paramètres de taille et des paramètres de forme sont mesurés. L'intensité de gris est également enregistrée. Dans le cas des grains coupés, cette intensité est fonction de la vitrosité des grains. L'échantillon est caractérisé par les moyennes et les écarts-types de chacune des variables calculées pour les grains entiers et coupés. Les écarts-types mesurent la variabilité naturelle des grains. La pertinence des paramètres à décrire les variétés est testée par analyse discriminante pas à pas. Deux analyses sont effectuées pour tenter d'identifier d'une part les variétés et d'autre part les lieux de culture de façon à comparer les deux facteurs. Dans la première analyse, les groupes à prédire sont les 17 variétés. La meilleure prédiction est obtenue après l'introduction de 5 paramètres dans l'ordre suivant : intensité de gris des grains coupés, longueur et largeur des grains entiers, facteur d'élongation des grains coupés et écart-type des intensités de gris des grains coupés. Ces paramètres décrivent la taille des grains entiers ainsi que la "couleur" et la forme des grains coupés. Les variétés sont prédites respectivement à 70 et 68 % pour les échantillons d'étalonnage et de vérification. Pour la seconde analyse, les groupes à prédire sont les lieux de culture. La meilleure prédiction est obtenue après l'introduction de 6 paramètres : les écarts-types des intensités de gris et des facteurs d'élongation des grains entiers, les écarts-types des intensités de gris et des largeurs des grains coupés ainsi que les moyennes de gris et des longueurs des grains entiers. Dans ce cas, les régions de culture sont prédites respectivement à 55 et 41 % pour l'étalonnage et la vérification. La morphologie moyenne des grains semble donc plus liée à la variété qu'au lieu de culture.

### **Liaison morphologie des grains et valeur technologique**

Les études de la liaison entre la morphologie des grains et leur valeur technologique publiées ont été réalisées dans l'objectif de tenter de prédire le rendement des blés en farine ou semoule. Parmi les facteurs influençant l'aptitude au broyage, la dureté joue un rôle important. Par ailleurs, la morphologie des grains peut également modifier les conditions du broyage. Marshall et al (1986) ont montré que la taille des grains pouvait théoriquement avoir une influence sur le rendement en farine. Toutefois, leurs travaux indiquaient que cette influence était vraie pour une même variété mais qu'il n'était pas possible de comparer des variétés entre elles. Par contre, Evers et Withey (1989) ont montré sur un ensemble de 9 variétés qu'avec deux paramètres

morphologiques, la corrélation avec le rendement en farine était de 0.925. Ainsi, une influence de la taille et de la forme des grains sur le rendement en farine pouvait être mis en évidence dans certain cas.

Dans cette étude, nous avons tenté de relier les paramètres de morphologie des grains à la valeur semoulière des blés durs. Neufs variétés cultivées dans 4 conditions agronomiques ont été étudiées. La valeur semoulière est mesurée à la semoulerie expérimentale de l'INRA de Montpellier. Six natures de semoules de pureté différente sont obtenues. La valeur semoulière correspond au rendement global en semoule, toutes semoules confondues. Pour chaque échantillon, environ 140 grains ont été analysés. Les grains sont éclairés par dessous à l'aide d'une table lumineuse. Pour chaque grain, des paramètres de taille (surface, périmètre, longueur, largeur) et forme (facteur d'élongation) sont mesurés. L'intensité moyenne des niveaux de gris est également mesurée. Elle représente dans ce cas la quantité de lumière ayant traversé l'échantillon et est a priori représentative de la vitrosité des grains. En pratique, l'intensité de gris et la surface des grains sont corrélées négativement ( $r = -0.83$ ), la lumière traversant moins un grain de grande taille qu'un grain de petite taille. Les coefficients de corrélation entre le rendement en semoule et les paramètres mesurés sont de 0.52 pour la surface, 0.47, 0.40 et 0.53 pour le périmètre, la longueur et la largeur, 0.25 et -0.15 pour le facteur d'élongation et l'intensité de gris. Les coefficients de corrélation avec les paramètres de taille sont significatif au seuil 1%. La taille semble donc jouer un rôle dans la valeur du rendement. Une tentative de prédiction du rendement à partir des données images est effectuée par régression backward. Le tableau 1 montre la meilleure prédiction obtenue avec un coefficient de corrélation de 0.84 ( $r^2=0.71$ ). Il apparaît que les variables les plus significatives sont la surface des grains ainsi que l'intensité de gris. Les grains les plus gros et les plus vitreux ont permis d'obtenir un meilleur rendement en semoule. La qualité de la droite de régression obtenue est donnée figure 2. Cet essai confirme donc l'étude de Evers et Withey montrant l'influence de la morphologie des grains sur le rendement technologique.

## Conclusion

Les travaux présentés ici montrent que la morphologie des grains dépend en premier lieu de la variété, puis des conditions de culture. Cependant, les paramètres mesurés par analyse d'image ne permettent généralement pas l'identification précise des variétés. Par ailleurs, un lien entre la morphologie des grains et leur aptitude technologique a pu être observé. En particulier, des mesures de vitrosité par analyse d'image pourraient présenter un intérêt.

Evers A. D., Withey R. P. 1989 - "Use of image analysis to predict milling extraction rates of wheat" - *Food Microstructure* 8 p191.

Marshall D. R., Mares D. J., Moss H. J., Ellison F. W. 1986 - "Effects of grains shape and size on milling yields in wheat. II Experimental studies" - *Aust. J. Agric. Res.* 37 p 331.

- Myers D. G., Edsall K. J. 1989 - "The application of image processing techniques to the identification of Australian wheat varieties" - *Plant Varieties and Seeds* **2** p109.
- Neuman M., Sapirstein H. D., Shwedyk E., Bushuk W. 1987 - "Discrimination of wheat class and variety by digital image analysis of whole grain samples" - *Journal of Cereal Science* **6** p125.
- Neuman M., Sapirstein H. D., Shwedyk E., Bushuk W. 1989 - "Wheat grain colour analysis by digital image processing. I Methodology. II Wheat class discrimination" - *Journal of Cereal Science* **10** p175 et p183.
- Sapirstein H. D., Neuman M., Wright E. H., Shwedyk E., Bushuk W. 1987 - "An Instrumental System for Cereal Grain Classification using Digital Image Analysis" - *Journal of Cereal Science* - **6** p3.
- Symons S. J., Fulcher R. G. 1988 - "Determination of wheat kernel morphological variation by digital image analysis : I Variation in Eastern Canadian milling quality wheat. II Variation in cultivars of Soft White Winter Wheat" - *Journal of Cereal Science* **8** p211 et p 219.
- Zayas I; Lai F. S., Pomeranz Y. 1986 - "Discrimination between wheat classes and varieties by image analysis" - *Cereal Chem.* **63** (1) p52.
- Zayas I., Pomeranz Y., Lai F. S. 1989 - "Discrimination of wheat and non wheat components in grain samples by image analysis - *Cereal Chem.* **66** (3) p233.

### Figures et tableau

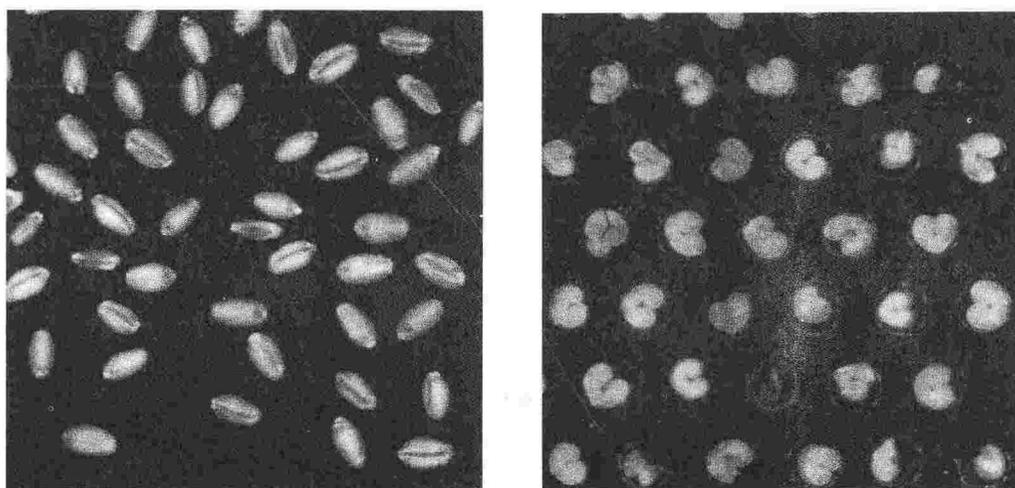


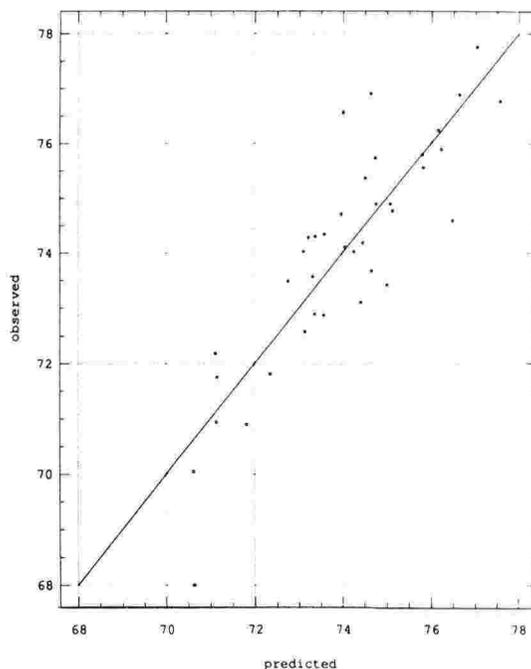
Figure 1 : images en grains entiers et grains coupés

Model fitting results for: var7

Independent variable	coefficient	std. error	t-value	sig.level
CONSTANT	-12.809899	10.459897	-1.2247	0.2296
var22 Surface	2.888447	0.756868	3.8163	0.0006
var25 Largeur	-18.878554	7.775351	-2.4280	0.0210
var26 Facteur de forme	107.41983	29.968701	3.5844	0.0011
var27 Moyenne niveau de gris	0.295223	0.041447	7.1230	0.0000
var33 Ecart-type niveau de gris	0.341393	0.154188	2.2141	0.0341

R-SQ. (ADJ.) = 0.7105 SE= 1.108719 MAE= 0.784326 DurWat= 1.559  
 Previously: 0.5994 1.304264 1.004784 1.752  
 38 observations fitted, forecast(s) computed for 0 missing val. of dep. var.

**Tableau 1 prédiction du rendement semoulier (régression backward)**



**Figure 2 : Prédiction du rendement semoulier**

# Mise au point d'un système d'évaluation de la qualité des lots de carcasses de dinde sur chaîne d'abattage par vision numérique

P. Marty-Mahé, G. Raffy, P. Marchal, V. Louveau

CEMAGREF, groupement de Rennes, division Technologie  
17, avenue de Cucillé, 35044 Rennes Cedex  
Tél. 99 28 15 15 - Fax 99 33 29 59

## Résumé :

Le but de ces travaux de recherche est d'élaborer, en collaboration avec les industriels de la filière dinde, un outil qui permet de quantifier la qualité des carcasses de dinde en abattoir. Nous avons opté pour un système de vision numérique couleur compatible avec la cadence des chaînes d'abattage actuelles et avec une caractérisation multi-critère, sans contact avec le produit. Les différents critères mesurables par le système sont la conformation des carcasses et les défauts d'aspect indésirables. Sur l'outil de vision ont été développées des méthodes de mesure des caractéristiques morphologiques de la carcasse et des méthodes de segmentation couleur.

**Mots clés:** Système de vision, Couleur, Traitement d'Images, Dinde, Classification.

## Abstract:

The purpose of this research, in collaboration with industrialists of the turkey official corporation, is to develop an appraisal tool of the quality of turkey carcass lots in processing plants. We have chosen a color machine vision compatible with the speed of the slaughtering processing operation and with the multi-features characterisation. The quality of the carcasses can be appraised by different features: conformation et appearance. The features extraction procedures use morphological measures and color segmentation methods.

**Keywords:** Machine vision, Color, Image Processing, Turkey, Grading.

## 1- Objectif :

La Division Technologie du CEMAGREF, en collaboration avec le CIDEF (coordinateur de la filière dinde) et la Société EDIXIA (de Vision Industrielle) élabore un **outil objectif et temps réel de quantification de la qualité** des carcasses de dindes sur chaîne d'abattage. Les industriels de la filière Dinde souhaitent quantifier le rendement des carcasses et la qualité des lots de dindes.

## 2- Programme de travaux :

### 2.1 - Définition de la problématique :

Dans ce programme, la qualité d'un lot de carcasses de dinde se définit sur une chaîne en terme de **conformation** (rendement d'une carcasse) et en terme d'**aspect** (présence ou absence de défauts). La vision est utilisée pour évaluer la qualité du produit : extraire et quantifier les caractéristiques visuelles objectives du produit.

### 2.2 - Une charte de défauts :

Elaborée en collaboration avec les services "Qualité" des abatteurs, une charte de défauts des carcasses de dindes permet de définir les caractéristiques visuelles des défauts d'aspect des carcasses. Elle comprend :

- une grille par défaut défini par son aspect, ses localisations, ses caractéristiques géométriques visuelles, le lieu d'observation sur la chaîne et les mesures prises par les services vétérinaires et le contrôle de qualité à l'abattoir.

- un ensemble de différentes classifications des défauts selon le type de lésions, le lieu d'observation sur la chaîne, la provenance et la localisation sur la carcasse.

- une base de photographies des défauts et de leurs caractéristiques visuelles.

Cette charte de défauts est le résultat d'enquêtes auprès de quatre abatteurs (Sté Arrivé, Sté Bourgouin, Dandy du groupe coopératif UNICOPA, Le Clézio du groupe coopératif EVEN) et d'expérimentations dans ces abattoirs.

### 2.3 - Mise au point du capteur de vision :

#### 2.3 -1 Mise au point de l'acquisition d'images numériques :

Les conditions d'acquisition d'image numérique couleur en abattoir ont été définies lors d'expérimentations en abattoir et en laboratoire. Les conclusions actuelles permettent de dire que l'éclairage, lors de l'acquisition d'image, doit être parfaitement maîtrisé, diffus et proche des caractéristiques de la lumière du jour.

Lors des expérimentations, des paramètres caractéristiques, de l'éclairage (lampe halogène, tubes fluorescents, flash) et de réglage de la caméra ont été identifiés (température de couleur, intensité lumineuse, caractéristiques colorimétriques de l'éclairage, balance des blancs et gains de la caméra couleur). L'influence de la température de couleur de l'éclairage et les paramètres de réglage de la balance des blancs de la caméra couleur sur les caractéristiques couleur des défauts et leur identification a été mise en évidence.

Différents types d'images couleur ont été acquis et testés, ils ont permis de déterminer quelles sont les coordonnées colorimétriques intéressantes pour la détection des défauts de couleur sur les carcasses et compatibles avec les méthodes algorithmiques mises au point (§3.1). La carte d'acquisition d'image permet d'obtenir des images dans l'espace HSI (Hue: teinte, Saturation, Intensity: Intensité) dérivé du système CIELab qui permet la mesure de différence de couleur.

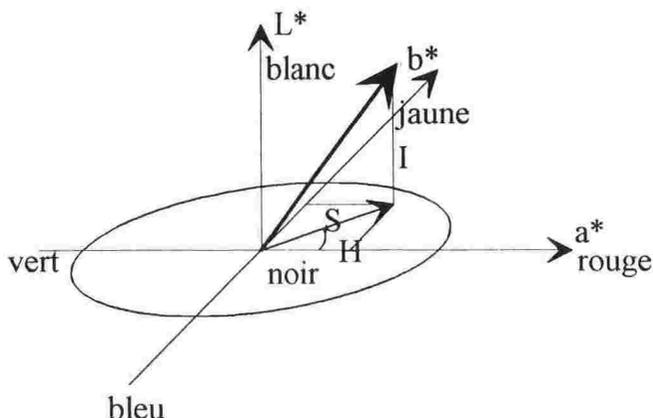


Figure 1 — Repères colorimétriques HSI et  $L^*a^*b^*$ .

### 2.3-2 Présentation du système de Vision :

L'effort a porté sur la mise en oeuvre d'un système de vision industriel temps réel couleur. Le système pour lequel nous avons opté est constitué :

- d'un système d'éclairage,
- d'une caméra mono CCD SONY Couleur RVB,
- d'un prototype du système de vision industriel temps réel, couleur EDIXIA EDX IA 512C
- d'un système de gestion des images et de développement sur PC 486

## 3- Résultats:

### 3.1 - Choix des algorithmes en fonction de l'objectif

#### a) sur la conformation des carcasses :

Des algorithmes de reconnaissance de formes et de morphologie mathématique de la conformation et de la localisation des différents membres des carcasses ont été implantés sur un système de vision industriel temps réel (défini au §2.3.2). Les informations extraites des traitements sont de différentes natures : longueur, largeur, surface et permettent de localiser le thorax et les membres d'une carcasse.

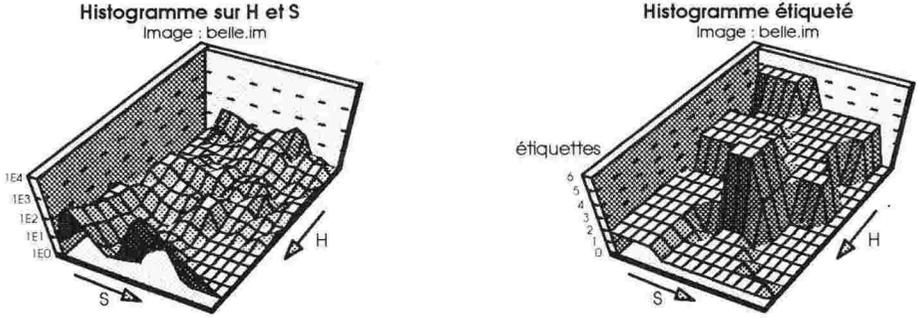
Les mesures extraites des images traitées sont calibrées géométriquement et ont été corrélées aux poids totaux des carcasses ou aux poids des morceaux nobles.

