

Ajustement des paramètres d'une chaîne de traitements d'images par un plan d'expériences factoriel fractionnaire 2^{k-p}

Adjustment of parameters in an image processing chain by an experimental 2^{k-p} factorial designs

S. Treuillet¹, D. Driouchi² et P. Ribereau²

¹Laboratoire Vision & Robotique, UPRES EA 2078, Université d'Orléans, France

²Laboratoire de Statistique Théorique et Appliquée, Université Paris 6, France

Manuscrit reçu le 1^{er} septembre 2003

Résumé et mots clés

Dans les applications industrielles, les nombreux paramètres mis en œuvre dans une chaîne de traitements d'images s'avèrent souvent délicats à régler. Les plans d'expériences offrent un excellent moyen de tirer le maximum de résultats tout en réduisant considérablement la notion de coût liée au nombre d'essais à réaliser. Nous présentons ici un exemple d'application dans le cadre d'un système de vision qui permet la mesure du taux de collet d'un lot de betteraves. La mesure effectuée dépend d'une dizaine de facteurs et nécessite plusieurs minutes. La technique appliquée ici est constituée par un plan factoriel fractionnaire 2^{6-2} de résolution maximum et d'aberration minimum. Les propriétés des plans d'expériences montrent ici tous leurs avantages, aussi bien du point de vue de la réduction du nombre d'essais que de la détection de l'influence des paramètres. Ainsi, le traitement statistique des résultats du plan d'expériences sur un ensemble important d'images révèle qu'un seul facteur s'avère réellement pertinent et permet alors de trouver une configuration optimale de la chaîne de traitements.

Ajustement de paramètres, plan d'expériences 2^{k-p} , résolution maximum, aberration minimum

Abstract and key words

Industrial image processing applications often make use of numerous parameters that are difficult to adjust. Experimental designs offer a good way to draw a maximum of results while significantly reducing the cost closely linked with the number of tries to realize. This paper presents an example of this experimental methodology applied to a vision system designed for measuring the neck ratio of a sugar beet batch. The result supplied by the image processing chain depends on about ten principal parameters and requires processing time during several minutes. The method used is an experimental factorial designs 2^{6-2} with maximum resolution and minimum aberration. The properties of experimental design show in this case all their advantages, as well for reducing of number of tries, than for detecting the parameter influence. Thus, the statistical analysis of the results of the experimental design applied to large series of real images reveals that only one parameter has a relevant influence on the calculated neck ratio and allows to find an optimal configuration of the processing chain.

Parameters fitting, experimental designs 2^{k-p} , maximum resolution, minimum aberration

Remerciements

Nous tenons à remercier le Syndicat National des Fabricants de Sucre (SNFS), l'Association de Recherche de Techniques Betteravières (ARTB), ainsi que la société Cybernetix d'avoir mis à notre disposition les images des tests de l'interprofession et deux machines d'évaluation.

1. Introduction

La vision par ordinateur et le traitement d'images sont nés, dans les années 60, de la volonté de remplacer l'observateur humain par une machine. La vision intervenant dans un grand nombre d'activités, le champ d'application est vaste. Dans le monde industriel, elle a tout naturellement trouvé un débouché dans les mesures liées à l'évaluation de la qualité. Les atouts de la vision dans ce domaine sont nombreux : elle permet un contrôle sans contact, non destructif, d'un grand nombre de paramètres (dimension, forme, couleurs), et remplace avantageusement une estimation visuelle très subjective et inconstante dans le temps. La mise en place d'une application débute par la définition des conditions de prise de vue afin d'obtenir une image numérique de la scène la plus simple à analyser pour extraire ensuite les informations pertinentes. La difficulté à résoudre cette tâche par un calculateur numérique est souvent mal comprise parce qu'elle est très naturellement résolue par un observateur humain. La chaîne de traitements appliquée ensuite à l'image numérique se décompose classiquement en 4 étapes :

- i) pré-traitements : suppression du bruit, augmentation de la dynamique,
- ii) décomposition de la scène en objets identifiables (segmentation),
- iii) mesure d'attributs sur chaque objet,
- iv) estimation de la grandeur physique recherchée.

Le développement d'une application reste une tâche difficile car elle fait appel à des compétences variées (optique, mécanique, électronique, traitement du signal, mathématiques, informatique, etc) et met œuvre un grand nombre d'éléments à combiner. Ceci explique le coût élevé des logiciels spécialisés et fait du traitement d'image une ressource qui reste souvent hors de portée des non-spécialistes [Crevier]. Pour résoudre cette tâche complexe, Clouard propose une méthodologie de développement d'applications qui s'appuie sur l'existence d'une bibliothèque d'opérateurs prédéfinis [Clouard]. Le problème du développement est vu alors comme un problème de sélection et d'assemblage d'opérateurs, avec des soucis d'adaptabilité, de robustesse et de sécurité de la programmation. Toutefois, le choix des opérateurs est étroitement lié au réglage des paramètres : ils posent le problème de l'évaluation. En effet, le foisonnement des travaux développés ces dernières décennies apporte peu de solutions généralisables. Les méthodes doivent être adaptées à chaque application au prix d'un grand nombre de paramètres, dont le réglage délicat est fait de façon empirique. Ce réglage s'appuie trop souvent sur des résultats qualitatifs, issus d'une évaluation visuelle sur l'image.

Plusieurs travaux ou livres se sont attaqués courageusement au problème de l'évaluation des résultats issus de l'étape de segmentation (ii), qui est l'une des plus délicates. Citons l'ouvrage collectif du GDR ISIS [Cocquerez] qui consacre deux chapitres à la comparaison des méthodes de segmentation en régions et contours, et présente une synthèse des critères quantitatifs d'évaluation de la qualité de la segmentation, à laquelle on peut

ajouter d'autres travaux plus récents [Borsotti] [Demigny] [Hoover] [Zhang96] [Zhang00] [Wilson]. Mais, aucun critère de comparaison ne se révèle satisfaisant dans tous les cas de figure et il faut alors combiner plusieurs critères d'évaluation [Letournel].

En outre, dans beaucoup d'applications industrielles, la segmentation n'est pas un but en soi, mais un traitement intermédiaire en vue de mesurer des attributs sur des objets isolés dans la scène observée. Dans ce cas, l'évaluation globale de la chaîne de traitements doit porter sur cette mesure finale. Nous proposons dans cet article d'utiliser le cadre des plans d'expériences pour déterminer les valeurs optimales des paramètres. Cette démarche expérimentale permet de limiter la combinatoire du nombre de tests en préservant le plus possible la finesse d'analyse. Elle peut donc tout à fait s'adapter à l'évaluation d'une chaîne de traitements d'images. Pourtant, s'ils sont aujourd'hui très utilisés dans de nombreux secteurs industriels, les plans d'expériences sont pratiquement ignorés dans la communauté du traitement d'image. Une première application concernant l'analyse de l'influence du réglage d'un jeu de paramètres sur la mesure fournie par un système de vision a été présentée lors du GRETSI'03 [Treuillet]. Simultanément, Rousselle a aussi utilisé un plan d'expériences pour résoudre le problème très délicat du réglage des nombreux paramètres qui interviennent dans la fonctionnelle d'énergie d'un contour actif [Rousselle]. Grâce à un plan comportant sept paramètres testés sur quatre valeurs, Rousselle analyse l'influence de ces paramètres et montre que 32 expériences suffisent pour trouver un jeu de paramètres satisfaisant pour segmenter une image radiographique de l'articulation fémoro-tibiale.

Le travail proposé dans cet article ne concerne pas seulement le résultat de la segmentation sur une seule image, mais l'évaluation d'une chaîne de traitements dans sa globalité sur un nombre important d'images. En effet, dans le cadre d'une application industrielle, le système de vision doit garantir une reproductibilité suffisante de la mesure avec le même paramétrage quels que soient les sites d'implantation. On imagine aisément dans ce cas le nombre important d'essais à réaliser pour trouver le bon paramétrage et la nécessité d'une planification expérimentale. Les plans d'expériences proposent une méthodologie séduisante pour résoudre ce problème en limitant le nombre de tests. Cette approche mérite d'être divulguée et développée au sein de notre communauté. C'est l'objectif de cet article qui suit le plan suivant.

La première partie de l'article présente le contexte de l'application qui a servi de support à cette étude. Les principes de la méthodologie de recherche expérimentale et les plans d'expériences sont introduits en section 3. Cette démarche est ensuite illustrée par deux plans d'expériences. Le premier concerne une étude préliminaire pour l'analyse de l'influence sur la mesure du réglage d'un jeu de paramètres maîtrisables (section 4). Le second s'attache à trouver le jeu de paramètres optimal, afin d'ajuster au mieux la mesure issue de la machine de vision à la mesure traditionnelle, considérée comme référence (section 5).

2. Contexte expérimental

En France, le *taux de collet* d'une livraison de betteraves est un des indices utilisés dans les centres de réception des sucreries pour évaluer la qualité d'un lot de betteraves. Le collet d'une betterave est défini de façon réglementaire par la limite d'implantation des dernières insertions foliaires et correspond à une partie de la betterave de faible teneur en sucre, considérée comme non marchande. Le *taux de collet* est un rapport de masses, traditionnellement estimé sur chaque livraison, par un découpage manuel d'un échantillon de betteraves d'une trentaine de kilos environ, puis une double pesée des deux parties :

$$TC_0 = 100 \times m_C / (m_C + m_R) \quad (1)$$

avec m_C masse des collets et m_R masse des racines. Le taux de collet est exprimé en pourcentage.