#### b) sur l'aspect des carcasses :

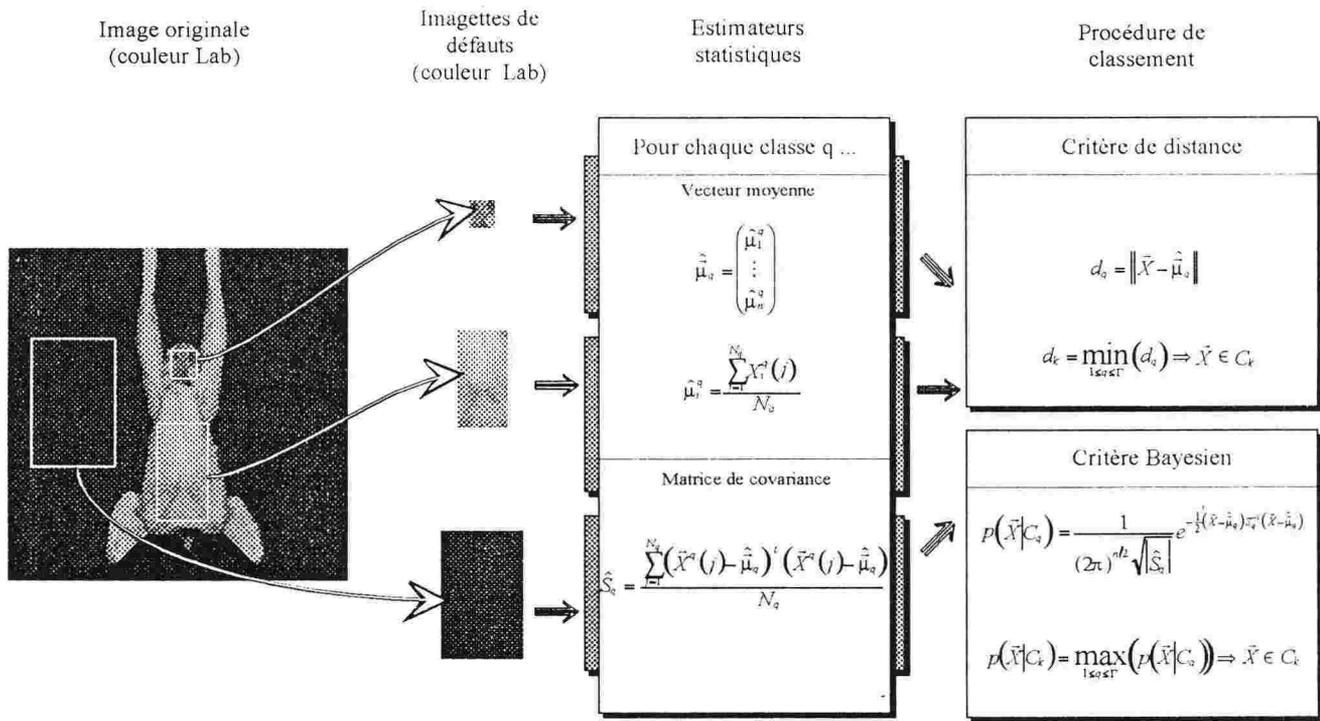
Des traitements de segmentation couleur qui permettent de détecter des classes de couleur, ont été développés sur le système temps réel couleur, ont été testés sur différents types de défauts (piquages, hématomes anciens, récents, ampoules de bréchets) et sur différents types de coordonnées colorimétriques. Deux types de méthodes sont utilisés :

\* **méthodes supervisées comportant une phase d'apprentissage** (définissant des caractéristiques "couleur" des différentes régions recherchées dans la scène : fond, peau saine, défauts...) et une phase de classification de l'image. Elles nécessitent une acquisition d'image parfaitement reproductible dans le temps. Ces méthodes sont basées soit sur un critère de distance euclidienne, dans l'espace colorimétrique (calcul d'un vecteur colorimétrique moyen des échantillons d'apprentissage et d'une différence de couleur de chaque pixel de l'image avec ces échantillons), soit un critère bayésien (calcul d'un vecteur moyen et d'une matrice de covariance des coordonnées colorimétriques des échantillons d'apprentissage définissant une classe et d'une probabilité d'appartenance à une classe, lors de la phase de classification) (Fig. 2).

\* **méthodes automatiques** traitant directement une image sans connaissance a priori des défauts, des classes recherchées. Elles se décomposent en trois phases : construction de l'histogramme multidimensionnel de l'image, extraction des classes à partir de l'analyse de l'histogramme et classification de l'image.



Etiquetage de l'histogramme



Procédures de segmentation supervisée

Figure 2

### 3.2 - Principaux résultats de ces premières expérimentations :

- La charte de défauts, nous permet non seulement, de définir les paramètres physiques ou psychosensoriels de la scène, mais aussi de définir les défauts des carcasses sous forme d'un guide pour les industriels qui travaillent sur une démarche qualité.

- Les expérimentations menées en abattoir démontrent l'importance de la maîtrise de l'acquisition d'image couleur. L'éclairage et le réglage du système d'acquisition doivent être parfaitement maîtrisés et calibrés pour une bonne définition des caractéristiques couleurs des défauts (phase d'apprentissage de la segmentation). Les caractéristiques et les paramètres de réglage de l'éclairage et de l'acquisition d'image ont été identifiés.

- Les traitements sur la conformation des carcasses permettent de définir et de mesurer les paramètres de l'image caractéristiques de la conformation et d'évaluer des corrélations avec le poids et le rendement des carcasses.

- Les traitements sur la conformation et les traitements de segmentation couleur, actuellement implantés, permettent d'identifier et de localiser les défauts de couleur sur les carcasses. L'analyse des images issues des procédures de segmentation couleur permettent de localiser les défauts et de quantifier les caractéristiques couleur.

**Résultat de la segmentation couleur supervisée avec un critère bayésien dans l'espace  $L^*a^*b^*$  sur une image de dinde comportant des marques d'effleurage et de piquage.**

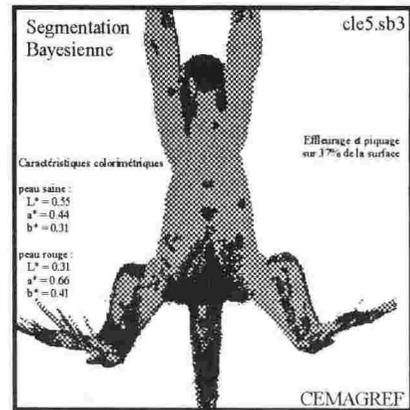


Figure 4

**Résultat de la segmentation couleur supervisée avec un critère de distance dans l'espace  $L^*a^*b^*$  sur une image de dinde comportant un hématome violet à l'attache de l'aile.**

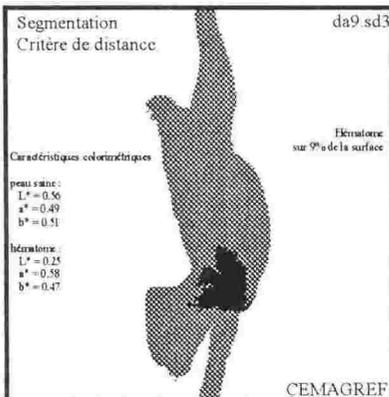


Figure 5

#### **4- Conclusion:**

Les travaux réalisés sur le système de vision EDX 512 C permettent d'une part de quantifier les critères morphologiques (caractérisation de la conformation des carcasses) et d'autre part de quantifier les caractéristiques colorimétriques des défauts (caractérisation de l'aspect des carcasses).

#### **Bibliographie**

##### **Articles**

Marty-Mahe P., Marchal Ph., Louveau V., Grading lots of turkeys carcasses on suspension chain by machine vision, International seminar of the 3rd and 6th Technical sections of CIGR. September 1991.

Harrel R.C., Processing of color images with bayesian discriminate analysis, International seminar of the 3rd and 6th Technical sections of CIGR. September 1991.

Postaire J-G, Les éléments de la vision, Stratégie élémentaire de décision pour la segmentation, Axes Robotique, Février 1990.

Postaire J-G, Les éléments de la vision, Aspects de la recherche en segmentation des images, Axes Robotique, Mars 1990.

##### **Ouvrages**

Trouvé Alain, La mesure de la couleur. Principes, techniques et produits du marché, Editions Afnor-Cetim 1991.

Nahmias Gaston de l'Association Française de l'Eclairage, Les sources de lumière, Société d'Editions LUX, 1987.

Burrus Jacques de l'Association Française de l'Eclairage, La photométrie en éclairage, Société d'Editions LUX, 1991.

Dordet Yves, La Colorimétrie, Principes et applications, Editions Eyrolles, 1990.

Hunter Richard S. and Harold Richard W., The Measurement of Appearance, Second Edition, Wiley-Interscience publication, 1987.

Postaire J-G, De l'image à la décision, analyse des images numériques et théorie de la décision, Editions Dunod Informatique, 1987.

Rabatel Gilles, Localisation de fruits en environnement naturel par segmentation d'images polychromes ( thèse ), 1988



# Le contrôle par vision artificielle de la maturité des pommes à la cueillette : "AMIDOMETRE AM93"

G. Planton

CTIFL  
Route de Mollèges  
13210 Saint-Rémy de Provence  
Tél. 90 92 05 82 Fax 90 92 48 87

## Résumé

Le test amidon, utilisé comme test de récolte des pommes, est actuellement interprété de façon très empirique et subjective. Le CEMAGREF<sup>1</sup>, le CTIFL<sup>2</sup>, le CEHM<sup>3</sup> et la société COPA INFORMATIQUE<sup>4</sup> ont conçu et réalisé un nouvel appareil portable utilisant la vision artificielle: "L'AMIDOMETRE" AM93, destiné à lire objectivement ce test. Il donne en outre instantanément la moyenne, l'écart-type et le coefficient de variation de chaque lot avec possibilité d'inscription sur imprimante. La lecture du test est ainsi accélérée et sécurisée. Il est cependant nécessaire de bien standardiser la réalisation du test et de transcrire les résultats obtenus en données interprétables par les opérateurs.

## Introduction

Le marché européen de la pomme est de plus en plus exigeant en qualité. L'appréciation de la date optimale de récolte est un élément déterminant de la qualité gustative des fruits. Pour la pomme, il existe un bon test de récolte, basé sur la révélation de l'amidon par l'iode, mais dont la lecture est assez délicate et fastidieuse. C'est pourquoi le CEMAGREF, le CTIFL, le CEHM, COPA INFORMATIQUE ont conçu et mis au

---

1 Centre Technique Interprofessionnel des Fruits et Légumes,  
13210 Saint-Rémy de Provence

2 CEMAGREF BP 5095 34033 Montpellier Cedex 1 Michel CROCHON, Christophe GUIZARD  
(34 - Montpellier)

3 Centre Expérimental Horticole de Marsillargues (34) : Gérard FERRE

4 COPA TECHNOLOGIES 13150 St Etienne du Grès Roger PELOUZET, Antoine MARTINEZ  
(13 - St Etienne du Grès)

point un appareil qui effectue objectivement la lecture de ce test par analyse d'image, "l'AMIDOMETRE" AM93.

## **Le test amidon**

Le test amidon a l'avantage d'appréhender le stade de maturité physiologique des pommes au moment de la cueillette. Pour cela, il suffit de prélever un échantillon représentatif du verger, de couper les fruits dans le plan équatorial et de les tremper quelques secondes dans une solution d'eau iodoiodurée. Les zones contenant de l'amidon se colorent en bleu foncé alors que celles où l'amidon s'est transformé en sucres laissent apparaître de plus en plus de plages claires. La comparaison des images obtenues à des codes photographiques préétablis permet de situer le stade de maturité atteint. Pour chaque variété il existe un niveau de régression idéal donnant une bonne aptitude à la conservation et une qualité satisfaisante.

## **Les difficultés actuelles**

Malgré les qualités de l'oeil humain, la lecture du test amidon reste subjective. De plus, les modalités d'interprétation varient selon les auteurs et les pays, ce qui complique sérieusement le dialogue entre les opérateurs. Voici les principaux obstacles à la standardisation du test amidon :

### *Limites de l'œil humain*

L'œil est parfaitement capable de distinguer les zones claires des zones foncées, quelles que soient les nuances en présence. Par contre, il a du mal à apprécier les surfaces mises en jeu, d'autant plus que les régressions s'effectuent essentiellement par plages circulaires autour des loges carpellaires. Il s'en suit des différences de lecture selon les observateurs.

### *Spécificités variétales*

Les images des régressions sont différentes, au moins dans les premiers stades, selon les variétés : radiales pour Golden, circulaires pour Granny-Smith, etc. Des cas originaux peuvent encore apparaître avec de nouvelles variétés. Pour une même variété, on peut observer des différences liées au verger, à la région, au clone ou même à l'année. L'utilisation d'un code demande toujours une part d'interprétation.

### *Diversité des codes*

Les codes de référence se multiplient de façon anarchique non seulement en fonction des variétés nouvelles mais aussi par leur nombre de photos qui peut aller de 4 à 10 (Photo 1), toutes choisies plus ou moins empiriquement. Récemment, des indices liant fermeté, amidon et sucres au moment de la récolte ont été établis à l'aide de codes en 10 images qui semblent désormais s'imposer.

### *Diversité des solutions iodo-iodurées*

Les concentrations des solutions varient du simple au quadruple. Les solutions les plus diluées donnent des "noirs" beaucoup plus gris que les autres. Cette diversité qui en apparence ne gêne pas trop la lecture visuelle du test, apparaîtra par la suite comme pouvant induire un risque d'erreur.

### **Intérêt de l'amidomètre**

Dans la confusion actuelle, un appareil calculant objectivement les indices de régression peut apporter une solution satisfaisante et mettre tout le monde d'accord.

### *Description de l'appareil*

L'amidomètre se présente sous la forme d'une boîte dont la partie supérieure s'ouvre, laissant apparaître une vitre et un clavier de commande. En partie basse, sous la vitre, se trouvent une caméra et 4 lampes tandis qu'une 5ème lampe est incluse dans le couvercle. L'appareil fonctionne sur secteur par l'intermédiaire d'un transformateur 12V ou directement sur un allume cigares de voiture. L'encombrement est réduit et l'ensemble est aisément transportable.

### *Fonctionnement*

Une fois le test amidon réalisé sur l'échantillon de pommes, il faut poser à tour de rôle chaque fruit sur la vitre, face traitée vers la caméra, et fermer le couvercle. Un contact automatique allume pendant près d'une seconde la lampe supérieure, permettant à la caméra de repérer les contours. Puis les 4 lampes du bas s'éclairent et la caméra comptabilise à l'intérieur de la zone repérée les pixels noirs, blancs et gris, selon des

réglages de seuils préétablis. La mesure d'une pomme prend au maximum 4 secondes et un lot de 30 fruits nécessite moins de 3 minutes, chargements inclus (photo 2).

### ***Résultats***

Quelle que soit l'image de la régression, l'amidomètre calcule le résultat de façon objective en pourcentage de zone claire (régressée) par rapport à la superficie de la pomme, les gris étant comptabilisés à part. La précision de lecture est très bonne car l'image lue par la caméra comporte 10 000 à 20 000 pixels selon le diamètre des fruits. L'amidomètre garde en mémoire chaque mesure de sorte qu'en fin de série on obtienne aussitôt la moyenne, l'écart-type et le coefficient de variation du lot, avec possibilité d'inscrire ces résultats sur imprimante.

### **Discussion**

Deux types de problèmes se posent :

- La qualité des techniques utilisées dans l'amidomètre suscite des questions jusqu'ici éludées.
- La forme des résultats actuellement fournis en pourcentage de surface régressée diffère trop de la lecture des codes traditionnels qui seront toujours nécessaires, ne serait-ce que par les non-utilisateurs d'amidomètre.

### ***Les seuils de réglage, la détection des gris***

L'œil a la capacité de distinguer les zones claires et foncées selon le principe du "tout ou rien" et d'ignorer les gris, ce qui a permis l'utilisation de solutions iodo-iodurées de concentrations très différentes. L'amidomètre discrimine les zones à partir de seuils préalablement fixés par le fabricant. Pour déterminer les seuils, les images reconstituées, telles qu'elles ont été analysées par la caméra, sont transférées sur ordinateur et comparées aux pommes qui les ont générées. Entre les zones franchement sombres ou claires, la caméra peut comptabiliser les zones grises bien visibles sur la pomme. Vues au microscope, elles sont constituées de points noirs épars parmi des zones blanches, laissant penser à une régression partielle. Dans la plupart des cas on peut les exclure du calcul des surfaces en les considérant comme des zones à moitié noires ou blanches. Mais il arrive, même avec une solution concentrée d'eau iodo-iodurée, qu'apparaissent uniquement de vastes plages grises et diffuses, dont on peut se

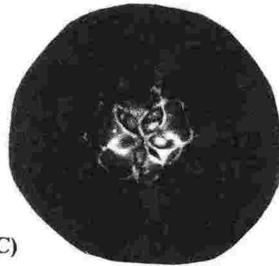
demander si elles doivent être interprétées comme noires. Ce cas serait assez fréquent sur pomme et poires poussant dans les zones septentrionales. La réponse nécessite une étude spécifique.

### *La forme des résultats*

La lecture visuelle des tests, ainsi que les codes amidon par images, sont établis selon un mode de progression linéaire, en raison de la difficulté de l'oeil à estimer les surfaces circulaires. D'ailleurs, ce système paraît correspondre à la réalité biologique des phénomènes observés. L'amidomètre qui, par commodité, utilise le calcul des surfaces regressées, semble en décalage avec le résultat attendu (Fig. 1). Des essais en cours devraient permettre d'aboutir à une formule mettant en concordance la surface calculée objectivement et la perception quelque peu subjective de l'oeil. Parallèlement, l'amidomètre sera utilisé pour améliorer la qualité et notamment la progressivité des codes visuels.

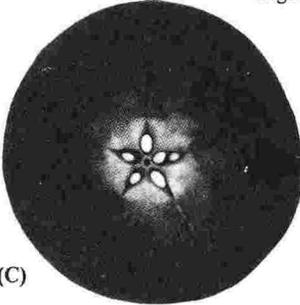
### **Conclusion**

Le test amidon était jusqu'à présent utilisé très subjectivement : en effet, sa lecture visuelle laisse une grande part d'appréciation à l'opérateur et les codes de référence sont souvent établis de façon empirique. La vision artificielle vient donc conforter la valeur du test grâce à une lecture objective. Des mises au point complémentaires permettront même d'améliorer les résultats obtenus en exploitant les nouvelles possibilités offertes par cette technologie. En contre-partie, les utilisateurs devront agir dans le sens de la standardisation des méthodes, par exemple le choix d'une seule concentration de solution iodée et, lors de la réalisation du test, apporter tout le soin nécessaire pour obtenir les meilleures images.

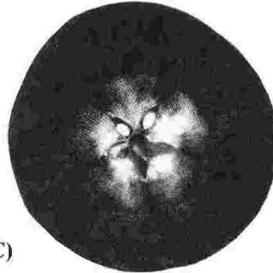


1 (C)

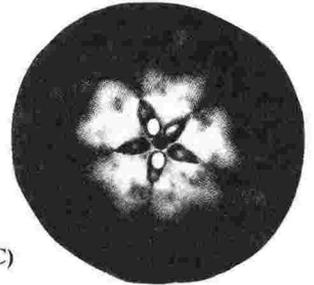
Légère décoloration centrale - *Slight central discolouration*



2 (C)

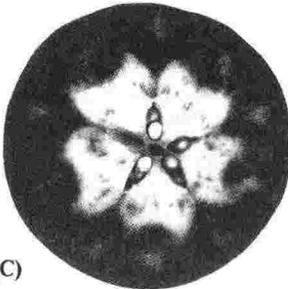


3 (C)

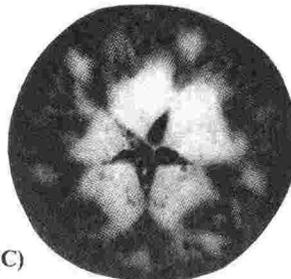


4 (C)

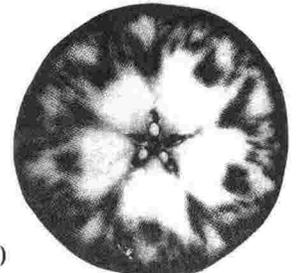
Décoloration centrale, de la pièce de monnaie au "trèfle à 5 feuilles" - *Central discolouration, from coin to "5-leaved clover"*



5 (C)

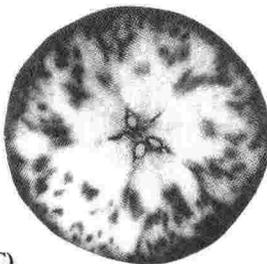


6 (C)

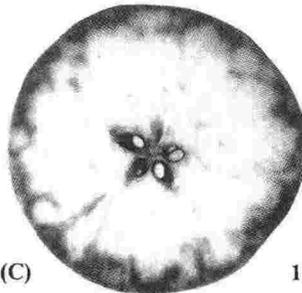


7 (C)

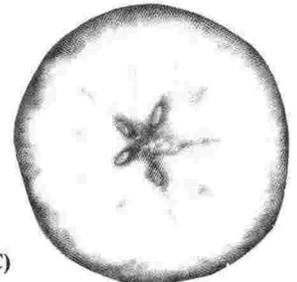
Décoloration centrale croissante et taches dans la périphérie - *Increasing central discolouration with peripheral spots*



8 (C)



9 (C)



10 (C)

Décoloration croissante de la périphérie - *Increasing peripheral discolouration*

Photo 1 : exemple de code amidon en 10 images.

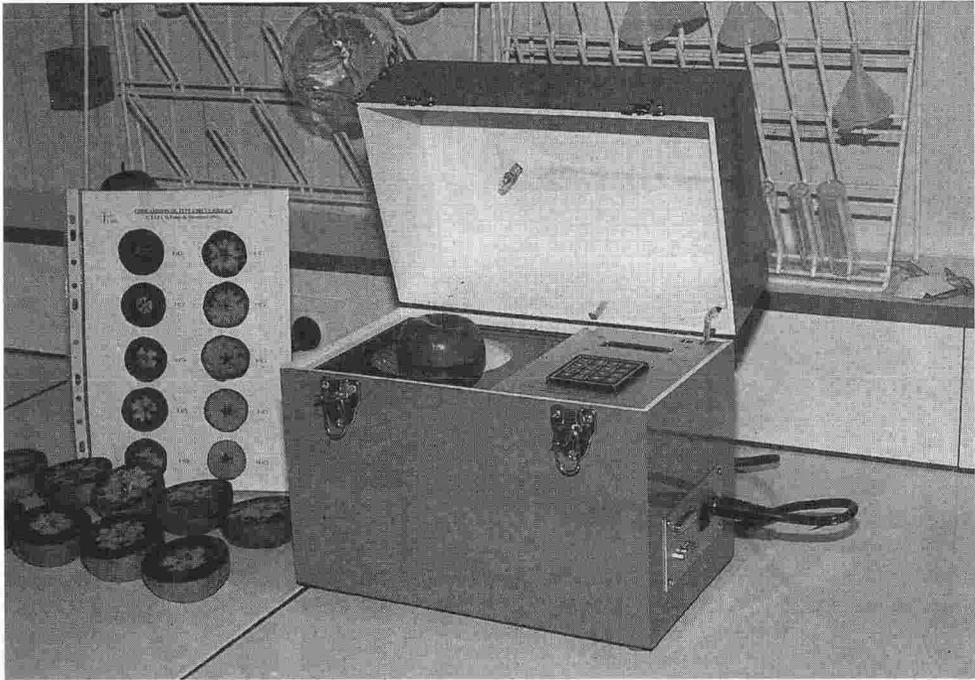


Photo 2 : l'amidomètre durant un test.

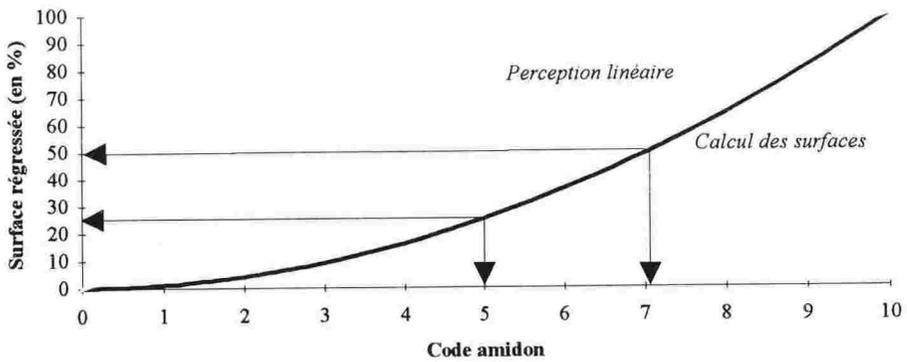


Fig. 1 : relation amidomètre - code amidon.



L'apport de l'outil vision  
**dans les opérations de transformation**



# Utilisation de la vision artificielle pour le contrôle automatique de la découpe des carcasses de porcs

J.-P. Chanet, B. Benet, P. Eynard, M. Mounin, C. Tinet

CEMAGREF, groupement de Clermont-Ferrand,  
division Technologie des industries agro-alimentaires  
*Domaine de Lalluas, 63200 Riom*  
*Tél. 73 38 20 52 - Fax 73 38 76 41*

## Résumé

Le but de nos recherches est de réaliser une commande avec un retour visuel de l'information pour automatiser la découpe des carcasses de porcs. Pour effectuer cette commande, il faut pouvoir extraire de différentes images de la carcasse des primitives géométriques discriminant les trajectoires de coupes à réaliser. Nous proposons dans cet article des méthodes de traitement d'images permettant d'obtenir l'information visuelle nécessaire à la réalisation de cette commande.

## Abstract

The objective of our researches is to achieve a visual feedback control which would be part of an automated process for the cutting of carcasses. In order to execute this control, we have to be able to extract from images of the carcass geometric patterns which are discriminating of the cutting paths. In this paper we describe methods of image processing through which the necessary visual information can be obtained.

## Introduction

La vision artificielle est devenue, en quelques années, une technique extrêmement répandue dans l'industrie manufacturière. Elle y est utilisée principalement pour le contrôle qualité d'une part et en tant que capteur participant au système de contrôle et de commande de robots d'autre part. Mais son emploi demeure d'autant plus rare dans l'industrie de la viande que l'automatisation y est encore relativement peu développée notamment pour les opérations amonts telles que l'abattage et la découpe. Cependant on peut citer deux types d'application : 1. estimation du taux de lipides dans des pièces de viande (Chen et al., 1989) ou dans des produits fractionnés (Newman, 1987) et caractérisation de l'état d'engraissement des carcasses (O'Grady, 1989 ; Jones

et al., 1992 ; Van der Stuyft et al., 1992) ; 2. automatisation de la découpe ou du désossage des carcasses (Purnell et al., 1993 ; Salé et al, 1992 ; Anon., 1994).

L'automatisation des tâches d'abattage et de découpe est un enjeu important pour l'industrie de la viande : une progression significative de la qualité hygiénique, la diminution voir la suppression de tâches manuelles pénibles et la réduction du nombre des accidents du travail, en dépendent. C'est sur l'outil privilégié que constitue la vision artificielle que portent nos recherches afin de parvenir à une telle automatisation.

Nos travaux ont porté sur la découpe primaire des demi-carcasses de porcs, plus précisément sur trois coupes géométriquement simples : premièrement la séparation longe-poitrine, deuxièmement la coupe du jambon et troisièmement la coupe du pied. Nous n'utilisons pas la vision artificielle pour mesurer la demi-carcasse ou pour la comparer à un modèle, mais pour déterminer directement l'emplacement exact des lignes de coupes par référence à des régions anatomiques identifiées dans des images provenant d'une caméra unique.

Dans cet article, après une rapide description des différentes opérations de découpe, nous décrivons les méthodes de traitement d'images utilisées pour déterminer les trois lignes de coupes sur lesquelles a porté notre travail.

## **1. Principe de la découpe des carcasses de porcs**

### **1.1. Présentation des différentes opérations**

Les carcasses de porc sont fendues en deux dans le sens de la colonne vertébrale. Toutes les opérations suivantes seront donc réalisées sur des demi-carcasses droite et gauche.

La découpe primaire des demi-carcasses comprend les étapes suivantes :

- séparation poitrine-épaule,
- levée de l'épaule,
- coupe de la mouille,
- séparation longe-poitrine,
- coupe du jambon,
- coupe du pied.

Pour chacune de ces coupes, les références sont prises par rapport à des parties anatomiques de la demi-carcasse telles que la colonne vertébrale, certaines vertèbres. De plus, la position des coupes varie par rapport à ces références en fonction des coutumes régionales ou saisonnières afin de valoriser plus ou moins telle ou telle partie de l'animal en fonction de la demande commerciale.

Notre travail a porté sur les trois dernières coupes qui semblent a priori les plus simples à repérer.

### **1.2. Cas des trois coupes étudiées**

Pour les trois coupes étudiées, les références anatomiques sont les suivantes : pour la séparation longe-poitrine, la trajectoire est rectiligne et approximativement

parallèle à la colonne vertébrale ; pour la coupe du jambon, la référence est l'os du bassin (le quasi) affleurant au niveau de plan de fente ; pour la séparation du pied, l'articulation de ce dernier sert de référence.

Dans le paragraphe suivant, nous allons exposer les différents traitements permettant de mettre en évidence dans des images de luminance ces trois références de coupe.

## **2. Détection par vision artificielle des références de coupes**

### **2.1. Séparation de la longe et de la poitrine**

Pour pouvoir effectuer cette coupe, il faut en fait détecter dans une image rapprochée de la longe et de la poitrine la colonne vertébrale. Le traitement consiste, dans un premier temps, à extraire les contours de l'image de luminance.

Afin d'obtenir une image binaire des points de contours, le gradient de la fonction intensité est calculé, ainsi que son module, pour tous les points de l'image traitée. Seuls les points présentant un module du gradient supérieur à un seuil choisi sont retenus.

Dans l'image de la longe et de la poitrine, la colonne vertébrale et les bords extérieurs de la demi-carcasse peuvent être symbolisés par des droites. Afin de repérer de telles primitives, la transformée de HOUGH est appliquée à l'image des contours (Besanson J.E., 1988). Cette opération permet de détecter, dans un nuage de points, la présence de droites. Dans ce cas, la recherche est limitée aux droites verticales de par l'orientation de la demi-carcasse dans l'image. La transformée fournit l'ensemble des droites verticales de l'image, aussi il faut filtrer ce résultat de façon à ne garder que les segments de droites qui sont définis par l'alignement d'un nombre suffisant de points. Ce filtrage est effectué grâce à un seuillage de la transformée de HOUGH. Une fois cette opération effectuée, on obtient les droites représentant la colonne vertébrale et les bords extérieurs de la demi-carcasse.

### **2.2. Séparation du jambon et de la longe**

L'élément anatomique utilisé comme référence pour le positionnement de la trajectoire de coupe du jambon est la section de l'os du quasi apparaissant dans le plan de fente. La différence de luminance n'étant pas suffisante pour le repérer, une segmentation en régions basée sur des opérateurs de morphologie mathématique (Coster M. et al., 1989) permet de localiser la masse musculaire du jambon.

Dans un premier temps, une ouverture de l'image de luminance est faite afin de rendre les régions plus homogènes. Un seuillage est ensuite réalisé pour ne retenir que les régions de faible niveau de gris. La détection de la noix du jambon s'effectue alors grâce à une opération d'érosion ultime. On calcule ensuite les axes principaux de la forme détectée, ce qui nous permet de trouver la position de l'os recherché.

### 2.3. Séparation du pied et du jambon

Sur une image du membre postérieur, les contours représentent les bords extérieurs de la patte. La première étape du traitement consiste à extraire les contours de la patte comme au paragraphe 2.2 ; ensuite, on chaîne les points de contours, c'est-à-dire que l'on recherche pour chaque point son voisin qui lui est immédiatement adjacent. Deux chaînes de points, correspondant aux bords droit et gauche, sont ainsi obtenues. Ces deux courbes sont ensuite lissées afin de diminuer l'influence du bruit, puis on recherche leur maximum d'amplitude par rapport au milieu de la patte. Les deux maximums ainsi obtenus correspondent à la position de l'articulation sur la patte arrière.

### 2.4. Résultats

Les algorithmes ont été appliqués à quarante demi-carcasses. La référence de la coupe du pied a été détectée avec succès dans tous les cas (voir figure 1), ainsi que celle de la coupe du jambon (voir figure 2). En revanche, dans le cas de la colonne vertébrale, seules les images ayant été prises avec un éclairage de la face interne de la carcasse ont permis d'obtenir les primitives (voir figure 3 page suivante).

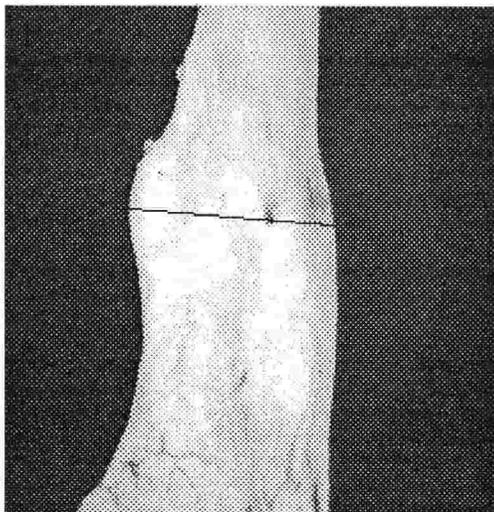


Figure 1 : référence de la coupe du pied  
(image CEMAGREF division T.I.A.A.)

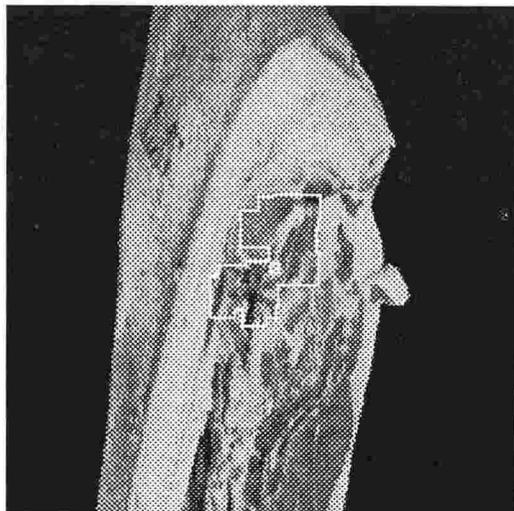


Figure 2 : référence de la coupe du jambon  
(image CEMAGREF division T.I.A.A.)

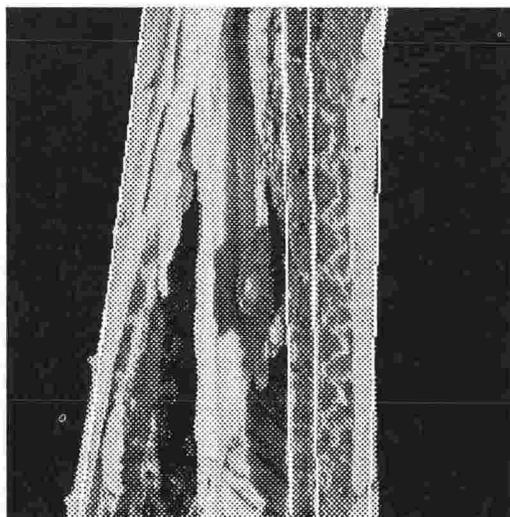


Figure 3 : références de la colonne vertébrale  
(image CEMAGREF division T.I.A.A.)

## Conclusion

Nous avons montré qu'il était possible de repérer dans des images de luminance les références de trois trajectoires de coupe. Notre travail porte maintenant sur l'étude des autres opérations : la séparation poitrine-épaule, la levée de l'épaule et la coupe de la mouille. Les références de ces nouvelles trajectoires étant plus difficiles à localiser, nous nous intéressons principalement à des méthodes de segmentation et d'interprétation d'images plus performantes que celles utilisées pour ces trois coupes.

## Bibliographie

- Anonyme, (1994). Meat Industry Reseach Institute of New-Zealand, *Annual research report 1992-1993*, pp 16-17.
- Besanson J.E., (1988). *Vision par ordinateur en deux et trois dimensions*. EYROLLE, pp 16-17.
- Coster M., et al., (1989). *Précis d'analyse d'images*. Presse CNRS.
- Chen Y.R., et al., (1989). Determining percent intra-muscular fat on ribeyre surface by image processing. *Proceeding of the International Summer Meeting*, Quebec June 25-28, paper n° 89-3009.
- Jones S.D.M., et al., (1992). A commercial evaluation of video image analysis in the grading of beef carcasses. *Proceeding of the 38th ICoMST*, Clermont-Ferrand (France), pp 915-918.

Newman P.B., (1987). The use of video image analysis for quantitative measurement of visible fat and lean meat : part 4 - application of image analysis measurement techniques to minced meats. *Meat Science*, n°19, pp 139-150.

O'Grady J.F., (1989). New techniques in pig carcass evaluation. *Proceeding of the EAAP-symposium of the commission on pig production*, Helsinki (Finland), July 1, pp 37-51.

Purnell G. et al, (1993). Robotic debonning : a fundamental approach to engineering a system. *Proceeding of artificial intelligence for agriculture and food, equipment and process control*. Nîmes (France), 27-29 octobre, pp 117-125.

Salé P., et al (1992). Automatic extraction of a muscle from beef forequarter. *Proceeding of the 38th ICoMST*, Clermont-Ferrand (France), pp 1235-1238.

Van der Stuyft, et al., (1992). Precise exterior shape topography by means of computer vision for the early prediction of slaughter quality on breeding pigs. *Proceeding of the agricultural engineering international conference*, Uppsala (Sweden), June 1-4, paper n° 9206-16.

# Exemple d'application de l'analyse d'images à la robotisation de la grosse coupe des bovins

P. Tournayre

INRA, Station de recherches sur la viande  
*Theix, 63122 Saint-Genès Champanelle*  
*Tél. 73 62 40 00 - Fax 73 62 44 50*

## Abstract

Among the different operations performed during the separation of muscles from a bovine carcass, an important one consist in cutting the forequarter into 3 parts. To automatise this procedure it is necessary to develop a system for the determination of localisation and measurement. We used video image analysis to place the carcass forequarter in front of the fastening system and to adjust the cutting paths.

## Résumé

Parmi les opérations permettant de séparer les muscles d'une carcasse de bovin, une étape importante consiste à couper le quartier avant en 3 parties. Pour effectuer cette coupe de façon automatique, il est nécessaire de mettre en oeuvre des systèmes de repérage et de mesure d'informations de dimension ou de position. Nous avons utilisé l'analyse d'image pour positionner le quartier en face du système de contention et pour ajuster les trajectoires de coupe.

## Introduction

Depuis 1982, le groupe génie des procédés (Station de Recherches sur la Viande) mène des recherches sur le démontage automatisé des carcasses de bovins.

Après plusieurs contrats de recherche qui ont permis de démontrer la faisabilité de la découpe d'abord à chaud puis à froid, nous nous sommes consacrés à un poste important de la découpe à froid : la grosse coupe des quartiers avants de bovins.

Pour mener à bien nos expérimentations nous avons dû développer un automatisme complet allant de la saisie du quartier jusqu'à la mise à disposition, vers les postes suivants. des parties découpées.

L'utilisation d'une caméra vidéo reliée à un ordinateur nous a permis d'assurer la prise correcte du quartier par détermination de la hauteur de celui-ci. Elle nous a également permis d'ajuster les trajectoires de coupe par extraction d'informations de dimensions sur le quartier.