Cette technique est lente et très coûteuse car elle nécessite de nombreux personnels dans les centres de réception au moment de la récolte betteravière d'octobre à décembre. Dans le cadre de l'automatisation des centres de réception des sucreries, le Syndicat National des Fabricants de Sucre (SNFS) et l'Association de Recherche de Techniques Betteravières (ARTB) évaluent un système d'imagerie conçu par la société CYBERNETIX, et destiné à l'estimation du taux de collet de chaque livraison de betteraves. Le principe de mesure retenu est un rapport de volumes, estimés à partir d'une reconstruction 3D d'un vrac de betteraves par stéréovision. L'ensemble de la chaîne de traitements est décrite par le synoptique donné en [figure 1].

Le vrac de betteraves, disposé sur le tapis de réception en une couche, est photographié par un système trinoculaire. La reconstruction 3D de la scène est obtenue par stéréo-corrélation. En aval de l'étape de reconstruction, la chaîne comprend les quatre étapes citées plus haut : pré-traitement, segmentation du vrac en betteraves individuelles, analyse et tri puis mesure des volumes des collets et des racines. Sans nuire à la compréhension de l'article, les traitements ne seront pas détaillés pour des raisons de confidentialité. Finalement, le taux de collet du lot est calculé par :

$$TC_S = 100 \times \sum_i V_{C_i} / \sum_i (V_{C_i} + V_{R_i}) \quad (2)$$

où V_{C_i} et V_{R_i} désignent respectivement les volumes de collet et de racine calculés pour chaque betterave isolée. Le rapport de volume (2) est équivalent au rapport de masse (1) de la mesure traditionnelle par des masses volumiques proches de l'unité.

Le système, déjà en test au cours de la campagne de production 2000, a permis la collecte d'une base de données images représentant environ 1662 lots. En parallèle, la mesure traditionnelle du taux de collet issue de la découpe par des opérateurs a été conservée dans les centres de réceptions. Le problème qui s'est posé à l'interprofession fut de mettre en évidence une équiva-

lence suffisante de la mesure fournie par le système TC_S relativement à la mesure traditionnelle TC_0 . Une première analyse statistique des résultats a montré que cette équivalence n'était pas suffisante. Ce constat a incité l'interprofession à commander une expertise du système auprès du Laboratoire Vision & Robotique (LVR) de l'Université d'Orléans et du Laboratoire de Statistique Théorique et Appliquée (LSTA) de l'Université Paris 6, afin d'optimiser le réglage des paramètres du système de mesure du taux de collet.

Cette étude comporte deux plans d'expériences. Le premier plan d'expériences a permis de mettre en évidence l'influence du réglage d'un jeu de paramètres sur la mesure du taux de collet. Le second plan s'attache à trouver le jeu de paramètres optimal, afin d'ajuster au mieux la réponse du système de vision TC_S à la référence TC_0 . Avant de présenter ces deux plans et les résultats obtenus, la partie suivante introduit la méthodologie de recherche expérimentale.

3. Méthodologie de recherche expérimentale

Quelle que soit sa branche d'activité, tout expérimentateur est confronté à deux questions : comment formuler au mieux son problème ? Quelle stratégie expérimentale choisir en fonction des objectifs qu'il s'est fixés et des moyens dont il dispose ?

Dans le cas qui nous préoccupe, l'ensemble de la chaîne de traitements peut être vu comme une boîte noire qui met en œuvre une trentaine de paramètres. La réponse du système Y (TC_S dans notre cas) peut s'exprimer comme une *fonctionnelle* $Y = F(X_1, X_2, \dots, X_n)$, qu'on ne cherche pas à déterminer a priori et dont les variables X_i sont les paramètres du système, encore appelés *facteurs*, dans la terminologie des plans d'expériences. L'objectif de l'étude est alors de recenser les facteurs les plus influents dans la réponse du système, puis de trouver le jeu de paramètres optimal. Cette formulation est assez large pour s'appliquer à de nombreux problèmes.

L'approche la plus intuitive pour atteindre cet objectif consisterait à tester toutes les combinaisons possibles, c'est-à-dire faire un plan d'expériences complet. Mais le nombre d'essais à réaliser augmente de façon exponentielle avec le nombre de facteurs. Une expérimentation portant sur 10 facteurs comportant chacun 3 niveaux, par exemple, nécessite un plan complet de 3^{10} soit 59049 essais ! Ce nombre déjà important d'essais devrait être encore multiplié par le nombre d'images à tester. Compte tenu des temps de traitement, il est nécessaire de réduire le nombre de combinaisons testées. C'est en se confrontant à un problème analogue en agronomie, que Fisher a développé dans les années 1930, une expérimentation *factorielle*, où plusieurs facteurs peuvent varier simultanément, pour tirer le maximum de résultats avec un minimum d'essais. Mais c'est seulement à partir des années 60, que les recherches autour des plans d'expé-

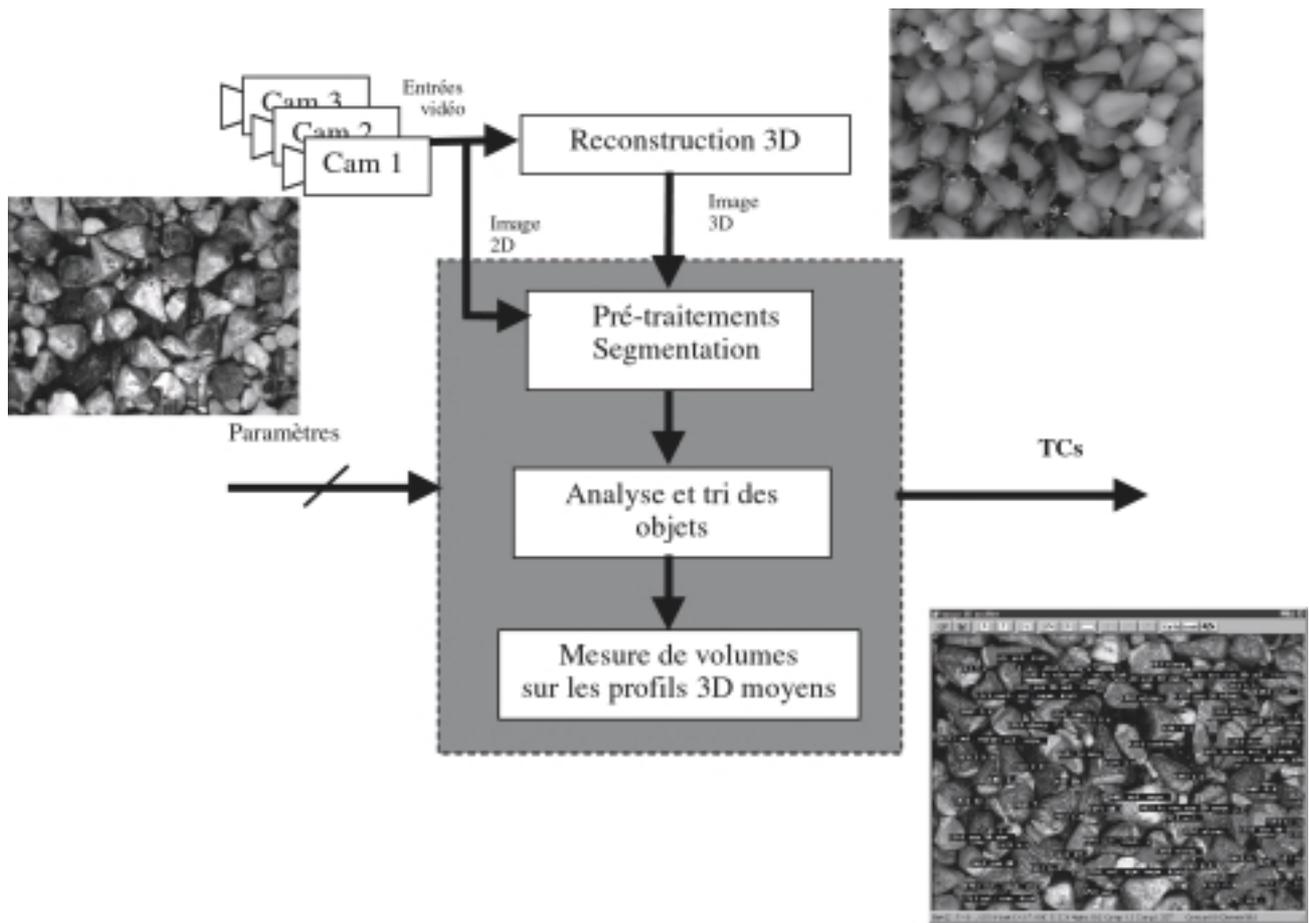


Figure 1. Chaîne de traitement des images

riences se sont considérablement développées [Tagushi] [Box 61].

La principale utilité des plans d'expériences est la réduction du nombre d'essais. Leur application a été vulgarisée dans des ouvrages [Tourbier]. Ils sont utilisés chaque fois que le nombre de facteurs est grand, la difficulté ou le coût des essais trop élevés. Les plans d'expériences rencontrent déjà un vif succès pour l'amélioration de la qualité auprès des industries pharmaceutiques, automobiles, aéronautiques, agroalimentaires [Box 78] [Dagnelie] [Lewis] [Montgomery] [Tourbier], pour une optimisation de processus [Myers] [Box 87] [Khuri] ou de mélange [Cornell]. Ils restent encore aujourd'hui un objet de recherche en statistiques [Gauchi][Jourdan]. Dans le domaine du traitement d'image, leur pénétration n'est pas encore faite. Pourtant ils proposent un ensemble d'outils destinés à aider l'expérimentateur à faire de la planification expérimentale, avec divers objectifs d'expérimentation qui peuvent parfaitement s'adapter à une chaîne de traitements :

- isoler les facteurs influents (criblage),
- élaborer des modèles descriptifs ou prévisionnels des phénomènes étudiés (étude quantitative des facteurs, étude quantitative des réponses),
- effectuer des optimisations, de mettre au point des formulations avec ou sans contraintes (mélange),

- explorer un domaine expérimental inconnu (recherche exploratoire dans le domaine de variation d'un ensemble de facteurs)...

Plusieurs types de plan d'expériences permettent de s'adapter à chaque situation: carrés latins orthogonaux [Tagushi], plans factoriels complets 2^k ou 3^k [Collombier], plans fractionnaires 2^{k-p} [Fries]...

3.1. Définitions

Les plans d'expériences ont une terminologie propre. La grandeur observée en sortie du système est appelée *réponse*. Elle dépend d'un nombre important de variables, appelées *facteurs*, qui peuvent être quantitatifs ou qualitatifs. La *fonctionnelle* F qui lie la réponse Y aux facteurs explicatifs X_i , prend le nom de *modèle*. Le modèle le plus courant est de type linéaire :

$$Y = a_0 + \sum a_i X_i + \sum b_i w_i + \varepsilon \quad (3)$$

où a_0 désigne la moyenne des réponses, les a_i et b_i sont les *coefficients* du modèle, ε une variable aléatoire correspondant à la variabilité incontrôlable de la réponse, les w_i des combinaisons (produits) de facteurs, appelées *interactions*. On parle d'in-

teraction d'ordre 2 (produit de deux facteurs, X_1X_2 par exemple), d'interaction d'ordre 3 (produit de 3 facteurs $X_1X_2X_3$), d'ordre 4 ($X_2X_3X_4X_5$), etc. Un modèle dans lequel tous les b_i sont nuls est dit *sans* interaction.

Les *niveaux* désignent les différentes valeurs testées pour un facteur. L'*effet* ou influence d'un facteur correspond à la variation de la réponse Y lors d'un changement de niveau. Une *modalité* représente une combinaison de facteurs fixés à un niveau donné. La *matrice des expériences* est un tableau représentant l'ensemble des expériences à réaliser comme une liste de modalités. Un plan où toutes les combinaisons possibles des facteurs et niveaux ne sont pas présentes est dit *incomplet* ou *fractionnaire*. Le nombre d'expériences doit être au moins supérieur au nombre de *degrés de liberté* du modèle. Ce nombre de *degrés de liberté* se calcule par la somme des degrés de liberté, *ddl*, correspondant à chaque terme du modèle : à savoir, 1 *ddl* pour la moyenne, $(\text{Nb_niveaux} - 1)$ *ddl* par facteur, le produit des *ddl* de chaque facteur entrant dans une interaction.

Il n'existe pas encore de procédé algébrique unique et autosuffisant pour construire des plans orthogonaux. Nous avons choisi d'introduire dans les paragraphes suivants les deux méthodes les plus diffusées pour construire ces plans : les carrés latins et les plans fractionnaires 2^{k-p} . Chacun d'entre eux sera illustré par un exemple.

3.2. Carrés Latins

Les Carrés Latins sont probablement les plans les plus anciens. On en trouve des références au 17^e siècle, alors qu'ils n'étaient que des récréations mathématiques. Ce n'est qu'en 1930 avec les travaux de Fisher qu'ils ont trouvé un intérêt pratique dans l'expérimentation. Un Carré Latin est un plan orthogonal proposant de tester 3 facteurs à p niveaux ($p > 1$), avec seulement p^2 essais (au lieu de p^3). Il se présente sous la forme d'une matrice carrée $p \times p$. Par exemple, la matrice 3×3 d'un Carré Latin comprenant 3 facteurs à 3 niveaux est obtenue par simple permutation circulaire [tableau 1]. Les niveaux des facteurs sont numérotés de 1 à 3 :

- les numéros des lignes représentent les niveaux du premier facteur ;
- les numéros des colonnes, ceux du deuxième facteur ;
- les numéros de la matrice, ceux du troisième facteur.

Tableau 1. Carré Latin comprenant 3 facteurs à 3 niveaux (L_93^3)

	1	2	3
1	1	2	3
2	3	1	2
3	2	3	1

La table d'addition des entiers modulo p fournit aussi un Carré Latin. Cette présentation en carré, conservée par Fisher, s'adapte très bien à la première application concrète des Carrés Latins : l'expérimentation agronomique. Chaque ligne symbolise un champ découpé en parcelles homogènes, chaque colonne une variété de blé, par exemple, dont on veut étudier le rendement. Les numéros dans la matrice représentent un traitement particulier. Les essais correspondant à ce plan sont présentés en [tableau 2]. Le nombre d'essais a donc été réduit à $3^2 = 9$ au lieu de $3^3 = 27$ pour le plan complet. Les Carrés Latins ne permettent pas l'étude des interactions. Le nombre de degrés de liberté dans l'exemple ci-dessus est : $1 + 3 \times (3 - 1) = 7$ *ddl*.

Tableau 2. Matrice d'expériences du Carré Latin L_93^3

Essais	Facteur 1	Facteur 2	Facteur 3
1	1	1	1
2	1	2	2
3	1	3	3
4	2	1	3
5	2	2	1
6	2	3	2
7	3	1	2
8	3	2	3
9	3	3	1

3.3. Plans fractionnaires 2^{k-p}

Un plan complet à 2 niveaux et k facteurs représente 2^k combinaisons possibles. Un plan *fractionnaire* est un plan *incomplet* où toutes les combinaisons possibles de niveaux des k facteurs ne sont pas présentes, avec un nombre d'essais réduit à 2^{k-p} . 2^p est appelé *degré de fractionnement* du plan factoriel. Ces plans sont généralement construits à partir des tables de Box et Hunter [Box 78]. La réduction du nombre d'essais est réalisée en utilisant des interactions entre les facteurs. On conserve $k - p$ facteurs *principaux* qui seront testés de façon complète, soit 2^{k-p} essais. Les facteurs suivants, de $k - p + 1$ jusqu'à k , sont dits à *coder* ou encore appelés *générateurs* ; ils représentent des produits de facteurs et n'augmentent donc pas le nombre d'essais à réaliser. Par exemple, la matrice d'expériences du [tableau 3] montre un plan fractionnaire 2^{6-2} . Il comprend un test complet des 4 facteurs principaux, notés 1, 2, 3 et 4, soit $2^4 = 16$ essais. Pour ces quatre facteurs, le niveau bas est représenté par « -1 » et le niveau haut par « +1 ». En conservant le même nombre de lignes, la matrice des essais fait apparaître deux facteurs supplémentaires issus d'interactions. Les facteurs 5 et 6 sont codés au moyen des *générateurs* : $w_1 = 1.2.3.5$ et $w_2 = 2.3.4.6$; c'est-à-dire que le niveau du facteur 5 résulte du produit 1.2.3 et que celui du facteur 6 du produit 2.3.4. On peut noter la parfaite symétrie horizontale du plan. Le nombre de degrés de liberté

dans l'exemple ci-dessus est :

$$1 + 4 \times (2 - 1) + 2 \times (2 - 1)^3 = 7 \text{ ddl.}$$

Tableau 3. Les 16 combinaisons du plan factoriel fractionnaire 2^{6-2}

Essais	Facteurs					
	1	2	3	4	5	6
1	-1	-1	-1	-1	-1	-1
2	-1	-1	-1	1	-1	1
3	-1	-1	1	-1	1	1
4	-1	-1	1	1	1	-1
5	-1	1	-1	-1	1	1
6	-1	1	-1	1	1	-1
7	-1	1	1	-1	-1	-1
8	-1	1	1	1	-1	1
9	1	-1	-1	-1	1	-1
10	1	-1	-1	1	1	1
11	1	-1	1	-1	-1	1
12	1	-1	1	1	-1	-1
13	1	1	-1	-1	-1	1
14	1	1	-1	1	-1	-1
15	1	1	1	-1	1	-1
16	1	1	1	1	1	1

Le degré de fractionnement 2^2 , qui a été porté au plan, apporte une réduction du nombre d'essais, en sacrifiant néanmoins un nombre d'interactions qui ne seront pas prises en compte. Dans ce cas, c'est la connaissance physique du problème qui doit amener l'expérimentateur à pressentir les interactions qui ne doivent pas rentrer en jeu pendant les essais. Cette notion est connue sous le nom de *résolution*. On appelle *résolution* d'un plan factoriel fractionnaire l'indice qui renseigne sur le type d'interactions que le plan est capable de faire apparaître et de prendre en compte [Box 61]. Les résolutions les plus courantes sont III, IV, V (notation en chiffres romains). On parle de *résolution maximale* si aucun autre plan n'a de résolution supérieure. Quand il y a plusieurs plans de même résolution, on choisit en général le plan qui a un minimum de confusion; on parle, dans ce cas, d'*aberration minimum* [Fries]. Un algorithme [Fujii] [Driouchi] permet de trouver le plan qui présente la plus faible perte d'information causée par le fractionnement: c'est un plan 2^{k-p} dit *optimal* de résolution maximum et d'aberration minimum. Les plans fractionnaires permettent de fournir le meilleur protocole expérimental pour modéliser une réponse en fonction de facteurs de variabilité selon un modèle présumé.