## 1. Installation expérimentale

L'installation expérimentale (Figure 1) est architecturée autour d'un robot industriel (ASEA IRB 90) capable d'appliquer des efforts supérieurs à 100 kg en bout de bras. Il est piloté par une armoire spécialisée qui reçoit les trajectoires de coupe d'un ordinateur (Compatible IBM PC). Un deuxième ordinateur traite les images issues de la caméra vidéo et transmet les informations extraites à un automate programmable (Siemens S100U) qui gère les systèmes de contention et de levage du quartier. L'ensemble des opérations, depuis la prise du quartier jusqu'à la mise à disposition des 3 pièces séparées, est entièrement automatique.

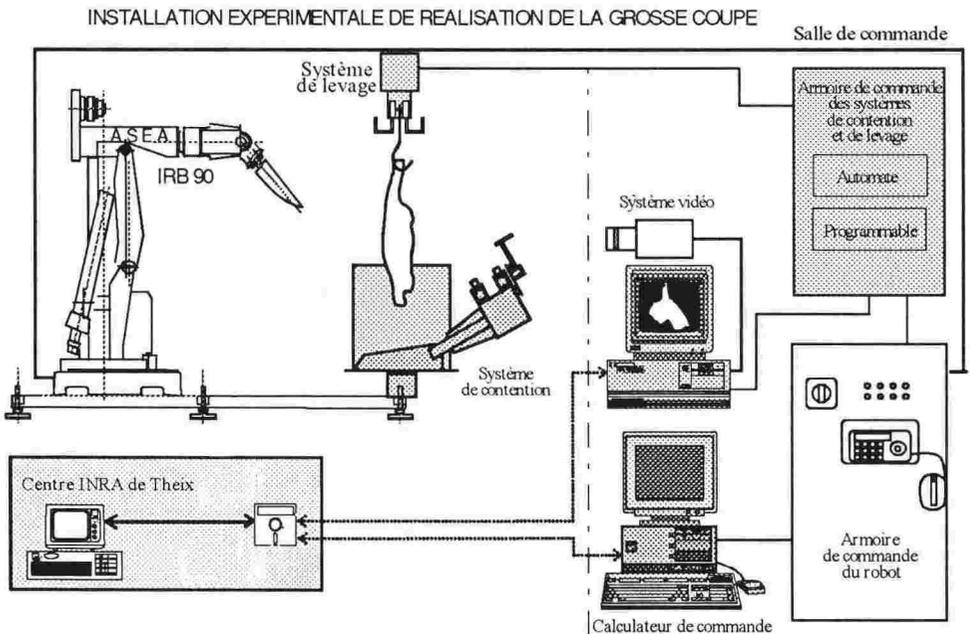


Figure 1 : Schéma de l'installation

## 2. La grosse coupe des bovins

La grosse coupe est une des étapes bouchères du démontage des carcasses de bovins. Elle s'effectue sur un quartier avant (coupé à 5 côtes dans notre cas (AVT5)) refroidi pendant au moins 24 H à +2°C. Le quartier est présenté, au système de

découpe, pendu par le jarret au rail d'acheminement (Figure 2). Les opérations de coupe consistent à séparer le quartier en 3 pièces comprenant :

- 1) Collier / basses-côtes
- 2) Epaule
- 3) Caparaçon

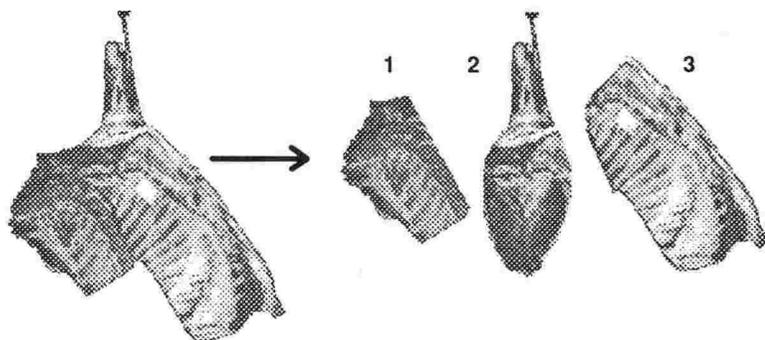


Figure 2 : Le quartier et les 3 pièces bouchères

### 3. L'analyse d'images

#### 3.1 Configuration matérielle

L'ensemble vidéo est constitué de :

- 1 caméra vidéo monochrome avec un objectif de 12,5 mm de focale
- 1 ordinateur compatible IBM PC de type HP Vectra 486/66U
- 1 carte de numérisation vidéo MATROX PIP 640

#### 3.2 L'analyse d'images

De façon à déterminer la hauteur de levage du quartier, il est nécessaire d'effectuer une mesure sur celui-ci. Afin de minimiser la pollution apportée à la viande, il faut éviter tout contact. Une solution originale de mesure de cette information de hauteur, sans contact, est de faire une acquisition vidéo du quartier et d'en extraire les informations recherchées. Cette solution serait sûrement remplaçable à bien moindre coût par un palpeur mécanique mais, elle a l'avantage de permettre, également, d'obtenir de nombreuses informations de dimensions, sur le quartier, que nous utilisons pour ajuster les trajectoires de coupe.

Pour effectuer ces mesures nous avons installé, en amont du poste de réalisation de la grosse coupe, l'ensemble d'analyse vidéo décrit précédemment. Un drap noir est placé derrière le quartier, ce dernier étant éclairé par un projecteur halogène. Cette configuration permet d'obtenir un contraste maximum qui facilite le traitement de l'image numérisée.

Les premiers essais d'extraction d'une information de position du quartier ont été réalisés sur des images acquises avec un appareil photographique numérique, de type ION de CANON, capable d'enregistrer 50 images de 230000 points sur une micro disquette de 60x54 mm. Un logiciel commercial (VISILOG) nous a permis de déterminer les fonctions d'analyse d'image à mettre en oeuvre. Ce logiciel n'a pas été utilisé par la suite car il est difficile de l'interfacer avec un système automatisé.

Pour effectuer un positionnement correct, en hauteur, du quartier, il est nécessaire de déplacer ce dernier de façon à ce que les vertèbres soient toujours prises au même niveau par le système de contention fixe. Pour cela, il faut que le point bas de maintien du corps vertébral soit au niveau de la quatrième vertèbre. Ce point est, a priori, voisin de l'angle formé par la coupe pistolet au niveau du bout de la cinquième vertèbre (Figure 3). Ce point anguleux a l'avantage d'être assez facilement repérable avec un traitement de l'image relativement simple. Malheureusement, nous nous sommes rendu compte, après une grande série de manipulations, que la position de ce point par rapport à la quatrième vertèbre était très liée à la qualité de la coupe et pouvait varier de plusieurs centimètres, ce qui n'est pas acceptable pour notre automatisme.

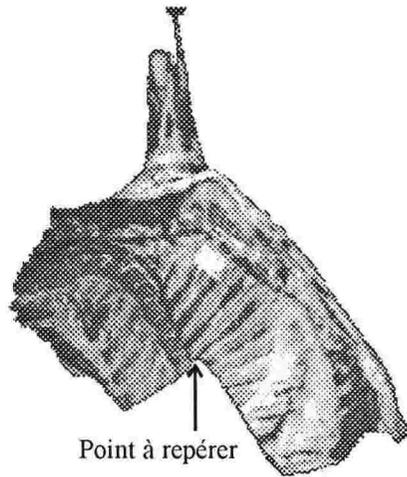


Figure 3 : Position du point anguleux

Pour obtenir un bon positionnement, il faut absolument repérer la quatrième vertèbre. Ce repérage serait facilement possible si la surface des vertèbres était toujours semblable. C'est loin d'être le cas, puisque parfois la vertèbre apparaît plutôt sombre et parfois elle est très claire (degré de calcification, couverture grasseuse). De façon à obtenir rapidement l'information recherchée, sans alourdir l'installation expérimentale, nous avons décidé de placer, manuellement, un repère de couleur claire (Figure 4) qui est facilement identifiable à l'aide d'algorithmes d'analyse d'image simples.

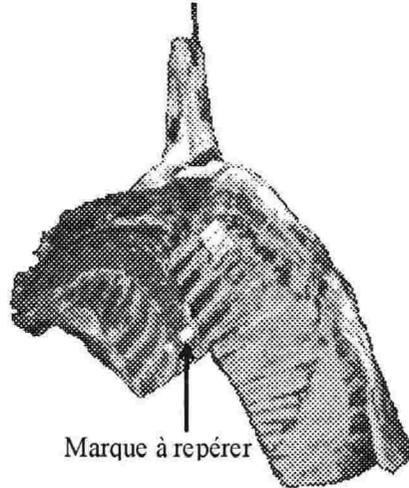


Figure 4 : Position de la marque sur la 4<sup>ème</sup> vertèbre

La découpe des 3 pièces bouchères est réalisée à l'aide d'un couteau guidé par le robot. De façon à optimiser les trajectoires de coupe, nous effectuons des déplacements, dans l'espace, de groupes de trajectoires standards (petits, moyens et gros quartiers).

L'adaptation des trajectoires de coupe est réalisée à partir d'une information de surface issue de l'analyse de l'image vidéo.

Tous les programmes de traitement de l'image ont été écrits dans le langage de développement Turbo Pascal de BORLAND.

Il a été nécessaire, dans un premier temps, de développer un programme capable de gérer la carte de numérisation vidéo PIP 640 de MATROX. Ce programme réalise l'enregistrement d'une trame vidéo, à la demande de l'opérateur, dans une matrice de 256 x 256 points (soit 5,36mm par pixel).

Le programme proprement dit est exécuté selon l'algorithme suivant:

- initialisation de la carte d'acquisition vidéo
- acquisition de l'image
- sauvegarde de l'image sur le disque dur
- extension de la dynamique de l'image sur les 256 niveaux de gris possibles
- extraction de la zone de l'image comprenant le point à rechercher
- détermination du niveau de gris du fond de l'image
- seuillage automatique de l'image entre le niveau du fond et le blanc
- remplissage des trous éventuels de l'image seuillée
- détermination du point anguleux cité précédemment
- recherche de la position horizontale du crochet
- calcul des surfaces nécessaires à l'adaptation des trajectoires

- recherche de la marque claire posée sur la quatrième vertèbre
- transformation des coordonnées extraites de l'image en valeurs de déplacement
- affichage des informations de surface et de déplacement
- émission des informations de déplacement vers l'automate programmable

## Conclusion

Lors de nos expérimentations, nous avons découpé environ 300 quartiers. Les 150 premiers nous ont permis de mettre en oeuvre la méthode de découpe tandis que les 150 suivants nous ont permis de la valider. Les résultats, en ce qui concerne la partie analyse d'image, font ressortir un positionnement vertical du quartier à moins de 5 mm (soit 1 pixel) de la valeur désirée dans 100% des cas. L'ajustement des trajectoires a été également très voisin de l'ajustement idéal à l'observation, par un professionnel de la viande, des parties découpées. Les quelques mauvaises coupes observées ont toujours été effectuées sur des quartiers de conformation anormale qui doivent être traités manuellement. Ces derniers cas devraient disparaître, dans l'avenir, lorsque l'automatisation de la découpe prendra en compte les opérations précédentes, car les quartiers anormaux seront rejetés en aval et les coupes seront normalisées.

L'apport de l'outil vision  
**dans le contrôle qualité**  
**dans l'industrie agro-alimentaire**



# Étude de la cinétique d'évolution de mousses de solution protéique par analyse d'images

D. Bertrand, B. Novales, Y. Popineau, W. Loisel, M.-F. Devaux

INRA, Laboratoire de technologie appliquée à la nutrition  
BP 527, 44026 Nantes Cedex 03  
Tél. 40 67 50 00 - Fax 40 67 50 05

## *Résumé:*

Les propriétés moussantes de 3 protéines différentes (caséine, isolat de soja, gluten desamidé) sont étudiées par analyse d'images des mousses acquises à l'aide d'une caméra CCD. En fonction de leur régularité et de leur stabilité, les protéines peuvent être classées dans l'ordre caséine, gluten desamidé, isolat de soja. La méthode est adaptée à un contrôle de routine des propriétés moussantes de protéines.

## *English Summary:*

*Study of the evolution of foams of protein solutions by video image analysis.*

*Foaming properties of 3 different proteins (casein, soybean isolate, deamidated gluten) were studied. A CCD camera made it possible to acquire the images of foams which were prepared in an experimental device. According to the regularity and the stability of their foams, the proteins could be classified in the following order (from the more to the less stable foams): casein, deamidated gluten, soyabean isolate. The method can be applied to the routine control of foaming properties of protein solutions.*

## **1. Introduction**

Dans de nombreuses industries agro-alimentaires, la valeur d'utilisation des protéines dépend de leurs propriétés fonctionnelles, telles que leur solubilité, leur viscosité, leur capacité émulsifiante. De nombreux auteurs ont étudié la formation des mousses et leur stabilité (Dickinson et Stainby, 1988). L'apparence de la mousse peut jouer un rôle important dans le comportement du consommateur et dans son acceptation d'un nouveau produit. C'est pourquoi il est utile de mettre au point une méthode objective, qui permette de comparer l'apparence de différentes mousses et leur évolution en fonction du temps.

Dans le présent travail, nous avons étudié la texture de mousses obtenues à partir de trois solutions protéiques. La texture d'une image est définie comme "la disposition répétitive d'un motif de base". L'analyse de la texture d'images a fait l'objet d'un très grand nombre de travaux scientifiques (Haralick, 1979). Dans le domaine agro-alimentaire, Smolarz *et al.* (1989) ont caractérisé l'apparence de biscuits extrudés à partir de leurs images numériques. Bertrand *et al.* (1992) ont également appliqué des techniques d'analyse de la texture pour décrire la mie de pains expérimentaux. Un

dispositif permettant la formation de mousses dans des conditions répétables à été mis au point, et couplé à une caméra vidéo.

## 2. Matériel et méthodes

### 2.1 Dispositif utilisé pour la formation de la mousse

Le système qui fait l'objet d'un brevet (INRA, 1991) est présenté sur la figure 1. La mousse est formée dans une colonne cylindrique en matière plastique transparente de 20 cm de haut et de 3 cm de diamètre. De l'air est insufflé dans la colonne à travers un disque de métal poreux. Au début de l'essai, 13 ml de solution moussante sont placés sur le disque poreux. Le bullage est alors commencé, à un débit de 50 ml/min., ce qui provoque la formation de la mousse dans la colonne. Le niveau de la mousse est suivi par une caméra CCD uniligne, reliée à un micro-ordinateur. Lorsque la mousse atteint un volume de 75 mm (soit une hauteur d'environ 10 cm dans la colonne), le bullage est arrêté (temps  $t_0$ ), et l'évolution de la mousse est étudiée pendant environ 20 min supplémentaires. Une deuxième caméra CCD, placée à 5 cm au-dessus du disque poreux, enregistre les images vidéo pendant l'évolution de la mousse. La colonne est éclairée par un tube néon vertical, placé à l'opposé de la caméra. La caméra est équipée d'un "zoom" photographique de 55 mm. Les images sont digitalisées sous la forme de matrices de 256 lignes et de 256 colonnes. Chaque pixel peut prendre une valeur de niveau de gris comprise entre 0 ("noir") et 255 ("blanc"). Chaque image correspond à une surface carrée de 5x5 mm. Pour chaque solution moussante testée, les images sont acquises à des intervalles de 1 min, à partir du temps  $t_0$ . La période d'acquisition était de 25 min pour le savon, et 17 min pour les solutions protéiques.

### 2.2. Nature des échantillons et plan expérimental

L'étude porte sur 4 produits. Une solution commerciale de savon est utilisée pour les essais préliminaires. Trois dilutions du savon sont utilisées (1 ; 0.2; 0.1 g de solution commerciale pour 100 ml de tampon à pH 7, codées respectivement A; B; C). Vingt-cinq images de chaque solution (1 image par minute) sont acquises. Trois protéines sont ensuite caractérisées: une caséine (Merck) codée *ca*; un isolat de soja commercial (Purina), *si*; un gluten désamidé (Amypro), *dg*. Ces protéines sont mises en solutions (4 mg de protéines pures/ml de tampon à pH 7) et les essais sont répétés 5 fois. Les images sont également enregistrées toutes les minutes pendant 17 minutes. On dispose ainsi de 255 images numériques de mousses (3 solutions x 17 images x 5 répétitions).

### 2.3. Traitement des données

La méthode d'extraction des paramètres de texture est fondée sur une transformation orthogonale des images, appelée "transformation de Haar bidimensionnelle" (Bertrand *et al.*, 1992; 1993). Ce traitement effectue des combinaisons linéaires locales des niveaux de gris des pixels. Le nombre de pixels qui sont impliqués dans ces combinaisons dépend de la taille de rectangles appliqués sur les images, les "masques de Haar". Ces masques ont des tailles différentes: leurs longueurs

et leurs largeurs, exprimées en pixels sont des puissances de 2, comme 2, 4, 8, 16... 256. Quatre-vingt un masques de taille différente peuvent être obtenus à partir d'images  $256 \times 256$ . Pour chaque forme de masque, on peut calculer une valeur numérique appelée "caractéristique de texture". Une caractéristique de texture associée à un masque de petite taille (par exemple  $2 \times 2$  pixels) décrit les éléments "fins" de la texture, tandis qu'un masque de grande taille décrit les aspects "grossiers". De plus, aux masques rectangulaires très allongés (par exemple  $2 \times 128$  ou  $4 \times 64$ ) sont associées des caractéristiques de texture "fibreuse".

De cette manière, on peut calculer 81 caractéristiques de texture pour chaque image étudiée. Les résultats sont regroupés dans une matrice  $M_{i,j}$  avec l'indice  $i$  associé aux images et l'indice  $j$  (1 ... 81) associé aux caractéristiques de texture. Les ressemblances entre les images sont alors appréciées en effectuant une analyse en composantes principales (ACP) sur la matrice  $M_{i,j}$ .

### 3. Résultats

#### 3.1 Etude préliminaire effectuée sur des solutions de savon

Une première étude a porté sur les 75 images de mousses de savon provenant des essais effectués avec les solutions  $A$ ,  $B$  et  $C$ . La figure 2 montre la carte factorielle de l'ACP effectuée sur les caractéristiques de texture de ces images. Chaque image est désignée par le code de la solution, suivi du temps en minute auquel l'image a été enregistrée. Pour les 3 solutions étudiées, les images sont ordonnées en suivant des courbes qui décrivent l'évolution des mousses. Deux images d'une même solution, enregistrées à des temps voisins, sont, en toute logique, plus proches l'une de l'autre que des images acquises à des périodes très éloignées. Pendant la première période, du temps  $t_0$  à  $t_0+10$  min pour la solution  $A$  et  $t_0$  à  $t_0+6$  min pour la solution  $B$ , les courbes sont parallèles à l'axe 1. Les valeurs des coordonnées factorielles associées à cet axe s'accroissent donc en fonction du temps. Cette première composante présente un coefficient de corrélation de 0.966 avec la caractéristique de texture associée au masque de Haar dimensionné  $16 \times 8$  pixels ( $0,3 \times 0,15$  mm). On peut supposer que cette caractéristique de texture est représentative de la taille moyenne des bulles. Une analyse similaire des caractéristiques de texture fortement corrélées avec la deuxième composante factorielle conduit à l'hypothèse selon laquelle ce deuxième axe est représentatif de l'épaisseur des parois des bulles. Ainsi, l'évolution des mousses des solutions  $A$  et  $B$  présente deux phases: dans la première la taille des alvéoles augmente, tandis que dans la seconde phase les parois des alvéoles diminuent. La solution  $C$  (la plus diluée) conduit à la formation de mousses dont les alvéoles sont grandes dès le temps  $t_0$ . L'épaisseur des parois des bulles diminue du temps  $t_0$  au temps final de l'essai  $t_0+25$ .