3.4. Stratégie expérimentale

La stratégie expérimentale est guidée par l'analyse de la chaîne de traitements. En pratique, pour qu'un plan d'expériences soit réalisable, deux questions majeures doivent être posées :

- i) Est-ce que les facteurs qui sont susceptibles d'agir sur la réponse sont maîtrisables ?
- ii) Est-ce que la réponse est quantifiable ?

Dans le cas de la chaîne de traitements d'images étudiée, nous avons recensé les facteurs maîtrisables et opté pour une démarche en deux étapes. La première étape consiste à identifier les paramètres jouant un rôle important sur la réponse du système. La seconde étape s'attache à trouver le jeu de paramètres optimal, afin d'ajuster au mieux la mesure du taux de collet TC_S délivrée par le système à la référence TC_0 .

La première étape est un problème de *criblage*: l'objectif est de connaître le poids de chacun des niveaux des facteurs sur la réponse, les classer et donc retenir, pour une étude ultérieure plus fine, les facteurs jouant un rôle important sur la variation de la réponse. Il est donc important d'étudier les réponses quantifiables du système: taux de collet et nombre de betteraves traitées. Pour ce premier plan, destiné à mieux comprendre la chaîne de traitements, nous avons privilégié un grand nombre de modalités appliquées à un faible nombre d'images. Nous avons donc retenu 5 facteurs testés sur 3 niveaux par la mise en œuvre d'un Carré Latin sur trois lots (9 images).

Pour la seconde étape, compte tenu du grand nombre de situations de vrac possible, il était important au contraire de rechercher l'optimisation des paramètres du système sur une base d'images très importante: 600 images ont été testées. Le choix d'un plan fractionnaire 2^{6-2} a été motivé par une forte réduction du nombre d'essais (16 contre 64 pour le plan complet), avec l'introduction d'interactions.

La suite de l'article présente les deux plans d'expériences réalisés. À chaque fois, le plan utilisé sera décrit (choix des facteurs, modalités). On présentera ensuite les résultats obtenus, puis les conclusions de l'analyse.

4. Plan d'analyse des paramètres maîtrisables

4.1. Facteurs

Le choix des facteurs est très important et nécessite une connaissance physique du problème. L'analyse préliminaire identifie une trentaine de paramètres intervenant dans la chaîne de traitements. Pour une part, ces paramètres interviennent dans des étapes très précoces (pré-traitements, reconstruction 3D) qui influencent peu la mesure délivrée par le système, d'autres ne sont pas accessibles (pour des raisons de confidentialité imposées par CYBERNETIX). Par contre, on note que, lors de l'éta-

pe de segmentation, le traitement écarte environ la moitié des betteraves. Une partie de ces rejets s'explique par les conditions d'acquisition d'un vrac sur un tapis en mouvement (betteraves non entières, hors du champ de vue, ...), le reste est la conséquence de paramètres réglables, appelés « critères de rejet », inhérents à la méthode. Le résultat est donc calculé sur un nombre réduit de betteraves sélectionnées par le système. Un rejet trop important est préjudiciable car il enlève de la précision à la mesure, qui est calculée par une moyenne sur un échantillon. De plus, il est important de s'assurer que l'échantillonnage reste suffisant et aléatoire.

Les critères de rejet les plus sensibles ont été déterminés en s'appuyant sur l'expérience des concepteurs du système et par l'analyse de leur fréquence. L'analyse des résultats sur une année de production fait apparaître 5 critères responsables à eux seuls de la moitié des rejets : Compacité ($Périmètre^2/4\pi \times Surface$), Elongation (longueur / largeur), Surface_min (mesurée en pixels), Vol_min (mesuré en litre), Taux_max (mesuré en %). Les fréquences de ces critères sont indiquées en première colonne du [tableau 4]. Ces 5 facteurs ont donc été retenus afin d'évaluer l'influence du réglage de ces seuils de rejets sur le taux de collet calculé par le système. Afin de s'assurer que l'échantillonnage est suffisant et aléatoire, le nombre de betteraves traitées par le système fera également partie des réponses étudiées.

D'autre part, un sixième facteur, noté *Crc*, a été identifié comme très sensible. C'est le facteur le plus important dans la réponse que va donner le système, puisqu'il définit précisément où passe le « couteau virtuel » qui sépare le collet et la racine d'une betterave. Ce paramètre a été isolé des 5 précédents car il agit de façon très différente, à un stade ultime de la chaîne. Contrairement aux critères de rejet, il n'a aucune influence sur le nombre de betteraves traitées.

Tableau 4. Modalités du plan d'expérience sur les 5 critères de rejet

Fréquence	Facteur	Modalités			
7 %	<i>Surface_min</i>	1000	2500	4000	Carré Latin (9 comb.)
13 %	<i>Vol_min</i>	0,1	0,3	0,5	
11 %	<i>Taux_max</i>	0,2	0,4	0,5	
8,50 %	<i>Compacité</i>	1,5	2	2,5	Complet (9 comb.)
10 %	<i>Elongation</i>	1	1,35	1,75	

4.2. Modalités

Pour les 5 facteurs correspondant aux critères de rejet, trois niveaux sont testés : bas, intermédiaire et haut [tableau 4]. Trois niveaux permettent de tester deux valeurs extrêmes, plus un point intermédiaire (valeur moyenne) pour confirmer la tendan-

ce. Ces 3 niveaux ont été fixés à partir d'une recherche empirique des seuils discriminants sur plusieurs images. Un des niveaux est détecté par l'apparition des premiers rejets, sur un ensemble d'images. Les deux autres niveaux sont choisis pour couvrir le demi-intervalle de variation possible.

Un plan complet portant sur 5 facteurs testés chacun selon 3 niveaux, nécessiterait $3^5 = 243$ essais sur chaque image. Compte tenu des temps de lecture des données et de traitement (3 minutes par lot) et des disponibilités des systèmes (deux postes de traitement pendant trois jours), la stratégie choisie privilégie un grand nombre de modalités qui seront appliquées à un faible nombre d'images. Il comprend un total de 81 modalités, soit le tiers du plan complet, réparties comme suit [tableau 4] : un test complet des deux critères les plus sensibles (*Compacité*, *Elongation*), et un Carré Latin sur les 3 autres (*Surface_min*, *Vol_min*, *Taux_max*), tous les autres paramètres restant fixés à leur valeur habituelle. Les 9 essais du Carré Latin sont ceux qui sont donnés dans le [tableau 2], avec les niveaux du [tableau 4]. Le facteur 1 correspond à *Surface_min*, le facteur 2 à *Vol_min* et le facteur 3 à *Taux_max*. Ces configurations définissent un petit nombre d'essais dans lesquels tous les facteurs varient. Le nombre de degrés de liberté du modèle (ici sans interaction) est : $1 + 5 \times (3 - 1) = 11$ ddl.

Les modalités précédentes ont été appliquées à 3 lots, soit 243 essais. Afin d'appréhender une certaine variabilité des images analysées, les trois lots choisis présentent des taux de collet référence très différents ($TC_0 = 6, 10$ et $14,4$).

En outre, le facteur *Crc* a été analysé dans un plan différent. Jugé très sensible, il a donc été testé selon dix valeurs réelles réparties sur l'intervalle $[0; 1]$, sur dix lots différents de la gamme des taux de collet observés ; soit 100 tests supplémentaires. L'ensemble de l'expérimentation comporte donc 343 essais à réaliser dans le temps imparti.

4.3. Courbes d'influence et résultats

L'influence du paramétrage des critères a été observée sur les réponses suivantes : Taux de collet délivré par le TC_S , Nombre de Betteraves Détectées et Nombre de Betteraves Traitées. Soit M l'ensemble des modalités testées. Pour chaque lot et chaque modalité testés, on mesure la réponse y_m du système à la modalité $m \in M$, soit 243 valeurs par réponses collectées lors de l'expérimentation des critères de rejet. La figure 2 illustre la répartition des réponses obtenues sur les 81 modalités testées pour les 3 lots, en ce qui concerne le Nombre de Betteraves Traitées. Ce nombre s'échelonne entre quelques betteraves à plus d'une trentaine, selon les paramétrages, quel que soit le lot.

Afin de mesurer l'effet d'un facteur, on calcule la moyenne des réponses observées sur le sous-ensemble des modalités correspondant à chaque niveau. Si $x_{i=1,2,3}$ désigne un des trois niveaux testés pour le facteur x , on note $M_i = \{m \in M/x = x_i\}$, le sous-ensemble des modalités correspondant au niveau x_i testé. y_i désigne la réponse moyenne sur le

sous-ensemble des modalités M_i , pour le niveau x_i testé, soit :

$$y_i = n^{-1} \sum_{m \in M_i} y_m \tag{4}$$

avec $n = \text{Card}\{M_i\}$, $i = 1, 2, 3$.

Pour chaque niveau x_i du facteur x , on calcule ensuite l'écart : $y_i - Y$, où Y désigne la moyenne générale des réponses, $Y = N^{-1} \sum_{m \in M} y_m$, avec $N = \text{Card}\{M\}$, le nombre total d'expériences.

Les effets des 5 facteurs ont été calculés sur chaque lot indépendamment. Malgré la variété des images, ces effets présentent une assez grande similitude sur les trois lots, ils ont donc été moyennés et regroupés dans le tableau 5. Une représentation graphique de ces effets est donnée sur les figures 3, 4 et 5. Chaque graphique représente les courbes d'influence des 5 facteurs sur une réponse. Ces courbes montrent très nettement la prédominance des effets des critères *Compacité* et *Elongation* sur la réponse TC_S [figure 3]. Les autres paramètres *Vol_min*, *Surface_min* et *Taux_max* ont une influence quasi négligeable

(droite de pente quasi nulle). Le Nombre de Betteraves Détectées dépend essentiellement du critère *Surface_min* [figure 4]. Quant au Nombre de Betteraves Traités, les deux facteurs les plus influents sont *Compacité* et *Elongation*, qui agissent en opposition [figure 5].

On peut également estimer un modèle d'évolution linéaire par un ajustement aux moindres carrés directement sur les données [Treuillet]. Le tableau 6 présente les estimations de la réponse TC_S en fonction du critère *Elongation*, avec le coefficient de corrélation R^2 correspondant, pour les trois lots. Parmi tous nos essais, le critère *Elongation* est celui qui présente l'influence la plus marquée ($R^2 \approx 0,80$ contre $R^2 < 0,20$ pour les autres paramètres). La figure 6 montre les courbes correspondantes.

La dispersion des réponses TC_S données par le système a été étudiée sur les 81 modalités testées. Le graphique [figure 7] montre l'évolution de l'écart type des réponses sur les trois lots, en fonction du nombre minimum de betteraves traitées. Un minimum de zéro betteraves concerne l'ensemble des 81 modalités et conduit à un écart-type très variable selon les lots.

Tableau 5. Effets des 5 critères de rejet sur les réponses

Facteurs	Effets sur le TC_S			Effets sur le Nombre de Betteraves Détectées			Effets sur le Nombre de Betteraves Traitées		
	niveau 1	niveau 2	niveau 3	niveau 1	niveau 2	niveau 3	niveau 1	niveau 2	niveau 3
Surf_min	0,02	0,09	-0,11	24,59	-2,96	-21,63	0,06	0,67	-0,73
Compacité	-2,29	1,18	1,11	-1,19	0,59	0,59	-7,41	3,09	4,32
Elongation	1,16	0,86	-2,01	0,59	0,59	-1,19	9,37	1,56	-10,93
Vol_min	0,07	0,04	-0,10	0,59	-1,19	0,59	1,11	0,07	-1,19
Taux_max	-0,03	0,05	-0,02	0,59	-1,19	0,59	0,07	0,12	-0,20

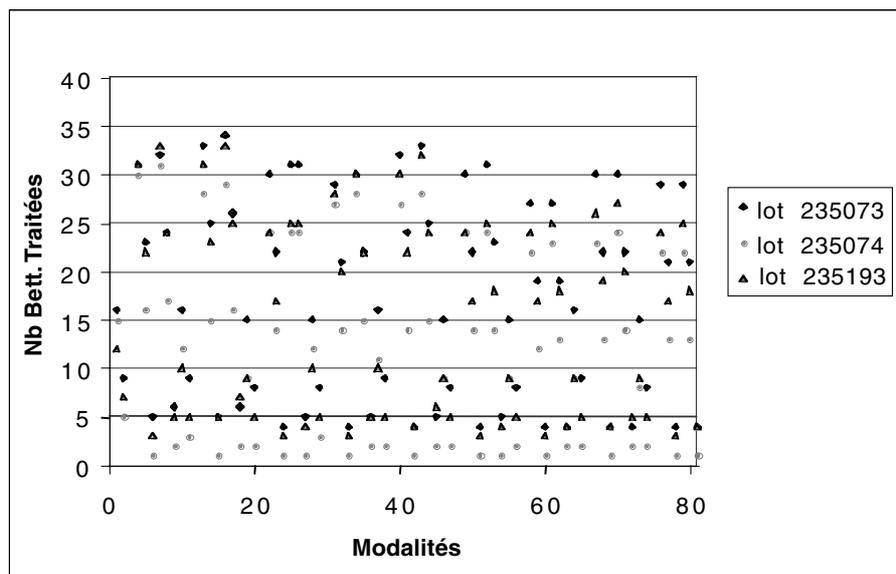


Figure 2. Répartition du Nombre de Betteraves Traitée sur l'ensemble des essais

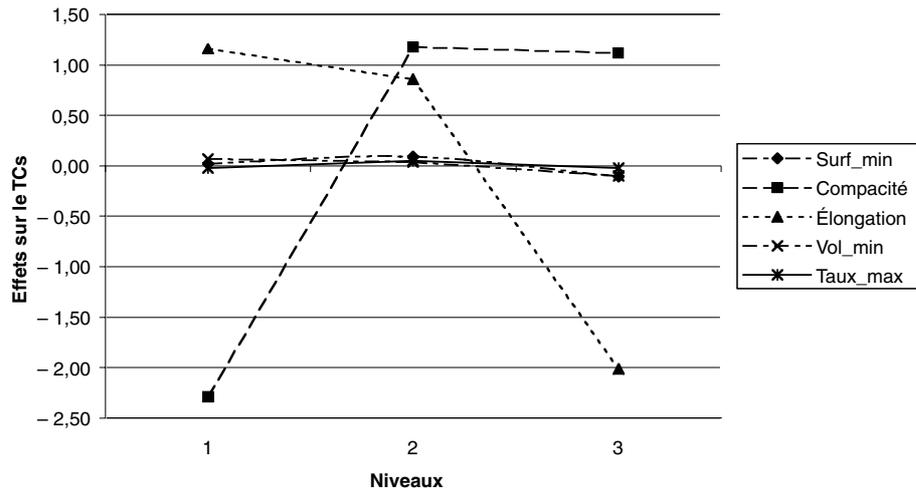


Figure 3. Courbes d'influence des critères de rejet sur le TCs

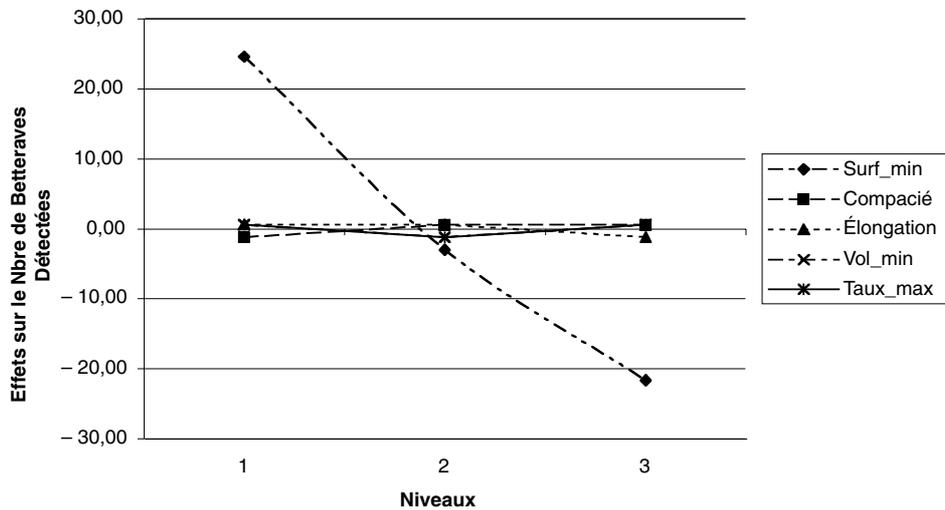


Figure 4. Courbes d'influence des critères de rejet sur le Nombre de Betteraves Détectées

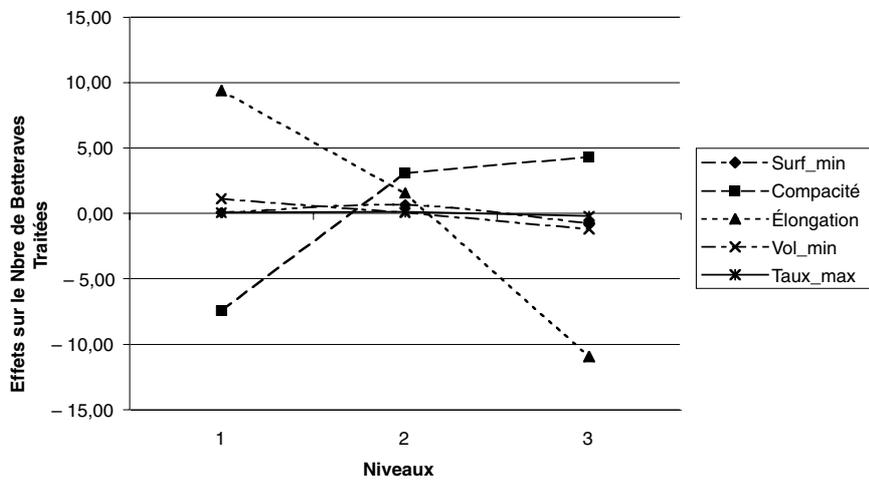


Figure 5. Courbes d'influence des critères de rejet sur le Nombre de Betteraves Traitées

Tableau 6. Modèles d'évolution du TC_S en fonction du critère Elongation

TC_S	Elongation	R^2
Lot 235073	$y = -1,2048x + 11,989$	0,42
Lot 235074	$y = 6,7155x + 2,4217$	0,80
Lot 235193	$y = -4,9755x + 14,248$	0,85

Lorsque le système conserve au moins dix betteraves, ce qui concerne une bonne moitié des essais réalisés, la dispersion des réponses fournies par le système devient inférieure à 0.5 point de taux de collet.