#### 3.2. Mousses de solutions protéiques

Les essais ont été répétés 5 fois sur chacune des solutions protéiques. La figure 3 montre la carte factorielle obtenue avec un essai de chaque solution protéique, pris comme exemple. Les images de  $ca$  restent pratiquement identiques des temps  $t_0$  à  $t+17$ .

Au contraire, les images de *si* et *dg* sont ordonnées suivant les deux axes, montrant que l'apparence de la mousse évolue fortement au cours du temps. La figure 4 illustre, sous une autre forme, les données obtenues avec les 5 répétitions. Les points de chaque répétition sont entourés par une ligne en fonction du temps:  $t_0$  tout seul; de  $t_0+1$  à  $t_0+5$ ; de  $t_0+6$  à  $t_0+10$ ,  $t_0+11$  jusqu'à la fin de l'essai. La surface de chaque groupe est en relation avec la stabilité de la texture à un temps donné. Les images de *ca* sont représentées par une très petite surface, ce qui indique que la texture de cette solution ne change pratiquement pas pendant toute la durée de l'essai. La solution de *si*, au contraire, donne des mousses dont la texture est très hétérogène et très variable en fonction du temps. L'examen visuel des images (non présentées ici) confirme que les mousses de *ca* sont effectivement peu différentes en fonction du temps. Au contraire, les images de *si* sont très différentes. Au temps  $t_0+17$ , seules quelques bulles sont encore visibles.

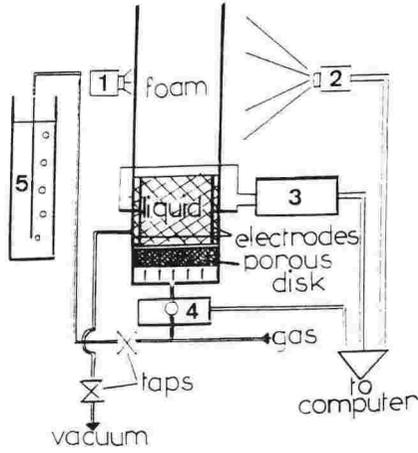
#### 4. Conclusion

Le système d'analyse d'images développé permet de caractériser objectivement la formation de la mousse et son évolution au cours du temps. Les mesures physiques habituellement utilisées au laboratoire, telles que le volume de liquide, la densité ou la conductivité donne des informations utiles, mais semblent insuffisantes pour décrire complètement l'évolution de la mousse. La méthode proposée n'est pas adaptée pour étudier les mécanismes physiques qui sont mis en jeu pendant la formation de la mousse et son évolution. Elle est cependant bien adaptée à la comparaison et à la classification de l'apparence des mousses, et peut être appliquée pour le contrôle de qualité dans de nombreuses industries agro-alimentaires.

#### Bibliographie

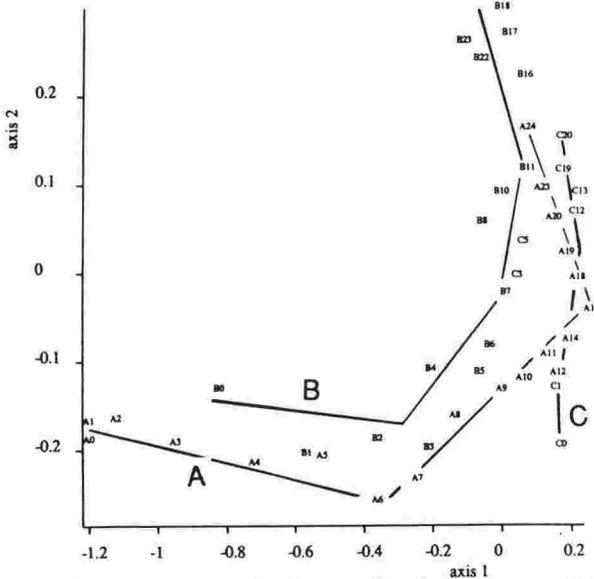
- Bertrand D., Le Guernévé C., Marion D., Devaux M.F., Robert P., 1992. Description of the textural appearance of bread crumb by video image analysis. *Cereal Chem.* 69, 257-261.
- Bertrand D., Devaux M.F., Robert P., 1993. Caractérisation de la texture d'images digitalisées par transformation de Haar bidimensionnelle. Congrès ASU, Vannes, 24-28 mai 1993.
- Dickinson E., Stainby G., 1988. *Advances in Food Emulsion and Foams*, Elsevier, London.
- Haralick R., 1979. Statistical and structural approaches to texture. *Proc. IEEE* 67, 786-804.
- INRA (Institut National de la Recherche Agronomique). 1991. Brevet Français no 91 07269, 11 juin 1991.
- Smolarz A., Van Hecke E., Bouvier J.M. 1989. Computerized image analysis and texture of extruded biscuits. *J. Texture Studies*, 20, 223-234.

## Figures



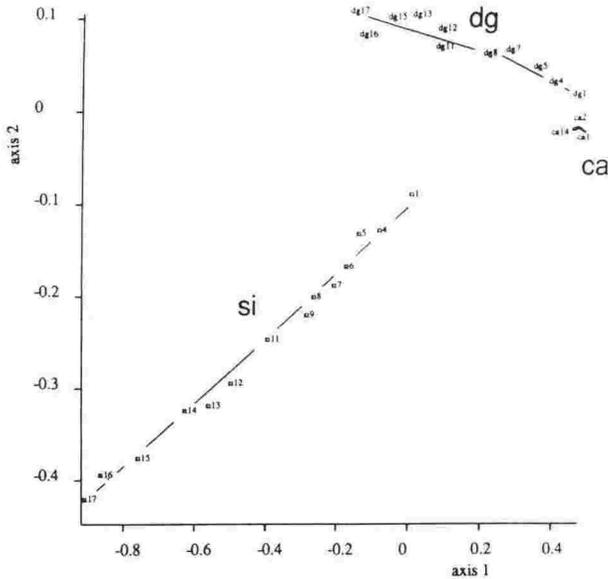
**Figure 1:** Dispositif permettant l'étude de la formation et de l'évolution des mousses.

1: Caméra vidéo pour l'acquisition des images; 2: caméra unligne permettant le contrôle du volume de mousse; 3: Conductimètre; 4: Débitmètre; 5: système de contre-pression.



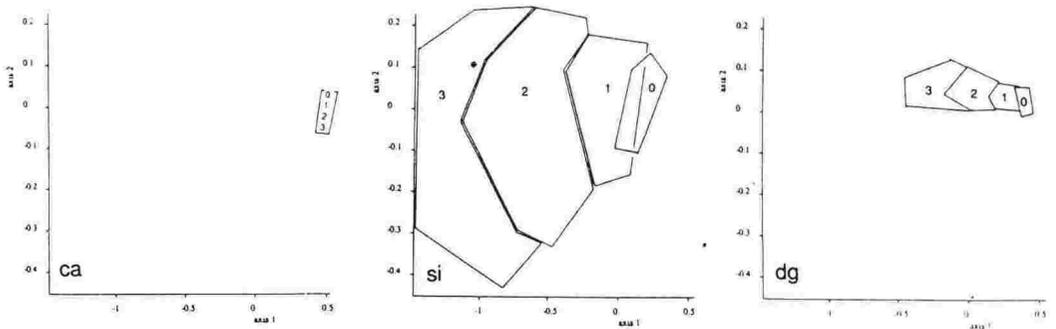
**Figure 2:** Analyse en composantes principales appliquée aux caractéristiques de texture des mousses obtenues avec des solutions de savon.

Codage des points: premier caractère: dilution A, B ou C (1; 0,2; 0,1 g de solution commerciale par 100 ml- Nombre: temps en min après l'arrêt du bullage.



**Figure 3:** Analyse en composantes principales appliquée aux caractéristiques de texture des mousses obtenues avec des solutions de protéines. Représentation de trois essais pris comme exemple.

*Codage des points:* ca : caséine; si: isolat de soja; dg : gluten desamidé. Nombre: temps en min après l'arrêt du bullage.



**Figure 4:** Analyse en composantes principales appliquée aux caractéristiques de texture des mousses obtenues avec des solutions de protéines.

*Chaque solution de protéine fait l'objet d'un graphe séparé. Les points expérimentaux sont regroupés en fonction du temps: 0: t0 (fin du bullage); 1: de t0+1 à t0+ 5; 2: de t0+6 à t0+ 10; 3: de t0+11 à t0+17.*

# Contrôle dimensionnel et contrôle de la couleur par vision artificielle pour le diagnostic hors ligne d'un four de cuisson en biscuiterie

T. Moll (1), A. Degoute, C. Guizard, G. Rabatel (2)

(1) S.G.D.P.

212, avenue Jean Jaurès, 75019 Paris  
Tél. (1) 40 40 99 80 - Fax (1) 40 40 99 81

(2) CEMAGREF, groupement de Montpellier  
division Génie des équipements agricoles et alimentaires  
361, rue J.-F. Breton, BP 5095  
34033 Montpellier Cedex 1  
Tél. 67 04 63 00 - Fax 67 63 57 95

**Résumé :** Dans le cadre d'un projet de suivi de processus de cuisson, il a été développé un système de contrôle par vision artificielle permettant de suivre la tendance d'évolution colorimétrique et dimensionnelle de biscuits secs à la sortie d'un four de cuisson. Le système hors ligne ainsi conçu a permis de valider les méthodes de calibration géométrique et colorimétrique. Nous présentons ici les résultats des mesures de diamètre, d'épaisseur et de couleur réalisées sur un ensemble de biscuits prélevés lors d'un cycle normal de production.

## 1 Introduction :

Le consommateur aime bien retrouver, d'un paquet de biscuits à l'autre, une même qualité de produit. Mais il n'est pas facile d'obtenir, en production, deux biscuits identiques, même à deux heures d'intervalle: la cuisson est un processus complexe où interviennent des transformations physiques et biochimiques qui donnent au produit ses caractéristiques propres (goût, couleur, craquant, qualités organoleptiques...).

Or, la conduite de four reste le domaine privilégié du savoir-faire des fourriers qui ont leur propre manière de conduire la cuisson à partir de contrôles réguliers (tous les quarts d'heures pour les plus fréquents) du produit à la sortie du four. Ces contrôles réalisés en laboratoire, constituent un travail fastidieux et supposent l'utilisation de divers appareils de mesure.

Si des écarts sont observés par rapport aux tolérances fixées sur les indicateurs de cuisson, l'opérateur agit sur les commandes du four telles que la vitesse du tapis, l'extraction des buées et la température pour chaque zone du four. Cependant, compte tenu de l'inertie d'un four et du retard induit par l'observation hors ligne, il faudra plusieurs minutes pour corriger une éventuelle dérive.

Ce constat pousse actuellement les laboratoires de recherche de la profession à envisager une régulation automatisée, donc en ligne, des fours de cuisson. Cette opération peut classiquement être décomposée en trois phases : mesure, diagnostic, action corrective. Ceci suppose que l'ensemble des indicateurs de la cuisson (couleur, humidité, dimensions...) soient évalués par des contrôles en ligne, non destructifs, plus précis et plus fréquents.

Dans ce contexte, divers travaux [1], [2], [3], ont déjà été entrepris pour contrôler en ligne les indicateurs de la cuisson. Chacun des paramètres est suivi par un équipement particulier (colorimètre en ligne, spectromètre infra rouge pour l'humidité...) qui en raison de certaines limitations technologiques rendent complexe leur intégration en ligne:

- La **distance produit/capteur**, de l'ordre de 25 mm, doit être constante, ce qui n'autorise la mesure que sur des produits plats.
- La mesure est **punctuelle** : l'information doit être filtrée et adaptée à chaque type de produit avec un réel problème dans le cas de biscuits possédant un décor structuré.
- les indicateurs sont évalués avec des capteurs dédiés, ce qui multiplie l'appareillage et alourdit notablement le traitement combiné de l'information.

Ces contraintes nous ont amenées à développer un outil basé sur le concept de capteur intelligent unique [7] sans contact.

La diversité des formes, des décors, des positionnements sur la bande du four nous ont naturellement orientés vers l'usage d'un capteur basé sur la vision artificielle.

## 2 Présentation du système

### 2.1 Matériel

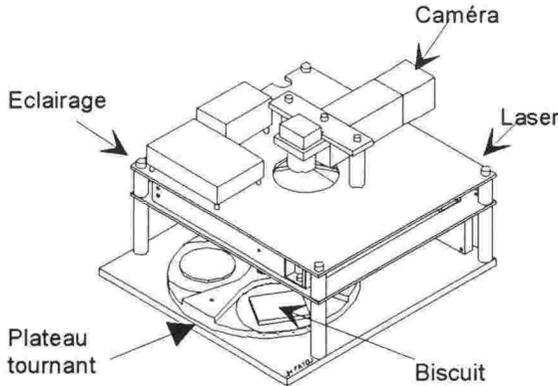
Lors de cette étude, nous avons utilisé un matériel tout à fait classique en analyse d'image :

- Une caméra matricielle CCD couleur 756 x 581 modèle SONY XC 711P;
- Un objectif de focale 3,5mm;
- Une carte d'acquisition couleur 24 bits Imaging Technologies CFG;

- Un système d'éclairage néon breveté CEMAGREF<sup>1</sup>;
- Un système d'éclairage structuré par diode LASER.

Ce matériel a été intégré dans un système compact (fig. 1) permettant de faciliter le travail de l'opérateur. Ce système est piloté par:

- Un logiciel d'analyse d'image couleur OPTIMAS 4.1;
- Un micro-ordinateur de type PC 486 33MHz;



Vue d'ensemble sans habillage

CEMAGREF (c)  
 Conception : JM FATOU  
 Electronique : JP TRANI  
 Réalisation : G: LEROY

Fig. 1: Prototype hors ligne.

## 2.2 Calibration de l'équipement

Une grande partie des travaux ont porté sur une bonne calibration du système pour assurer une parfaite reproductibilité des mesures dans le temps. Un ensemble de procédures de calibration assistées, tant pour la couleur que pour les dimensions, offrent une solution originale au problème de la mise en oeuvre d'un tel ensemble. Nous avons évalué la précision de notre système selon deux composantes: la répétabilité et la reproductibilité des mesures du système[3] suivant la Norme AFNOR NF X 06-041 et ISO 5725.

On entend par:

<sup>1</sup> Brevet N° 92 15666 "Procédé et dispositif d'éclairage uniforme par conduction de lumière"

- Répétabilité  $r$ : la valeur supérieure de la valeur absolue de la différence entre deux mesures individuelles de la même grandeur dans les mêmes conditions.
- Reproductibilité  $R$ : la valeur supérieure de la valeur absolue de la différence entre deux mesures individuelles de la même grandeur obtenues dans des conditions différentes.
- L'erreur de mesure en conditions normales est supérieure à l'erreur en conditions de répétabilité et inférieure à l'erreur en conditions de reproductibilité :

$$r < \text{précision} < R$$

Pour évaluer l'adéquation des capacités de mesures à une application, l'encadrement de la précision obtenu doit être mis en correspondance avec la plage de variation observée sur les échantillons à analyser : un système dont la précision est d'environ 10% est inutilisable pour caractériser des grandeurs qui fluctuent de 15%. Le prototype mis au point permet le contrôle dimensionnel et le contrôle colorimétrique des biscuits.

### 3 Contrôle dimensionnel

Nous avons choisi de mesurer les 3 dimensions usuelles (longueur, largeur pour des biscuits rectangulaires ou le diamètre pour des produits ronds... et épaisseur). Ces informations sont obtenues sans contact à l'aide d'une caméra qui permet d'obtenir facilement d'autres caractéristiques morphologiques telles que: la surface, le périmètre, l'ovalité, la cartographie précise du produit... Pour compléter les mesures bi-dimensionnelles nous calculons l'épaisseur du biscuit par projection d'un plan laser. Cette mesure est particulièrement importante pour les biscuitiers car elle garantit un certain état de la cuisson, mais elle garantit aussi que l'on aura pas de problème lors de la fermeture de l'emballage.

#### 3.1 Corrections géométriques

La fabrication de l'appareil nous a conduit à utiliser un objectif utilisant une distance focale courte qui déforme l'image en lui donnant un aspect sphérique (Fig. 1). Il n'est pas possible d'effectuer des contrôles dimensionnels précis avec une telle distorsion. Nous avons donc mis en oeuvre la correction par approximation polynomiale du 3<sup>ème</sup> degré de la distorsion.[5]:

L'image déformée est décrite, par plan  $R,G$  ou  $B$ , par la fonction  $I(i,j)$  où  $i$  et  $j$  sont les coordonnées en pixels entiers du point considéré. Pour calculer l'image  $O(x,y)$  où  $x$  et  $y$  sont les coordonnées réelles, on détermine les deux fonctions de polynomiales  $F$  et  $G$  de degrés 3, caractéristiques de la déformation constatée sur la mire telles que :

$$x=F(i,j)$$

$$y=G(i,j)$$

Puis, on détermine la valeur en niveaux de gris de tous les point  $(x,y)$  en moyennant sur un voisinage (ou en interpolant) autour du pixel  $(i,j)$ .

Pour tester l'efficacité de l'algorithme on étudie la correction dans un cas de distorsion forte (objectif 3.5 mm) en travaillant sur une mire représentant un maillage de points équidistants (Fig. 2).

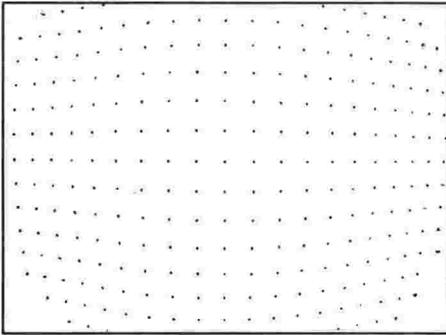


Fig. 2 : Déformation géométrique de l'image

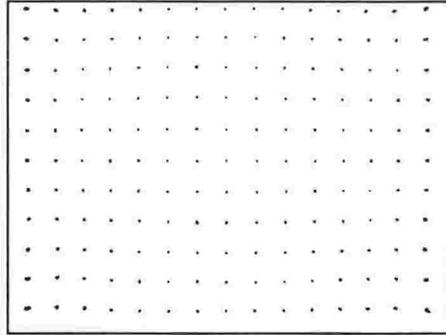


Fig. 3 : Image corrigée

Les résultats montrent un bon comportement de l'algorithme: la zone non distordue est étendue (fig. 3). Le temps de calcul reste important (environ 20 secondes avec notre système) pour reconstituer l'intégralité de l'image. Pour cette raison seuls les points utiles (points de contour du biscuit par exemple) seront corrigés.

### 3.2 Résolution spatiale

Le champ dimensionnel couvert par notre prototype est d'environ de 170mm x 125 mm. Compte tenu de notre objectif et de la résolution de la caméra nous obtenons une précision de 0.5 mm horizontalement et de 0.2mm verticalement. L'appareil est calibré à l'aide d'un étalon en métal circulaire de surface connue que l'utilisateur place sur le plateau.