Enfin, l'étude d'influence du facteur Crc sur la réponse TC_S a été étudiée par le second plan sur 10 lots, couvrant une gamme de taux de collet allant de 6 à 15. Le graphique [figure 8] présente l'évolution de la réponse TC_S en fonction du facteur Crc . L'influence de ce facteur peut être décrite par un modèle *exponentiel* à peu près stable et quasi identique sur tous les lots, de la forme :

$$y = 1,4746e^{0,2466x} \tag{5}$$

avec un coefficient de corrélation R^2 de l'ordre de 0,97. Un modèle *linéaire* plus simple à exploiter peut également convenir, avec un coefficient de corrélation R^2 moindre de 0,88 :

$$y = 1,7521x - 2,0667 \tag{6}$$

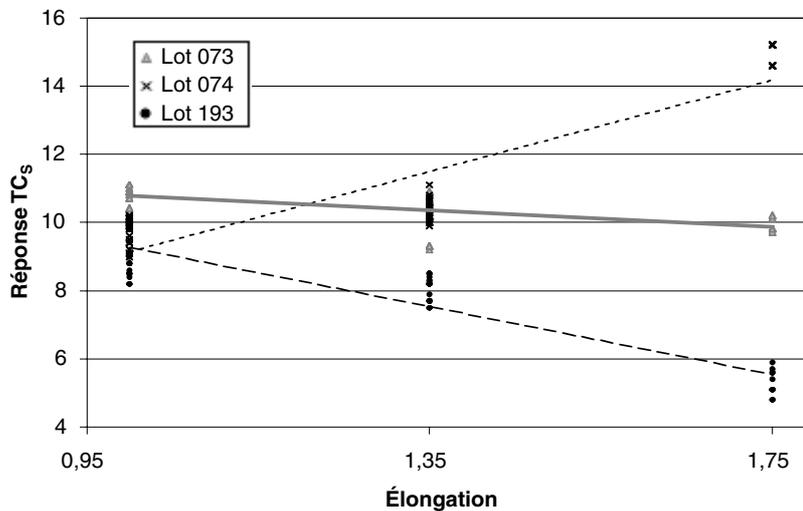


Figure 6. Courbes d'évolution du TC_S

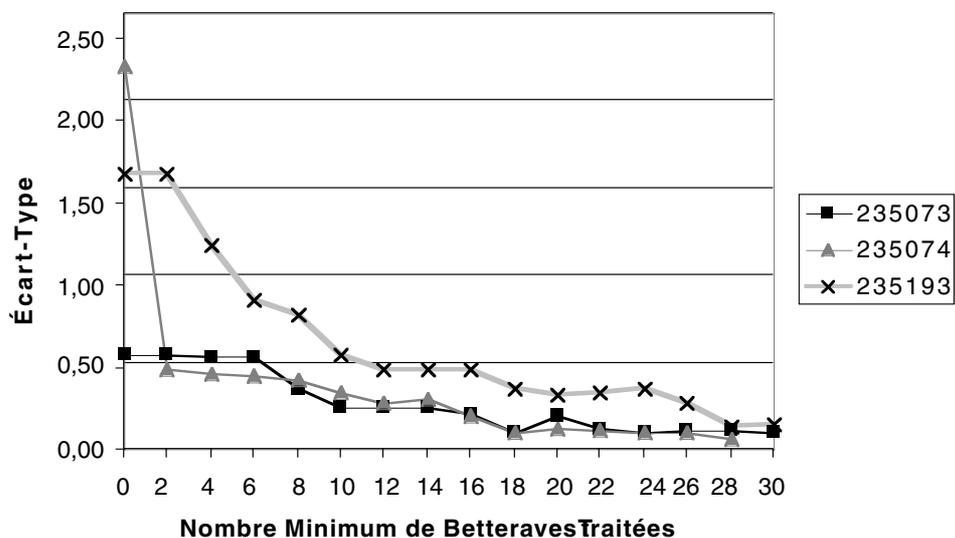


Figure 7. Dispersion des réponses TC_S fournies par le système

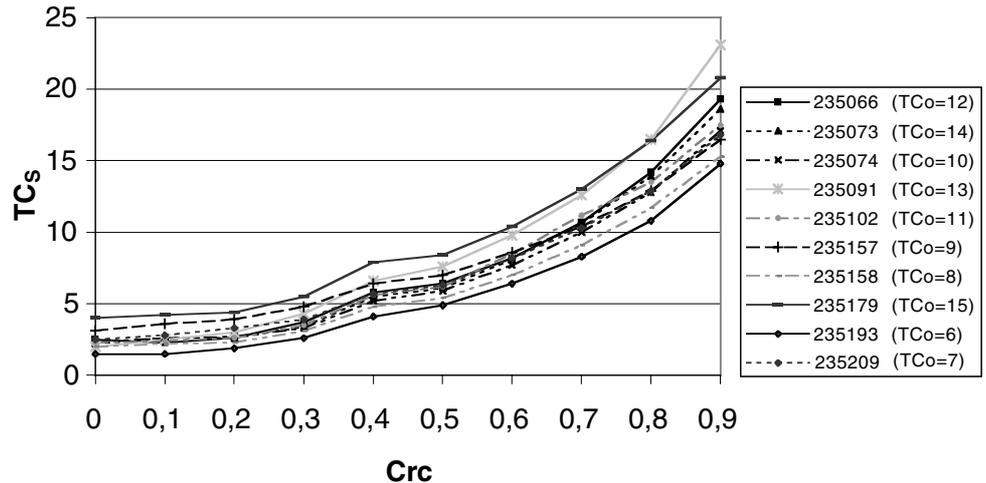


Figure 8. Courbes d'influence du paramètre Crc sur la réponse TCs

4.4. Analyse et commentaires

Cette première étude a permis de mettre en évidence et de quantifier les influences des seuils de réglages des critères de rejets sur le nombre de betteraves traitées et sur la mesure TCs fournie par le système de vision. Selon toute attente, le facteur Crc a confirmé sa forte influence sur la réponse TCs . Le réglage des critères *Compacité* et *Elongation* a aussi une influence non négligeable sur le TCs calculé du lot [figure 3]. Ces deux facteurs agissent en opposition et laissent supposer une interaction assez forte. Les autres paramètres Vol_{min} , $Surface_{min}$ et $Taux_{max}$ ont une influence quasi négligeable. On peut noter toutefois, que le réglage du critère *Elongation* a parfois des conséquences contrastées selon les lots, provoquant soit une augmentation, soit une diminution du TCs [figure 6].

Le Nombre de Betteraves Détectées dépend essentiellement du critère $Surface_{min}$ [figure 4], ce qui s'explique par l'action de ce paramètre dans l'élimination de composantes connexes.

Par ailleurs, on remarque, que l'influence des différents facteurs sur le Nombre de Betteraves Traitées est la même pour les trois lots. Dans les résultats [figure 5], on retrouve la nette prédominance de l'influence du critère *Elongation*. Ce critère est le seul à présenter un coefficient de corrélation R^2 suffisant de près de 0,60. Le critère *Compacité* a une action opposée mais avec une influence beaucoup moins marquée. En d'autres termes, le réglage du paramètre *Elongation* influence très fortement le nombre de betteraves analysées et indirectement la réponse fournie par le système sur les 3 lots observés, par une sélection des betteraves traitées.

Enfin, l'étude de la dispersion des réponses TCs fournies par le système montre qu'il faut un minimum de dix à quinze betteraves pour que la réponse du système ne soit pas trop sensible, aux variations paramétriques (échantillonnage suffisant).

En tout état de cause, l'influence sur le TCs des deux facteurs *Elongation* et *Compacité* mérite une étude plus poussée des conséquences conjuguées de ces deux critères sur le TCs sur un

plus grand nombre de lots, si l'on veut construire un modèle plus précis de leur influence. En effet, les courbes précédentes ne permettent pas d'analyser les dépendances entre les différents critères de rejet. Pour ce faire, un deuxième plan d'expériences a été établi afin de rechercher le réglage optimal, au sens d'un meilleur rapprochement entre la mesure fournie par la machine de vision et la mesure manuelle traditionnelle.

5. Plan d'ajustement des paramètres

Ce deuxième plan d'expériences vise l'optimisation des paramètres du système. L'objectif est de définir un jeu de paramètres unique quels que soient les sites industriels et les images pour garantir la reproductibilité. Nous avons donc opté pour un plan permettant de tester 600 images en réduisant fortement le nombre d'essais. Cet objectif justifie le choix d'un plan factoriel fractionnaire 2^{k-p} .

5.1. Facteurs et interactions

Le plan reprend les six facteurs étudiés précédemment, à savoir : Crc , *Compacité*, *Elongation*, $Surface_{min}$, Vol_{min} , $Taux_{max}$. La première analyse de la chaîne de traitements permet de tirer les remarques suivantes :

- i) Vol_{min} est proportionnel à $Surface_{min}$;
- ii) il existe une limite physique au $Taux_{max}$;
- iii) les facteurs *Elongation* et *Compacité* semblent agir en opposition, de façon corrélée.

En outre, une simulation sur la projection plane d'un modèle géométrique « théorique » de betteraves (demi sphère sur un

cône), exprime une loi de la forme: $Elongation = 1,73 \times Compacité - 0,7$, avec un coefficient de corrélation R^2 de l'ordre de 0,99; ce qui confirme l'interaction pressentie de ces deux facteurs. Ces considérations seront prises en compte dans le choix des modalités.

5.2. Modalités

Pour se ramener à un plan factoriel à 2 niveaux, il faut appliquer les règles suivantes. Deux niveaux ayant des valeurs trop proches donnent une mauvaise précision. À l'inverse, deux niveaux trop éloignés ne permettent pas de simuler les variations susceptibles d'agir de manière non contrôlée lors de la mise en œuvre de la méthode. Les modalités retenues sont données dans [tableau 7]. En s'appuyant sur les considérations précédentes, on a cherché, d'une part, à diminuer les valeurs extrêmes des critères *Taux_max* et *Compacité*, de la configuration initiale utilisée en production [tableau 9], et d'autre part, à affiner le seuil du facteur *Elongation* autour de sa position originale.

Tableau 7. Modalités du plan factoriel

Facteur	Niveau BAS	Niveau HAUT
<i>Surface_min</i>	1000	4000
<i>Vol_min</i>	0,1	0,5
<i>Taux_max</i>	0,2	0,4
<i>Compacité</i>	2	2,5
<i>Elongation</i>	1	1,4
<i>Crc</i>	0,7	0,9

Un plan complet à 2 niveaux sur 6 facteurs comporte 2^6 , soit 64 essais par image. On choisit de réduire le plan à 16 essais, en optant pour un plan factoriel fractionnaire 2^{6-2} . Parmi les 6 facteurs à mettre en jeu, on sélectionne 4 facteurs principaux (*Crc*, *Compacité*, *Elongation*, *Vol_min*) pour un test complet, notés respectivement 1, 2, 3 et 4. Les deux derniers facteurs, 5 et 6, sont codés au moyen des générateurs suivants: $w_1 = 1.2.3.5$ et $w_2 = 2.3.4.6$. La matrice des expériences est donc la même que celle du [tableau 3], avec les niveaux bas (-1) et niveau haut (+1) définis précédemment [tableau 7].

5.3. Estimateurs d'ajustement

Afin de rechercher le réglage optimal, au sens d'un meilleur rapprochement entre la mesure TC_S fournie par la machine de vision et la mesure traditionnelle TC_0 , il est nécessaire de définir un ou plusieurs estimateurs d'ajustement. Une étude préalable a permis de valider une relation de type linéaire entre le TC_S et le TC_0 , en recherchant une bande de confiance [Nadarya]. Le modèle statistique très complexe de cette expé-

rience ne permet pas d'obtenir des valeurs de R^2 significative. C'est pourquoi, il vaut mieux privilégier la droite de régression. Une méthode pour estimer les paramètres de la droite de régression est celle de Bartlett qui donne les formules suivantes :

$$\hat{a} = \frac{Y_3 - Y_1}{X_3 - X_1} \quad (7)$$

$$b = Y - \hat{a}X \quad (8)$$

où Y représente la réponse du système TC_S , et X la référence TC_0 .

Les images ont été séparées en trois ensembles de 200 lots en fonction de la gamme des mesures de référence TC_0 : faible, moyen, fort. Les points (X_1, Y_1) et (X_3, Y_3) représentent les moyennes sur un nuage de lots sélectionnés aux deux extrémités (faible, fort).

5.4. Résultats et analyse statistique

Les 16 combinaisons définies dans [tableaux 3 et 7] ont été appliquées aux trois ensembles de 200 images de la gamme du collet. Les résultats obtenus sont donnés [tableau 8]. La première ligne TC_0 indique les deux valeurs de référence. La ligne *Production* rappelle les résultats obtenus avec le réglage d'origine du système de vision, appliqué en production [tableau 9]. Les seize lignes suivantes donnent les résultats du plan fractionnaire appliqué. La colonne *Moyenne* correspond à la moyenne sur l'ensemble des lots. L'insuffisance d'équivalence entre la mesure fournie par le système TC_S et la mesure traditionnelle TC_0 , avec le réglage d'origine, est mise en évidence sur la ligne *Production*, avec une pente estimée de l'ordre de $\hat{a} = 0,17$. Le plan fractionnaire des 16 essais permet d'espérer améliorer d'un facteur 2 la pente. L'essai numéro 10 est celui qui permet d'obtenir le meilleur ajustement, avec une pente estimée $\hat{a} = 0,31$. La configuration optimale correspondante est déduite des [tableaux 3 et 7]. Elle est donnée en [tableau 9]. Cependant cette amélioration se fait au prix d'une forte dérive de la moyenne (introduction d'un biais).

L'analyse statistique des résultats a été effectuée au moyen du logiciel SAS [SAS]. Sans entrer dans les détails statistiques, l'analyse de la variance [Tourbier], montre que modèle qui a été défini est très explicatif, la valeur de R^2 qui mesure l'effet de corrélation entre les facteurs est très bonne $R^2 = 0,917$ (un modèle est jugé bon pour une valeur de R^2 supérieure à 0,64). Un test de Fisher-Snedecor teste la nullité des coefficients du modèle. Selon les résultats présentés [tableau 10], toute valeur supérieure à 0,05 en dernière colonne ($Pr > F$), rejette l'hypothèse du test, c'est-à-dire que le coefficient n'a pas d'influence sur le système. Le plan met donc encore une fois de plus en évidence la prépondérance du facteur *Crc* sur la réponse du système. Ceci ne veut pas dire pour autant que les autres facteurs doivent être écartés, bien au contraire, leur présence est obligatoire

avec les modalités retenues, car ils conditionnent la sélection des betteraves par le système. Le facteur *Crc* agit conjointement avec les autres facteurs, c'est justement le principe des plans 2^{k-p} , puisqu'on fait intervenir des interactions, qui par leur absence, peuvent perturber la réponse du système.

Tableau 8. Plan d'ajustement des paramètres

TCo	10,3610294	X1=7,38985507	X3=13,4208955			11,6773589	
Essai	Moyenne	Y1	Y3	a	b	Variance	R2
Production	10,5786765	10,062174	11,1074627	0,17281351	8,78815057	1,92391231	0,25636592
1	11,3352941	10,8811594	11,8029851	0,152846487	9,7516432	1,11030065	0,27048969
2	11,9720588	11,4289855	12,5313433	0,1827807	10,0782626	2,10499129	0,22614913
3	11,7933824	11,2101449	12,3940299	0,19629862	9,75952657	1,93484477	0,26794645
4	11,2191176	10,6855072	11,7686567	0,17959579	9,35832039	1,3519281	0,29216725
5	11,4066176	10,8681159	11,961194	0,18124204	9,52876352	2,44136329	0,18691859
6	10,9301471	10,442029	11,4328358	0,16428456	9,22798989	1,76523257	0,18091041
7	10,9264706	10,5028986	11,3656866	0,14256048	9,44939727	1,35499782	0,17684911
8	11,4294118	10,9333333	11,9402985	0,16696376	9,69949536	2,45646187	0,1506709
9	15,6823529	15,2173913	16,161194	0,15649086	14,0609465	1,29568627	0,15250407
10	19,3875	18,4608696	20,341791	0,31187346	16,1561699	3,75191667	0,37263316
11	19,5080882	18,7405797	20,3045455	0,25931939	16,8212724	2,99941558	0,34116437
12	15,5867647	15,1811594	16,0044776	0,13651346	14,1723447	1,14915686	0,12525661
13	18,7573529	18,0913043	19,4432836	0,22417015	16,4347194	3,27253813	0,24025049
14	15,4772059	15,1507246	15,8134328	0,1098829	14,338706	1,68962473	0,06043576
15	15,3169118	14,9072464	15,738806	0,13787996	13,8883335	1,61223039	0,08878398
16	18,3977941	17,5652174	19,2552239	0,28021807	15,4944465	4,03325436	0,26941193

Tableau 9. Configurations d'origine et optimale

Facteurs	Originale	Essai N°10
<i>Crc</i>	0,7	0,9
<i>Elongation</i>	1,25	1
<i>Compacité</i>	2,5	2
<i>Vol_min</i>	0,5	0,5
<i>Surface_min</i>	4500	1000
<i>Taux_max</i>	0,35	0,4

Tableau 10. Analyse de la variance

Facteurs	F Value	Pr > F
<i>Crc</i>	36,91	0,0037
<i>Elongation</i>	0,32	0,6032
<i>Compacité</i>	0,00	0,9809
<i>Vol_min</i>	0,13	0,7351
<i>Crc*Elong*Comp</i>	0,02	0,9965
<i>Elong*Comp*Vol_min</i>	1,04	0,4656

6. Conclusion

Le premier plan réalisé de type « carré latin » a permis de résoudre un problème de criblage: identifier les paramètres maîtrisables jouant un rôle important sur la réponse du système. Cette étude a permis de mettre en évidence les influences des seuils de réglages des critères de rejet sur le nombre de betteraves traitées et sur la mesure TC_S fournie par le système de vision. Elle a également permis d'évaluer la taille critique de l'échantillon pour une mesure fiable.