### 3.3 Mesure d'épaisseur par visée laser

La mesure de l'épaisseur du biscuit est caractéristique du développement du produit et reste un paramètre déterminant pour le conditionnement. Actuellement, la mesure s'effectue hors ligne à l'aide d'un pied à coulisse. Des solutions en ligne ont été proposées (mesure par émission/réception d'ultrasons) mais souffrent d'un défaut majeur: la nécessité d'une référence fixe pour ce type de mesures est incompatible avec les ondulations et les déformations de la bande sui est souvent une grille.

L'appareil dispose d'une mesure de l'épaisseur, intégrée au capteur de vision qui a été testé sur une véritable grille de convoyage, car sur le prototype hors ligne nous utilisons un support parfaitement plan.

Le principe utilise la projection d'une ligne laser sur le biscuit. Ce faisceau laser plan forme un angle  $\alpha$  avec le plan horizontal qui est visualisé par la caméra (fig. 4). Sur l'image apparaissent alors deux lignes, l'une sur le biscuit, l'autre, la référence, sur la grille, immédiatement à côté du produit. On s'affranchit ainsi des ondulations de la grille.

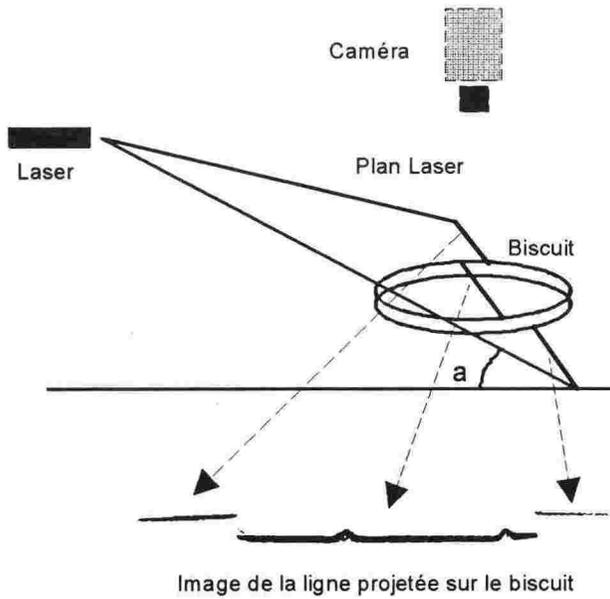


Fig. 4: Principe de mesure par faisceau laser incliné.

On peut déterminer alors la distance  $D$  séparant les références et la trace sur le produit et l'épaisseur du biscuit se calcule de la façon suivante (fig. 5):

$$e = D \cdot \text{Tan}(\alpha)$$

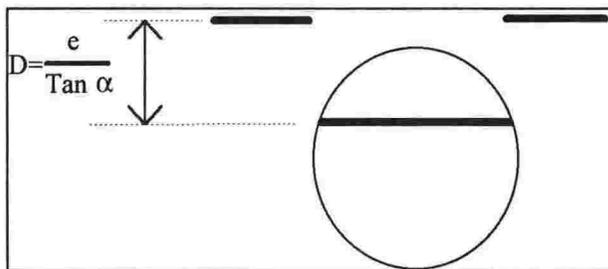


Fig. 5: Principe de la mesure d'épaisseur

Avec ce système, la précision n'est limitée que par la diffusion du faisceau laser lorsque l'angle d'incidence est trop faible: on détermine celui-ci pour obtenir la précision de la mesure souhaitée, sachant que le plus petit écart mesurable sur D est donné par la précision générale du système.

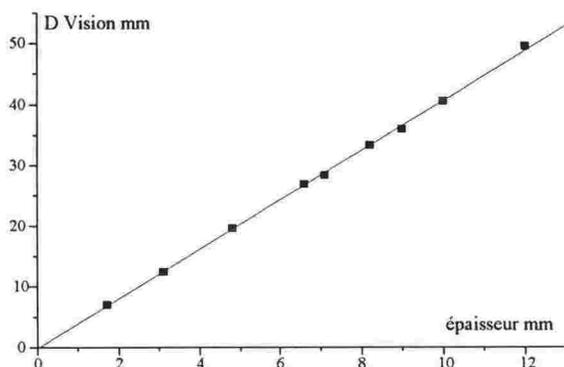


Fig. 6 : Evaluation de  $\tan(\alpha)$

La méthode a été testée sur un jeu d'échantillons de hauteur croissante (1.7 à 12 mm).

Les résultats (fig. 6) laissent apparaître une précision de la mesure inférieure à 50µm pour une inclinaison du faisceau laser de 15°.

Cette précision s'est avérée compatible avec les irrégularités de surface de la grille de transport, mesurées sur un ensemble de biscuits, évaluées à 0.2mm.

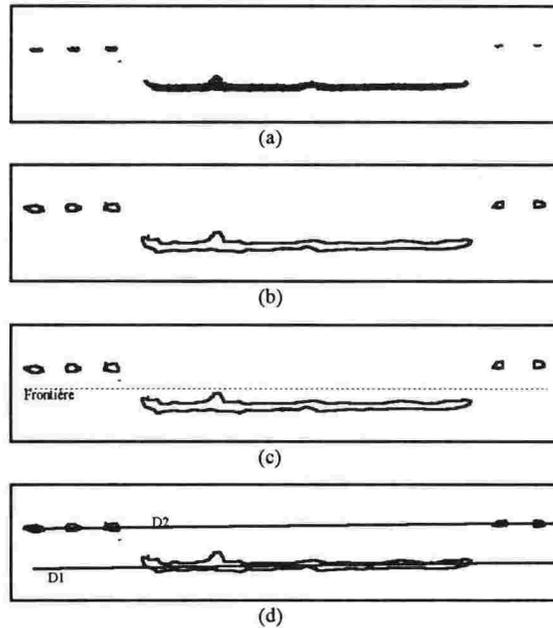


Fig. 7: Mesure par visée Laser sur la grille de transport des biscuits.

La présence de trous sur le biscuit ou sur une surface hétérogène perturbe la mesure d'épaisseur (fig. 7): il faut effectuer un traitement du signal observé afin de déterminer l'épaisseur du biscuit. On peut choisir l'épaisseur moyenne de la trace sur le produit, après élimination des trous, de bonne qualité statistique; l'ordonnée la plus fréquente (histogramme des ordonnées) ou l'épaisseur maximale si les tolérances du conditionnement en aval du process sont très strictes... Le choix de la méthode reste lié au type de produit : à titre d'application, nous avons acquis une dizaine d'images consécutives, lors du passage d'un produit structuré (biscuit représentant de petits animaux) sous l'objectif, ce qui nous a permis de calculer l'épaisseur moyenne, malgré un produit difficile, avec une bonne reproductibilité.

### 3.4 Mesure dimensionnelles

Nous avons mesuré l'aire et le diamètre de biscuits ronds, afin d'évaluer la reproductibilité de la mesure et de comparer cette valeur à la plage de variation constatée parmi un échantillon de 300 biscuits sélectionnés au cours d'un cycle normal de production. La seule difficulté est la binarisation de l'image qui permet de séparer le produit (biscuit) du fond (grille). Grâce à la stabilité colorimétrique de l'équipement (cf. §4), on peut fixer une valeur de seuil, pour chaque type de produit.

Les résultats (fig. 8) font apparaître une faible variation (inférieure à 10% du diamètre et de l'aire) des dimensions des biscuits. Cependant, la précision des mesures par la vision est suffisante pour mettre en évidence ces variations :

	Aire	Diamètre
<b>Domaine de Variation</b>	7.06%	5.75%
<b>Reproductibilité</b>	1.12%	1.23%

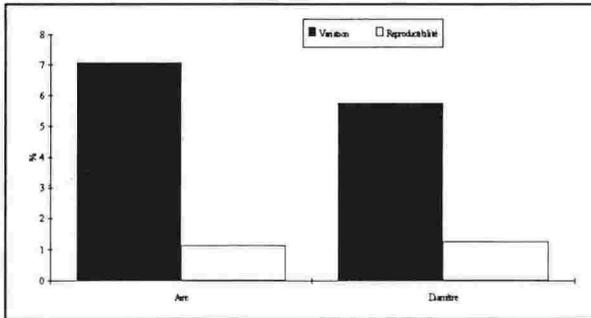


Fig. 8 : Résultats des mesures dimensionnelles obtenus sur 300 échantillons

### 3.5 Conclusion

La stabilité de la calibration spatiale est satisfaisante et la précision des mesures dimensionnelles, conforme au cahier des charges du biscuitier, permet une application en ligne (diamètre, épaisseur...) sur un cycle normal de production. Cette précision est en grande partie liée à la stabilité de la calibration colorimétrique, c'est donc sur cette partie qu'ont porté le plus gros des efforts.

### 4 Etude colorimétrique

La couleur est certainement un des paramètres les plus importants lorsqu'il s'agit de juger l'apparence d'un produit agro-alimentaire, dans notre cas elle témoigne d'un certain résultat de fabrication des biscuits et notamment de la cuisson. C'est pourquoi le fourrier évalue régulièrement l'état colorimétrique des biscuits en cours de fabrication à l'aide d'un colorimètre de laboratoire. Les professionnels utilisent dans la plupart des cas le repère  $L^*a^*b^*$  nous avons donc calibré notre système dans ce repère. L'objectif ici n'est pas d'établir un outil ayant les performances d'un colorimètre mais

plutôt de réaliser un système permettant de suivre la dérive de couleur au cours du process et cela de manière reproductible.

Tout l'intérêt d'une mesure colorimétrique par caméra vient de sa faculté de donner une information bi-dimensionnelle de la répartition de la couleur à la surface du produit ce qui est impossible avec les colorimètres standards qui ne font que des mesures ponctuelles et de plus très près du produit. De plus la mesure de la couleur par analyse d'image peut être effectuée à une distance de plusieurs dizaine de centimètres du produit. Grâce au traitement d'image on peut aussi s'affranchir dans une certaine mesure de certains défauts liés à l'état de surface hétérogène du biscuit (présence de trous, d'inscriptions...) qui perturbe énormément la mesure colorimétrique ponctuelle à tel point qu'il est impossible d'avoir une bonne reproductibilité manuelle avec des colorimètres portables sur des biscuits ayant une surface très texturée.

#### 4.1 Calibration colorimétrique

Un des problèmes majeurs rencontré (mais rarement abordé) par les intégrateurs de systèmes de vision est la calibration colorimétrique du système. En effet, tout au long de la chaîne d'acquisition et de visualisation, l'utilisateur dispose de paramètres réglables redondants qui rendent très difficile la portabilité d'un site à l'autre, même avec un matériel identique (Tableau 1).

Elément	Paramètres variables
Eclairage	Spectre d'émission
Caméra	Diaphragme Gain
Carte d'acquisition	Gain entrées R G B séparés Offset entrées R G B séparés Gain sorties R G B séparés Offset sorties R G B séparés
Moniteur de contrôle	Contraste Luminosité

Tableau 1 : Exemple de réglages possible sur un système de vision

L'utilisateur procède généralement "au jugé": en regardant son moniteur de contrôle, il règle le diaphragme de la caméra pour obtenir une image non saturée, ensuite il règle l'équilibre des couleurs de façon à visualiser une image de couleur satisfaisante, il est difficile dans ces conditions de parler de reproductibilité des mesures car on est incapable de garantir les valeurs RGB mémorisées dans la carte d'acquisition à partir desquelles le logiciel va évaluer la couleur.

Pour permettre la reproductibilité des mesures, nous avons développé une procédure de calibration colorimétrique qui doit permettre un réglage reproductible et une bonne stabilité des composantes RGB. Nous avons tout d'abord travaillé sur l'éclairage.

On l'a vu, un stimulus de couleur provient soit directement d'une source lumineuse, soit d'un objet transmettant et/ou réfléchissant une partie de la lumière qu'il reçoit. Il est donc impératif de maîtriser la lumière incidente: l'application du système colorimétrique de la CIE nécessite donc la définition d'**illuminants de référence** afin de normaliser les résultats des mesures.

L'illuminant est caractérisé par sa courbe de répartition spectrale relative d'énergie. La CIE fournit les tables de définition d'un certain nombre d'illuminants normalisés (A, B, C, D65...) (fig. 9). Cependant, la réalisation physique d'un illuminant conduit à l'utilisation de **sources lumineuses** plus ou moins proches d'un illuminant normalisé. Les sources physiques disponibles sur le marché (néons, lampes à incandescence, fluos...) sont en général caractérisées par leurs composantes tri chromatiques et doivent être étudiées d'une façon plus précise (réponse spectrale) pour une utilisation en colorimétrie.

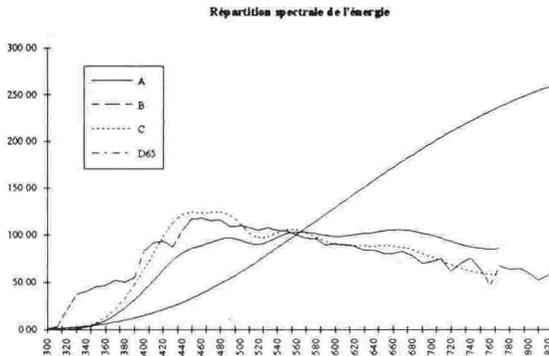


Fig. 9 : Répartition spectrale d'énergie de 4 illuminants normalisés

Pour des raisons techniques, nous avons été amenés à utiliser des lampes fluorescentes compactes comme sources d'éclairage. Ces lampes consomment moins d'énergie, chauffent moins et durent plus longtemps que les lampes à incandescence. Néanmoins, ces lampes grand public n'ont pas été conçues pour une utilisation comme source lumineuse en colorimétrie et elles présentent un spectre "à raies" discontinu (fig. 10). Pour pouvoir utiliser le type de lampe le mieux adaptées à notre problème nous

avons comparé les résultats obtenus avec l'illuminant de référence et la lampe fluo-compacte.

L'illuminant de référence le plus utilisé par les instruments de mesure de la couleur (colorimètres, spectrocolorimètres...) est l'illuminant C. Nous avons donc choisi une source lumineuse physique provoquant des sensations de couleur proches de celles provoquées par un éclairage de type "C".

Pour choisir le type de lampes adaptées à notre application, nous avons mesuré la répartition spectrale d'énergie de plusieurs modèles à l'aide d'un spectrocolorimètre ORIEL.

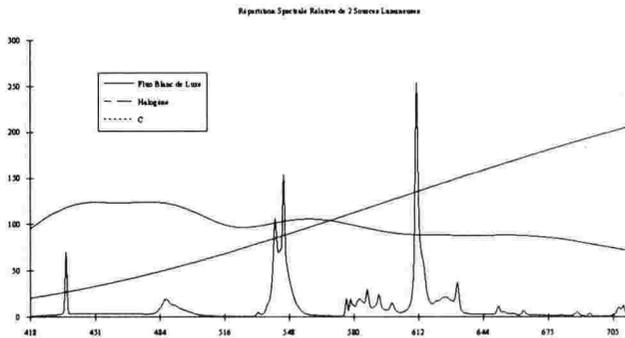
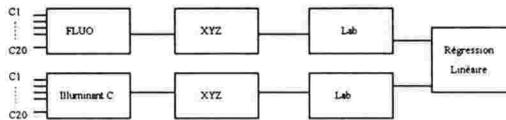


Fig. 10 : Répartition spectrale relative de 2 types de sources lumineuses

La méthode d'évaluation de la qualité de l'éclairage est basée sur la comparaison théorique des valeurs  $L^*a^*b^*$  obtenues par calcul, pour un panel de 20 couleurs dont le spectre a été mesuré au spectrocolorimètre, à partir de la table AFNOR de l'illuminant C et de la courbe spectrale des lampes étudiées :



Malgré les apparences, le type Fluo "Blanc de Luxe" donne les meilleurs résultats :

On constate qu'il y a une bonne corrélation (fig. 11) entre l'illuminant C et la lampe choisi. L'illuminant testé, les autres composantes de réglages fixées, il était maintenant nécessaire de mettre au point la procédure de calibration colorimétrique de notre système.

Cette procédure est basée sur le calage chromatique du système d'acquisition couleur avec un colorimètre de référence (ORIEL et MINOLTA). Ce calage est obtenu en visualisant une mire spéciale de 19 couleurs préalablement étalonnée et en modifiant automatiquement les réglages de gain et d'offset disponibles sur la carte pour chacun des canaux d'entrées RGB jusqu'à obtention des bonnes valeurs, le tout à diaphragme constant.

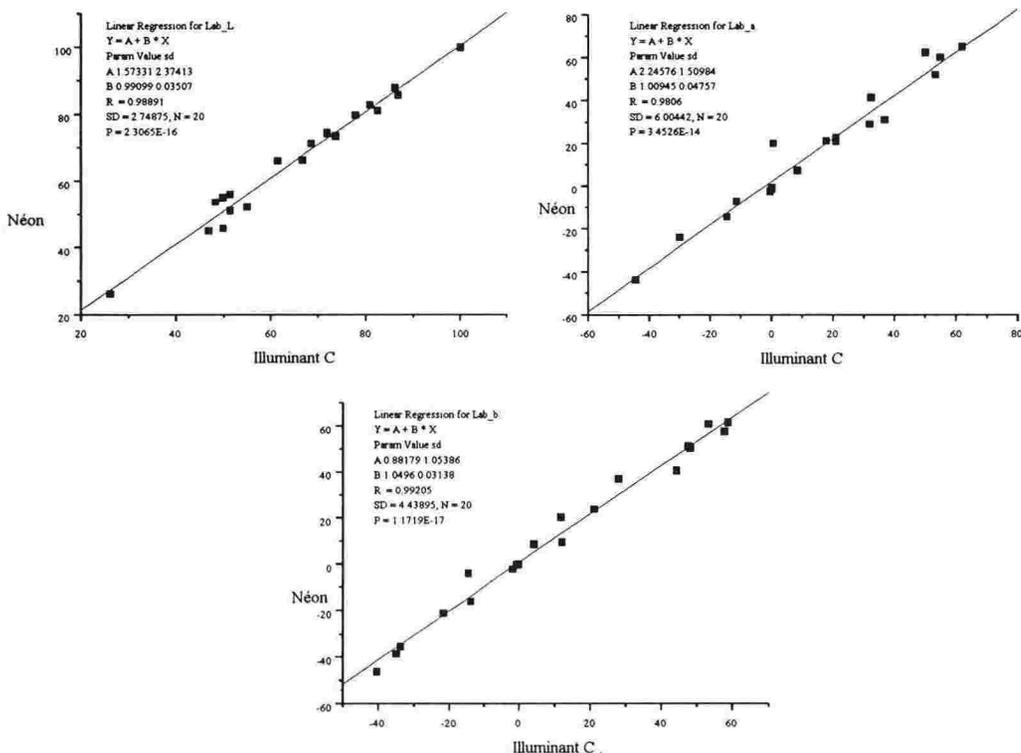


Fig 11: Comparaison du tube Fluo-compact avec illuminant C, pour les trois composantes  $L^*a^*b^*$ .