Avec seulement 16 essais, le second plan d'expériences de type factoriel fractionnaire 2^{k-p} a mis en évidence une nouvelle

configuration du logiciel qui laisse espérer une nette amélioration de l'ajustement de la mesure du système avec la référence, sur les 600 images testées. Les travaux à venir devront encore affiner la recherche pour faire tendre la pente vers 0,8 (équivalence estimée suffisante par l'interprofession) et vérifier cette hypothèse en production. Enfin, cette étude nous a permis de localiser le facteur prépondérant, ce qui va faciliter la recherche d'un réglage optimal du système dans les études à venir.

À travers ces deux exemples, il apparaît que les outils statistiques offerts par les plans d'expériences constituent un contexte séduisant pour l'analyse des paramétrages d'une chaîne de traitements d'image. L'efficacité d'un plan d'expériences repose sur une méthodologie rigoureuse, qui respecte un ensemble

d'étapes : bien appréhender le contexte expérimental, ses objectifs et ses contraintes, en déduire les réponses et les modalités pertinentes pour l'analyse recherchée, choisir les outils statistiques adéquats. Ces recommandations respectées, ils permettent alors de dégager des tendances, de choisir les paramètres les plus pertinents, de trouver la meilleure réponse à un problème donné à partir d'un minimum d'essais. La possibilité d'ajuster des modèles d'évolution de la réponse en fonction des paramètres facilite le meilleur choix du jeu de paramètres, au sens de la mesure, sur une base de données importante. Les nombreux problèmes de paramétrage qui se posent aux chercheurs et développeurs d'algorithmes en traitement d'images trouveraient, dans une telle approche, une source de solutions et un gain d'efficacité et de rigueur.

Références

- [Borsotti] M. BORSOTTI, P. CAMPADELLI, R. SCETTINI, "Quantitative evaluation of color image segmentation results", *Pattern Recognition Letters*, 19:741-747, 1998.
- [Box 61] G.E.P BOX, J.S. HUNTER, "The 2^{k-p} fractional factorial designs", *Technometrics*, 3, 311-351, 449-458, 1961.
- [Box 78] G.E.P BOX, W.G. HUNTER, J.S. HUNTER, *Statistics of Experimenters*, J.Wiley & Sons Ed., New-York, 1978.
- [Box 87] G.E.P. BOX and N.R. DRAPPER, *Empirical model Building and Response Surfaces*, J.Wiley & Sons Ed., New-York, 1987.
- [Clouard] R. CLOUARD, A. ELMOATAZ, M. REVENU, « Une méthodologie de développement d'applications de traitement d'images », 13^e Congrès Reconnaissance des Formes et Intelligence Artificielle, Vol. III, pp. 1033-1042, Angers, janvier 2002.
- [Cocquerez] J.P. COCQUEREZ et S. PHILIPP, *Analyse d'images : filtrage et segmentation*, Ouvrage collectif, Masson, 1995.
- [Collombier] D. Collombier, *Plans d'expérience factoriels*, Springer, New-York, 1996.
- [Cornell] J. A. CORNELL, *Experiments with mixtures designs: Models and the analysis of mixtures data*, J.Wiley & Sons Ed., New-York, 1990.
- [Crevier] D. CREVIER, R. LEPAGE, "Knowledge-base image understanding system: a survey", *Computer Vision and Image Understanding*, Vol. 67, N°2, pp.161-179, 1997.
- [Dagnelie] P. DAGNELIE, A. KOBISLSKY, D. MATHIER, R. PHAN-TAN-LUU, J.P. GAUCHY, G. SAPORTA, *Plans d'expériences – Applications à l'entreprise*, Fine J. et Saporta G. Ed. Technip, Paris, 1998.
- [Demigny] D. DEMIGNY, T. KAMLEH, "A discrete expression of Canny's criteria for step edge detection performance evaluation", *IEEE Trans. on PAMI*, 19(11):1199-1211, 1997.
- [Driouchi] D. DRIOUCHI, *Algorithme de construction des plans factoriels fractionnaires 2^{k-p}* , Rapport interne, Laboratoire de Statistiques Appliquées, Université Paris 6, 2002.
- [Fries] A. FRIES, W.G. HUNTER, "Minimum aberration 2^{k-p} designs", *Technometrics*, Vol 22, pp 601-608, 1980.
- [Fujii] Y. FUJII, "An upper Bound of resolution in symmetrical fractional factorial designs", *Ann. statist.*, Vol 4, pp. 662-667, 1976.
- [Gauchi] J.P. GAUCHI, *Contribution à l'étude et au calcul de critères de plan d'expériences pour des modèles de régression non-linéaire*, Thèse du CNAM, 1999
- [Hoover] A. HOOVER, G. JEAN-BATISTE, X. JIANG, P.J. FLYNN, H. BUNKE, D.B. GOLDOF, K. BOWYER, D.W. EGGERT, A. Fitzgibbon, and R.B. Fisher, "An experimental comparison of range image segmentation algorithms", *IEEE Trans. on PAMI*, 18(7):673-688, 1996.
- [Jourdan] A. JOURDAN, *Analyse statistique et échantillonnage d'expériences simulés*, Thèse de l'Université de Pau, 2000
- [SAS] SAS institute, *Statistic and graphics guide version 8.1*, USA, 2001.
- [Khuri] A.I. KHURI and J.A. CORNELL, *Response Surface: Designs and Analysis*, Marcel Dekker Ed., New York, 1987.
- [Letournel] V. LETOURNEL, « Contribution à l'évaluation d'algorithmes de traitement d'images », PhD Thesis, ENST, décembre 2002.
- [Lewis] G. LEWIS, D. MATHIEU, R. PHAN-TAN-LUU, *Pharmaceutical Experimental Design*, Marcel Dekker Inc., N-Y, 1999.
- [Montgomery] D.C. MONTGOMERY, *Design and analysis of experiments*, J.Wiley & Sons Ed., New-York, 1996.
- [Myers] R.H. MYERS, *Response Surface Methodology*, Allyn and Bacon Ed., Boston, 1971.
- [Nadaraya] E.A. NADARAYA, *Non parametrics estimation of probability of densities and regression curves*, Kluwer, Dordrecht, 1989.
- [Rousselle] J.J. ROUSSELLE, N. VINCENT, "Design Experiments to set active contour", 6th International Conference on Quality Control by Artificial Vision, Gattlinburg, (Tennessee) USA, May19-23, 2003.
- [Tagushi] G. TAGUSHI, "Linear Graphs for Orthogonal Arrays and their Applications to Experimental Designs with the Aids of Various Techniques", *Rep. Stat. Appl. Res. JUSE*, 6, 4: 134-275, 1960.
- [Tourbier] S. TOURBIER, Y. TOURBIER, *Plans d'expérience constructions et Analyse*, 1994.
- [Treuillet] S. TREUILLET, « Analyse de l'influence des paramètres d'une chaîne de traitements d'images par un plan d'expériences », *GRETSI*, Paris, 8-11 septembre 2003.
- [Wilson] D.L. WILSON, A.J. BADDELEY, R.A. OWENS, "A new metric for grey-scale image comparison", *Int. Journal of Computer Vision*, 24:5-17, 1997.
- [Zhang 96] Y.J. ZHANG, "A survey on evaluation methods for image segmentation", *Pattern Recognition*, 29(8):1335-1346, 1996.
- [Zhang 00] Y.J. ZHANG, H. Luo, "Optimal selection of segmentation algorithms based on performance evaluation", *Optical Engineering*, 39(6):1450-1455, 2000.



Sylvie **Treuillet**

Sylvie Treuillet est née en 1964. Après un diplôme d'ingénieur et deux années au service d'une société privée, consacrées au développement d'un système de classification des chromosomes par analyse d'image, elle opte pour la recherche académique. Elle soutient sa thèse en traitement des images au LASMEA à Clermont-Ferrand, en 1993, et rejoint l'Université d'Orléans en 1994. Elle est actuellement Maître de Conférences à Polytech'Orléans. Ses activités de recherche au sein de l'équipe SIV du Laboratoire Vision & Robotique concernent l'analyse d'images, la reconstruction 3D et le suivi d'objet.



Driss **Driouchi**

Après une double maîtrise de mathématiques pures et d'ingénierie mathématique à l'Université Paul Sabatier de Toulouse, Driss Driouchi a obtenu un DEA de Statistiques de l'Université Pierre et Marie Curie (Paris 6), en 2000. Il termine actuellement une thèse au Laboratoire de Statistique Appliquée (LSTA) de Paris 6, sous la direction de Paul Deheuvels sur les aspects théoriques et applicatifs des plans factoriels fractionnaires 2^{k-p} .



Pierre **Ribereau**

Pierre Ribereau est né en 1975. Il est actuellement doctorant au Laboratoire de Statistique Appliquée (LSTA) de l'Université Pierre et Marie Curie (Paris 6), sous la direction de Paul Deheuvels. Il est titulaire d'une maîtrise d'ingénierie mathématique de l'Université de Montpellier, et d'un DEA de Statistiques, obtenu en 2000 à l'Université Paris 6. Son thème de recherche concerne la statistique appliquée et la régression non paramétrique.