Pour chaque valeur de gain et d'offset, on extrait à l'aide du système de vision les valeurs RGB de chaque couleur de la mire que l'on convertit ensuite en valeurs  $L^*a^*b^*$  (Norme CIE 1976) afin de pouvoir calculer l'écart colorimétrique de chaque composante à la mire de référence. Les valeurs de gain et d'offset qui minimisent l'erreur constituent le réglage optimum pour une position de diaphragme donnée.

Les résultats laissent apparaître une bonne corrélation entre les mesures par colorimètre et les mesures par la vision (Fig. 12, 13 ,14). Nous présentons ici les résultats dans le système L\*a\*b\*

**Etude L\*a\*b\* (CIE 1976) :** Analyse comparée des valeurs L\*a\*b\* de la mire de référence obtenus par colorimétrie et par vision artificielle

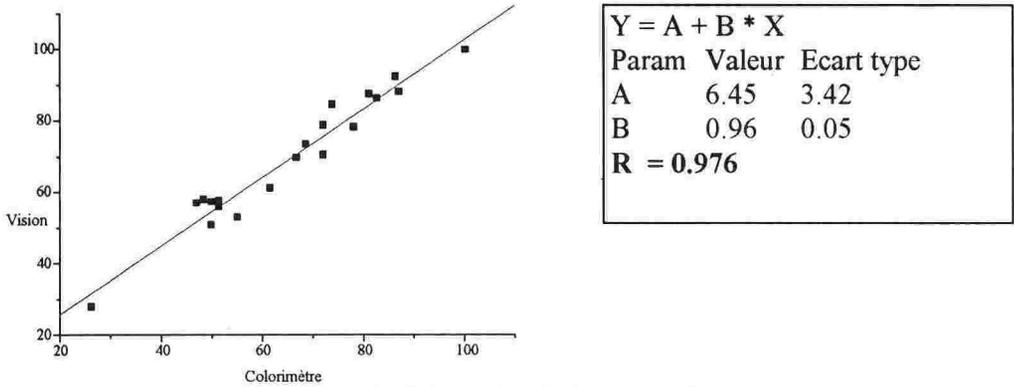


Fig 12 : Régression linéaire pour L\*

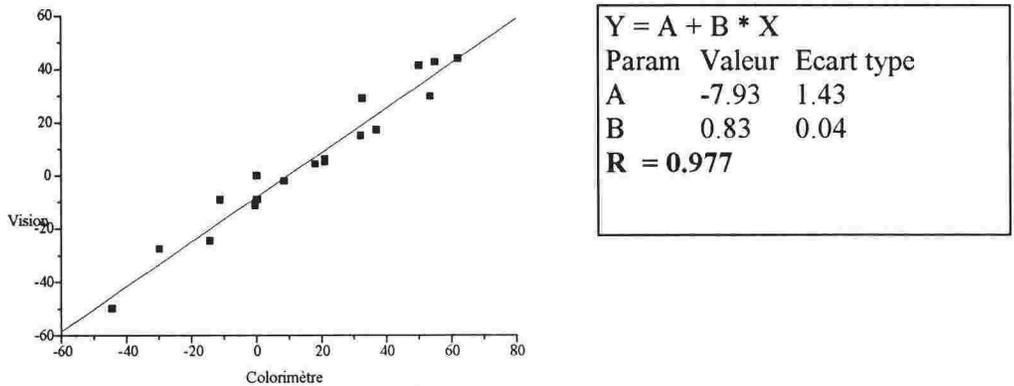


Fig 13 : Régression linéaire pour a\*

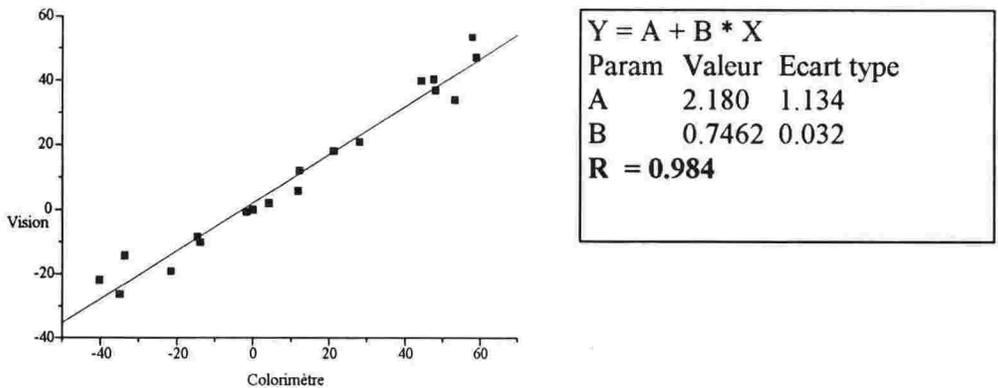


Fig. 14 : Régression linéaire pour  $b^*$

Les coefficients de régression obtenus montrent une bonne corrélation des mesures dans le système  $L^*a^*b^*$ . Nous avons testé, avec succès, la robustesse de la méthode pour différents réglages du diaphragme de l'objectif de la caméra: pour une modification "raisonnable" de ce réglage, la procédure peut toujours rectifier les paramètres des entrées de la carte afin d'obtenir un réglage reproductible de l'ensemble du système de vision.

#### 4.2 Colorimétrie absolue et relative

Si l'on approche la réponse d'un colorimètre les résultats montrent cependant qu'il n'est pas possible d'envisager une mesure colorimétrique absolue, valable sur tout l'espace des couleurs. La mesure, pour un objet donné, des composantes tri chromatiques spectrales RGB (ou XYZ) suppose, d'une part, que l'objet soit éclairé par une source lumineuse aussi proche que possible d'un illuminant de référence donné (répartition spectrale relative d'énergie normalisée par la CIE) et d'autre part, que la lumière réfléchi soit captée à travers des filtres RGB (ou XYZ) aussi proches que possible des filtres théoriques définis par la CIE.

Ces conditions idéales ne sont pas réalisables du fait de contraintes technologiques :

- l'utilisation d'une source lumineuse physique induit une erreur par rapport à l'éclairage d'un illuminant normalisé;
- le capteur matriciel CCD est composé d'une matrice (768x581) de petits filtres RGB difficiles à réaliser et dont on ne peut garantir la conformité avec les filtres RGB théoriques.

Pour compenser ces défauts, la technologie CCD a proposé récemment un **capteur tri CCD** (le capteur CCD est en fait composé de trois capteurs devant lesquels on place un filtre R,G et B de la taille du capteur, donc bien plus facile à réaliser technologiquement. Cependant, la qualité de la mesure colorimétrique est dépendante de la source lumineuse physique utilisée.

Il n'est donc pas possible d'évaluer les coordonnées colorimétriques CIE absolues avec notre système. Toutefois, malgré la distorsion de l'espace de représentation des couleurs, induite par l'utilisation d'une source lumineuse non conforme, l'ordonnancement topologique sera respecté dans le cas matériaux présentant un spectre d'absorption continu.

Pour notre application, les objets à analyser sont des produits biologiques (biscuits) qui présentent un spectre d'absorption continu, ce qui permet d'envisager une **colorimétrie relative**.

#### 4.3 Mesure de couleur sur les biscuits

Nous avons mesuré la couleur au centre de biscuits secs et évalué le domaine de variation et la reproductibilité des mesures de Y,x et y (système CIE 1931) sur un lot de 300 biscuits. Nous avons obtenu les résultats suivants (Fig. 15) qui montrent que la vision est parfaitement adaptée à la mesure relative de couleur sur des biscuits :

	Y Vision	x Vision	y Vision
<b>Domaine de Variation</b>	82.84%	7.53%	4.61%
<b>reproductibilité</b>	1.20%	0.45%	0.28%

(En % rapportés à la moyenne de la mesure correspondante)

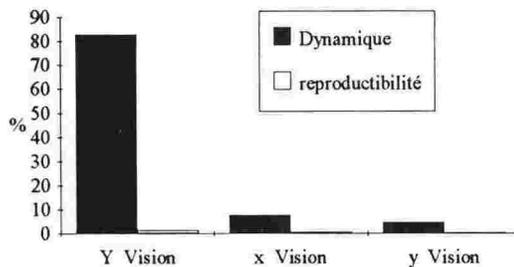


Fig. 15 : Résultats des mesures de couleur

L'échantillon de biscuits analysé présente, pour chaque composante Y, x et y, une plage de variation très supérieure à l'erreur de reproductibilité de la mesure de la

couleur. Le rapport du domaine de variation à la reproductibilité donne une idée de la résolution dans chaque composante : 70 graduations pour Y, 16 pour x et y environ.

## 5 Conclusion et perspectives

Les procédures de calibration assistée fournissent un réglage stable et reproductible de l'équipement et ont permis de mettre au point une **colorimétrie relative** dédiée au suivi de tendance de la production de biscuits. La mise au point d'un système de vision capable de mesurer une couleur absolue est liée à la qualité, encore insuffisante, des filtres RGB du capteur CCD et à la fabrication de sources lumineuses normalisées pour l'éclairage de la scène.

Les résultats décrits précédemment montrent cependant l'adéquation des capacités de mesure d'un système de vision au cahier des charges du biscuitier et constituent un pas supplémentaire vers l'automatisation des fours de cuisson.

## 6 Références Bibliographiques

- 1 Mc FARLANE I. - 1990 - SIMULTANEOUS FEED FORWARD AND FEEDBACK CONTROL APPLIED TO A BISCUIT BACKING OVEN - Automatic Control of Food Processes International Symposium II - p 2.1
- 2 KRUTZ G.W., PRECETTI C.J. - 1991 - AUTOMATED CRACKER INSPECTION USING MACHINE VISION - ASAE N° 91-7535.
- 3 PRECETTI C.J., DANZART M., TRYSTRAM G., KRUTZ G.W. - 1991 - ACCURACY OF CRACKER SIZE MEASUREMENT USING MACHINE VISION - ASAE N° 91-7535.
- 4 MOORE C.A. - 1991 - AUTOMATION IN THE FOOD INDUSTRY - Blackie.
- 5 GONZALEZ R.C., WINTZ P. - 1987 - DIGITAL IMAGE PROCESSING - Addison-Wesley Publishing Compagny - Second Edition.
- 6 TROUVE A., - 1991 - La mesure de la couleur - AFNOR CETIM.
- 7 ROBERT M., MARCHANDIAUX M., PORTE M. - 1993 - CAPTEURS INTELLIGENTS ET METHODOLOGIE D'EVALUATION - Hermès.



# Détection d'impuretés dans le tabac

P. Montcuquet

ITMI APTOR  
61, Chemin du Vieux-Chêne  
ZIRST, BP 177, 38244 Meylan Cedex  
Tél. 76 41 40 00 - Fax 76 41 28 05

## Résumé

Contrôle par vision industrielle :

- Détection de corps étrangers dans un flux de tabac,
- Seuils d'éjection paramétrables - pilotage des éjecteurs - apprentissage du produit - caméra linéaire (jusqu'à 5000 points) - traitements par transputers - Interface type PC - jusqu'à 160 m/mn - résolution : inférieure à 1 mn.

## Abstract

Inspection by industrial Vision System :

- Detection of foreign materials in a flow of tobacco,
- Adjustable rejection thresholds - control of ejection devices - set up of new products possible by using automatic learning - Linear sensor (up to 5000 points) - processing by transputers - user interface by PC - up to 160 meters/min - resolution : less than 1 mm.

## Introduction

Dans le cadre de ses actions qualité, la SEITA a fait appel aux compétences d'ITMI (groupe Cap Gemini Sogeti) pour développer DETECT, un système de détection des impuretés qui sont présentes dans les feuilles de tabac. Après installation et expérimentation d'un premier système au centre de recherche d'Orléans pour contrôler le tabac de déchirage, ITMI a installé en production à l'usine du Havre un deuxième système qui analyse grâce à une caméra linéaire, la composition du tabac qui défile en continu sur un convoyeur à la cadence de 4 tonnes par heure. Il visualise au défilé les corps étrangers présents dans le flux, les localise et les éjecte au moyen d'un dispositif mécanique situé directement sur la ligne :

- Caméra linéaire CCD et carte d'acquisition I2S,
- Traitement électronique spécifique : double seuillage,

- Traitements de détection par transputers,
- Interface opérateur sur PC.

## 1. Principe de détection

### 1.1. Acquisition des images (voir schéma 1)

L'acquisition d'image est réalisée par un capteur linéaire dont la résolution peut atteindre 4000 points, monté transversalement au dessus du convoyeur. Le produit convenablement étalé en amont de manière à présenter un flux de faible épaisseur est éclairé par une source lumineuse mettant en évidence les variations de teintes des impuretés.

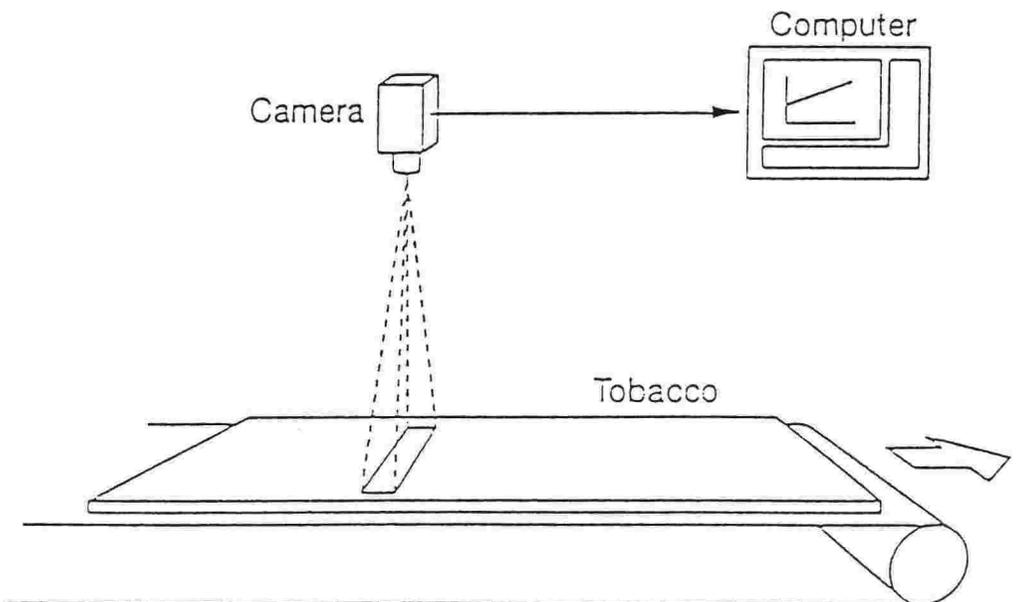


Schéma 1 : Acquisition d'image. (source ITMI)

### 1.2. Traitement d'images

L'ensemble des lignes d'image acquises sont transmises à une électronique de traitement réalisant en temps réel (cadence de défilement du produit) un double seuillage (voir schéma 2) permettant d'extraire tout niveau de gris de l'image n'appartenant ni à la teinte du produit ni à celle du convoyeur.

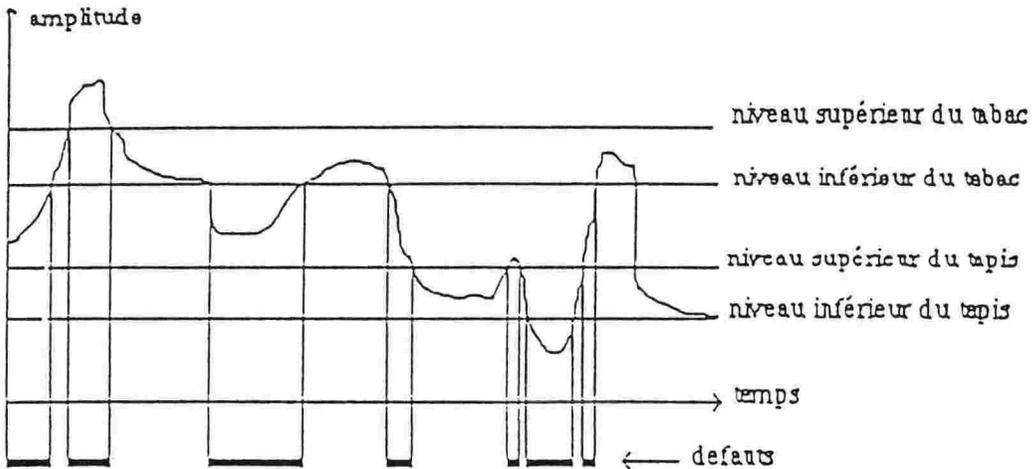


Schéma 2 : Principe du double seuillage. (source ITMI)

### 1.3. Analyse d'images

L'image résultante est ensuite traitée par un ensemble de 6 transputers réalisant dans un premier temps une analyse de connexité (identification et localisation) des objets détectés qui sont ensuite classifiés selon leur forme et leurs dimensions en défauts potentiels. L'information résultante (présence et localisation du défaut) est ensuite transmise sous forme d'ordre d'éjection au dispositif d'éjecteurs.

## 2. Présentation du système

L'ensemble du système présente les éléments suivants :

### 2.1. Le système d'étalement

Ce dispositif mécanique réalise en amont du système de détection une transformation du flux de produit de manière à présenter celui-ci sous la forme la plus étalée possible (épaisseur de l'ordre de la granulométrie du produit) permettant la visualisation par le capteur des corps étrangers présents.

Il est constitué dans le cas du tabac d'un système de brosses augmentant la largeur du flux.

## ***2.2. Le convoyeur rapide***

En sortie du système d'étalage le tabac est transporté par un convoyeur rapide permettant grâce à la différence de vitesse de maintenir un débit constant par rapport au flux initial.

## ***2.3. L'ensemble capteur-éclairage***

Il se présente sous forme d'un coffret étanche installé sur le convoyeur rapide et intègre la caméra I2S et le dispositif d'éclairage.

## ***2.4. L'unité de traitement***

Intégré dans une baie, il intègre le calculateur compatible PC intégrant les diverses cartes électroniques de traitement I2S et ITMI et d'analyse d'image (cartes Transputeurs APTOR).

## ***2.5. Le système d'éjection***

Disposé sur le convoyeur, après l'ensemble capteur-éclairage, il est constitué de n palettes à actionnement électro-pneumatique (n dépendant de la largeur du convoyeur) synchronisé par un codeur à la vitesse de défilement du convoyeur (prise en compte de la distance existante entre la détection et l'éjection).

# **3. Fonctionnalités et performances**

De manière à répondre à la diversité des qualités de produit pouvant être traité sur la même ligne de production, le système présente les fonctionnalités suivantes :

## ***3.1. Auto-adaptativité à la teinte du produit***

Lors d'un changement de campagne de produit, le système s'adapte automatiquement à la variation de teinte du produit et repositionne automatiquement ses seuils de détection autour de la valeur mesurée de la teinte moyenne du produit.

## ***3.2. Apprentissage du tapis***

De la même manière, le système est capable de mémoriser automatiquement la teinte du tapis du convoyeur.

### 3.3. Paramétrages des seuils

Pour chaque variété de produit, les valeurs des seuils de rejet sont programmables et peuvent être associés au type de produit considéré et stockés en mémoire. Ces seuils portent sur :

- La tolérance de teinte acceptée par rapport à la teinte nominale du produit,
- La forme et les dimensions minimales des impuretés à détecter.

### 3.4. Performances

Les performances de détection du système sont naturellement liées à la vitesse de défilement à la largeur du flux à contrôler :

Résolution du système (détection minimale) :

- Vitesse (m/s) / 2500 dans le sens de défilement,
- Largeur / 1000 dans le sens transversal.

Dans le cadre de l'application livrée à la SEITA au Havre les performances obtenues sont les suivantes :

- Vitesse de défilement : 160 m/mn,
- Largeur du convoyeur : 1 m,
- Détection minimale de l'ordre de 1 mm<sup>2</sup>.

## Conclusion

Outre le secteur du tabac, DETECT répond plus largement aux applications de détection et d'élimination d'impuretés dans des flux de produits se présentant sous la forme de granulés et de flocons, produits largement utilisés dans les secteurs de l'agro-alimentaire et de la parachimie.

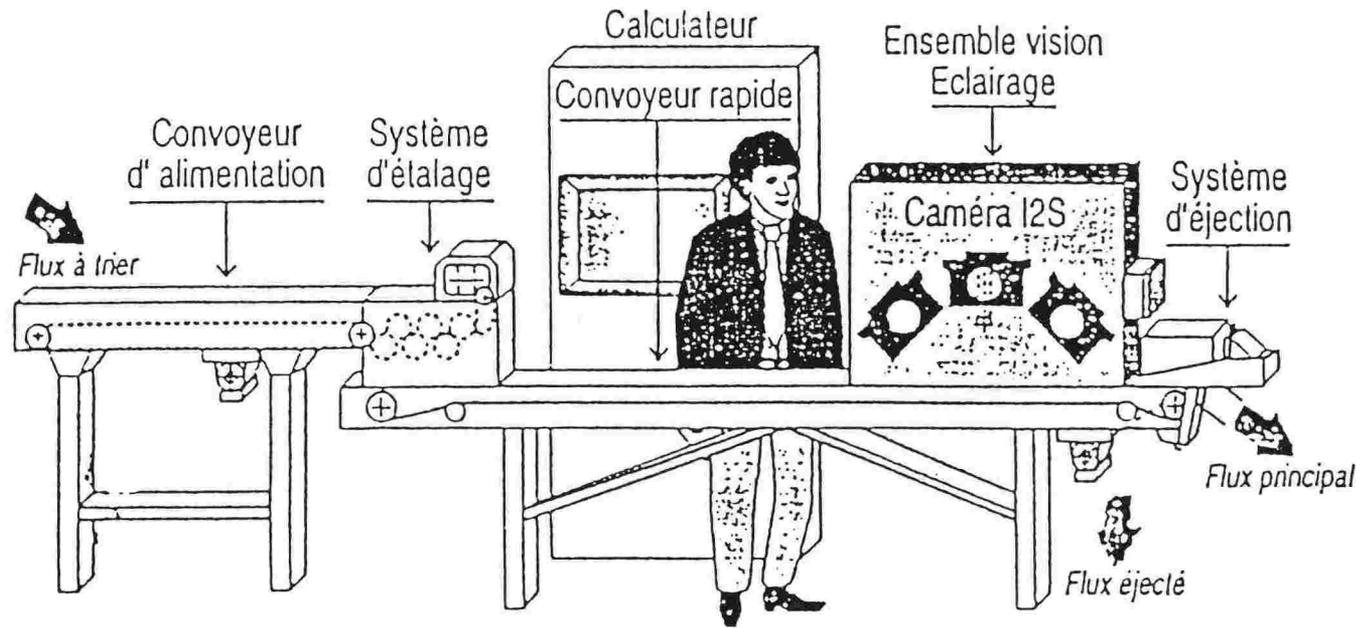


Schéma 3 : Ensemble DETEC. (source SEITA)

# Système temps réel de tri d'oranges

F. Bernard, G.-M. Martin (1), A. Plebe (2)

(1) Laboratoires d'électronique Philips  
22, avenue Descartes  
94453 Limeil-Brévannes Cedex  
Tél. (1) 45 10 68 56 - Fax (1) 45 10 68 72

(2) Agriculture industrial development  
Zona industriale, Blocco Palma 1, 95030 Catania (Italie)  
Tél. 39 95 291233 - Fax 39 95 291117

## Résumé

Cet article décrit une solution pour le tri automatique d'oranges en temps réel. Fondée sur la méthodologie des réseaux de neurones et sur une architecture de machine qui permet de satisfaire les contraintes de temps réel imposées par l'application, cette solution peut être étendue à d'autres problèmes dans le domaine de tri automatique de produits agro-alimentaires.

## Summary

A convenient and attractive solution is described for the problem of automatic grading of oranges in real time. This solution is based on the neural network methodology and successfully implemented on a machine suitable for meeting the real time constraints of the application. This solution can prove valuable in the general domain of automatic grading of agricultural products.

## 1. Introduction

Le tri d'oranges est un bon exemple du problème plus général du tri des produits agricoles. Il s'agit, en effet, de trier ces produits soit pour les orienter directement vers le consommateur, soit pour les acheminer vers l'industrie agro-alimentaire de transformation, si leur apparence n'est pas avantageuse, soit encore pour les éliminer définitivement à cause d'une détérioration majeure. De plus, lorsqu'ils sont orientés vers le consommateur, il faut généralement les classer en catégories de taille ou de qualité.

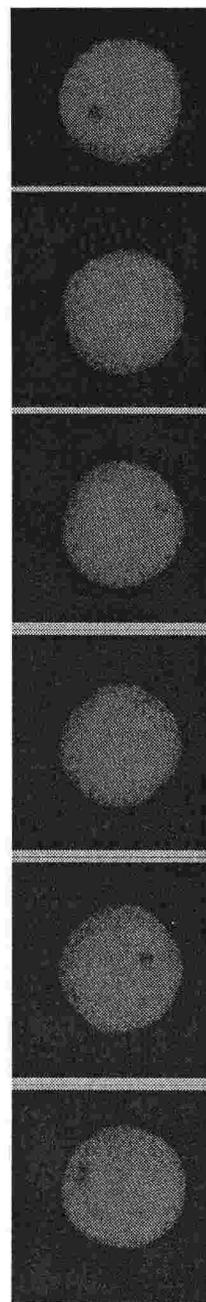
La solution technique de ce problème est difficile. En effet, les techniques simples de vision industrielle basées sur la comparaison de formes extraites d'images

vidéo avec des calibres de référence pré-enregistrés ne peuvent s'appliquer : au contraire de pièces mécaniques produites en atelier, un fruit n'a jamais exactement la même forme, ni la même texture, ni le même type de défaut d'aspect. De plus, il présente des spécificités - comme la queue de l'orange - qui doivent être reconnues en tant que telles, et non pas interprétées comme des défauts d'aspect.

Ces problèmes de tri, de classification, de reconnaissance, de détection d'aspect, de diagnostic sont par contre tout à fait à la portée de la méthodologie dite des "réseaux de neurones". Cette méthodologie offre de plus l'avantage de développer un apprentissage par l'exemple, ce qui s'avère beaucoup plus pratique et efficace qu'une approche basée sur une description (difficilement exhaustive) de toutes les caractéristiques descriptives du problème à traiter. L'objectif de cet article est de démontrer le bien fondé d'une telle approche, dans le cas particulier du tri d'oranges. On commencera, par décrire la machine de tri réalisée, dans une première partie, pour ensuite détailler le système intelligent d'inspection visuelle qui a été mis au point. Dans une troisième partie, on évaluera la gamme d'applications offertes par les technologies neuronales développées dans le cadre de cette étude, tant sur le plan du logiciel que du matériel.

## 2. La machine de tri

Les spécifications à respecter pour concevoir et réaliser cette machine étaient de plusieurs ordres. Les critères de diagnostic portaient sur la forme des fruits et leurs défauts d'aspect, étant entendu que la queue de l'orange ne pouvait être retenue comme un défaut, sauf malformation ou dégradation majeure. Les fruits devaient être caractérisés en trois classes : la meilleure et la classe intermédiaire pour une commercialisation vers le consommateur, la plus mauvaise pour une transformation du fruit en jus. Le débit devait atteindre 3 fruits à la seconde, avec une optimisation de la reconnaissance des meilleurs fruits.



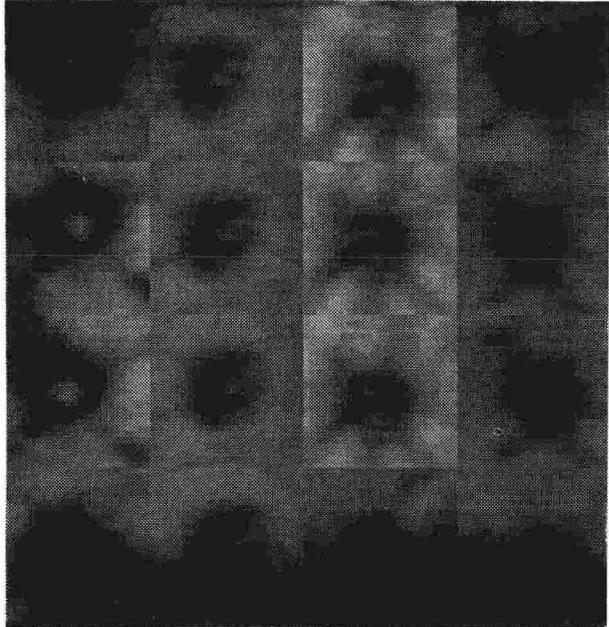
*Figure 1 : Exemple de 6 prises de vue permettant d'inspecter l'ensemble de la surface d'une orange.*

### 3. Le système intelligent d'inspection visuelle

#### 3.1. Intérêt et procédure de mise en oeuvre des réseaux de neurones

Le cœur du système consiste en un algorithme à base de réseaux de neurones qui permet, de reconnaître et de compter les défauts d'aspect, puis de distinguer parmi ceux-là une éventuelle queue d'orange afin d'effectuer le classement de l'orange en trois catégories.

*Figure 2 : Exemples de zones de queues d'orange que le système intelligent reconnaît en tant que telles et ne classe pas comme défauts.*



La procédure de classification des fruits comporte plusieurs étapes. Six images du même fruit sont prises sous des angles différents (figure 1), de façon à obtenir une vision globale de l'ensemble de la surface du fruit. Ensuite, l'image du fruit lui-même est extraite de l'ensemble du champ de vision pour des tests de forme et de taille. Des filtrages sont alors utilisés sur les couleurs pour extraire les zones suspectes et les analyser. Un diagnostic sur l'interprétation et la classification de ces zones est alors effectué. On insistera ici tout particulièrement sur l'analyse de la zone de la queue de l'orange dont la figure 2 donne plusieurs exemples. L'utilisation de réseaux de neurones suppose que l'on sache d'abord choisir un bon algorithme, bien adapté au problème en jeu, car il y en a de plusieurs types qui peuvent s'avérer plus ou moins performants en terme de taux de reconnaissance mais aussi plus ou moins exigeants en terme de puissance de calcul demandée. De plus, les données à fournir peuvent être des données brutes (par exemple, l'ensemble des points - ou pixels - de l'image) ou des caractéristiques discriminantes (en plus petit nombre que celui des pixels de l'image) extraites de l'image brute. C'est cette deuxième voie qui a été retenue, avec l'utilisation de transformations mathématiques visant à exploiter certains caractères de symétrie et de texture de l'image. L'algorithme neuronal qui a été retenu pour le traitement est celui du Perceptron à trois couches, avec apprentissage à partir de la règle de retropropagation du gradient. Pour la phase d'apprentissage, un millier

d'exemples ont été utilisés. Un exemple des deux catégories d'oranges détériorées est donné en figure 3.

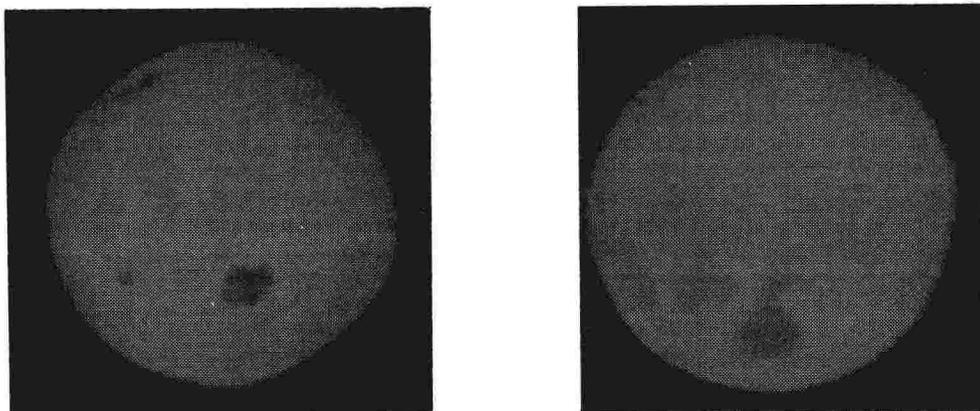


Figure 3 : Exemple de fruits classés en catégorie II et III (de gauche à droite).

### **3.2. Architecture du système de vision neuronal**

L'architecture du système a été conçue pour pouvoir en un premier temps aider à développer l'application, en particulier pour pouvoir effectuer la phase d'apprentissage de tri en fonction des exemples préparés à cet effet, et pour optimiser ensuite la phase d'exploitation proprement dite du point de vue de la performance (diagnostic et vitesse d'exécution).

L'architecture de la machine est schématisée en figure 4. Elle consiste en une caméra couleur associée à un système d'acquisition, d'où sont transférées les images sur une carte comportant deux DSPs (processeurs de traitement du signal) Texas Instruments TMS 320C40. Des images acquises par un système d'exploitation existant peuvent aussi être transférées à travers le bus VME sur la carte DSP qui effectue la totalité des calculs nécessaires. Pour les phases d'apprentissage où les calculs relatifs aux algorithmes de réseaux de neurones sont particulièrement importants, cette carte est programmée pour pouvoir se faire assister, et ceci de façon transparente, par quatre autres DSP TMS 320C40 identiques regroupés sur une carte adjacente. Le cadencement et la supervision des processus d'acquisition d'image, de tri et de contrôle sont réalisés par un processeur 68030 intégré sur une autre carte VME. Une station SUN permet de mettre au point les algorithmes dans les phases d'apprentissage et de mise au point du système. Elle télécharge également les programmes correspondants sur les DSPs.

### 3.3. Performances

Le système effectue le tri et le classement jusqu'à une cadence de 3 oranges à la seconde, avec une bonne précision (à 0,1 % près) sur la meilleure catégorie. Ceci est important car l'objectif est en effet de ne rejeter aucun fruit de qualité optimale. Les résultats sont peu sensibles au niveau d'éclairage sur les fruits, ce qui est un gage sérieux de maintien des performances sur la durée.

Cette mesure de débit a été obtenue à partir d'une version du système où toutes les images transitaient sur le bus VME. Une augmentation de ce débit d'environ 50 % serait atteignable en exploitant une version où l'accès des images se fait directement sur les DSP C40 sans passer par ce bus.

## 4. Gamme d'application

### 4.1. Type de problème de tri

Les résultats obtenus montrent clairement que les réseaux de neurones sont un bon outil pour prendre en compte les problèmes d'inspection de qualité liés au diagnostic d'aspect et de surface. C'est une procédure applicable au domaine agro-alimentaire. Le choix des algorithmes faits dans le cadre de cette étude devrait être tout aussi valable pour d'autres problèmes du même type sur d'autres fruits (tomates, melons,

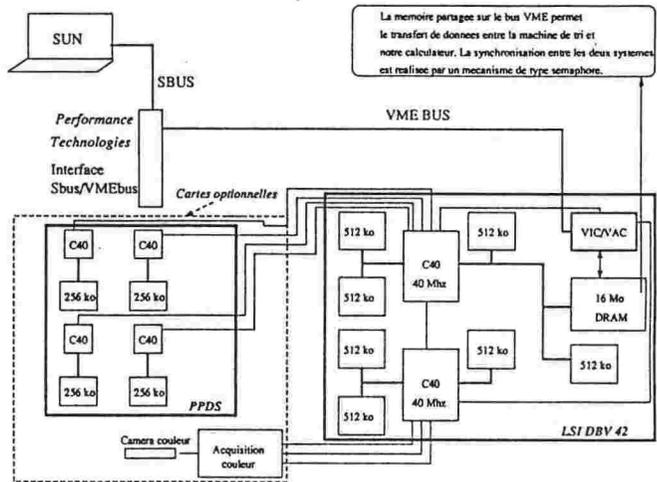


Figure 4 : Architecture de l'électronique du système de vision neuronale.

pommes,...) ou légumes. Par contre, il y a lieu de ne pas minimiser l'analyse de certains aspects des fruits (cf. la queue de l'orange) qui sont spécifiques à chacun, car de la pertinence de cette analyse résulte la performance en taux de reconnaissance et en temps de réponse du système.

## **4.2. Accélération des calculs et augmentation du débit des machines**

On a mentionné plus haut, dans l'architecture du système, la possibilité d'utiliser un ou plusieurs DSPs de type C40 pour réaliser les calculs nécessaires. La puissance de calcul ainsi mise en oeuvre dans ces différents cas est estimée par le facteur d'accélération obtenu par rapport à l'utilisation d'une station de travail SUN ; Les gains mesurés varient d'un facteur 10 à un facteur 60, pour l'utilisation de 1 à 6 de ces DSPs. Des facteurs d'accélération de l'ordre de 300 (pour un seul DSP C40) ont été observés par rapport à l'utilisation d'un processeur 68030, toujours sur le cas de l'algorithme du tri d'orange utilisé. Le choix du nombre de DSPs le mieux adapté dépend de l'application concernée, au point de vue technique et économique.

Dans le but de fournir une alternative particulièrement performante à ce problème en augmentant à la fois les performances tout en diminuant les coûts de réalisation, le LEP développe un processeur de calcul puissant, appelé L-Neuro, dans sa version 2.3, comportant 12 processeurs en parallèle cadencés à 40 MHz. Ce processeur a été conçu pour la mise en oeuvre des algorithmes mis au point dans les applications ci-dessus, et offrir des performances équivalentes à plusieurs C40s en phase opérationnelle de tri tout en réduisant la taille et le volume des cartes électroniques nécessaires.

## **5. Conclusion**

La méthodologie des réseaux de neurones apporte une solution efficace et satisfaisante au problème du tri automatique des oranges. Cette étude a montré que le succès ne pouvait être obtenu sans l'association de compétences en analyse d'image, en algorithmes de réseaux de neurones et en mise en oeuvre des processeurs numériques (DSP) les mieux adaptés. C'est grâce à une telle association que l'optimisation du logiciel et du matériel peut être obtenue. Les progrès en cours pour développer des processeurs de calcul parallèle, comme le L-Neuro, feront franchir une nouvelle étape à ce processus d'optimisation.

Tous ces efforts devraient être particulièrement utiles pour développer des solutions pratiques dans le domaine général du tri automatique des produits agro-alimentaires.

## **Remerciements**

Les auteurs remercient S. MAKRAM-EBEID pour ses conseils précieux, ainsi que P. FRIEDEL, J.B. THEETEN et D. ZWIERSKI pour leur aide dans cette étude. Ce travail a été partiellement financé par la Commission Européenne dans le cadre du projet Esprit Galatée.

LOUIS - JEAN  
avenue d'Embrun, 05003 GAP cedex  
Tél. : 92.53.17.00  
Dépôt légal : 718 — Septembre 1994  
Imprimé en France



Colloque organisé avec le soutien de :



CEMAGREF Éditions 1994  
ISBN 2-85362-372-6  
Prix : 180 F TTC