

# Evaluation locale de la performance basée sur un critère Mission/Qualité

Abdellah LAMALLEM, Didier COQUIN, Lionel VALET

Laboratoire d'Informatique de Traitement de l'Information et de la Connaissance  
Polytech Annecy-Chambéry, BP 80439, 74944 Annecy-le-Vieux Cedex, France

Abdellah.Lamallem@univ-savoie.fr,Didier.Coquin@univ-savoie.fr,Lionel.Valet@univ-savoie.fr

**Résumé** – La mise au point d'une chaîne de traitement d'images reste une tâche délicate et nécessite de nombreux réglages difficiles à réaliser par un non spécialiste. Afin d'agir localement, la chaîne de traitement a été découpée en quatre sous-systèmes. Nous proposons une méthode pour guider l'utilisateur vers le sous-système nécessitant le réglage de ses paramètres. Pour évaluer localement la performance, un critère de mission/qualité est défini pour chaque sous-système. Une mesure basée sur un critère de séparabilité entre régions calculée par la distance de Manhattan permet un réglage macroscopique. Ce même critère calculé par la distance EMD (Earth Mover's Distance) permet un réglage plus fin. Nous illustrons notre approche pour le réglage des paramètres d'une chaîne de traitements d'images tomographiques 3D en vue du contrôle de la qualité de pièces industrielles.

**Abstract** – The development of an image processing chain remains a delicate task and requires many adjustments difficult to achieve for a non-specialist. The processing chain is cut into four sub-systems and a method is proposed to guide the user to the sub-system which requires the tuning of its parameters to improve the quality of the final result. To evaluate local performance, we developed a test mission/quality associated with each sub-systems. A measure based on a criterion of separability between regions by calculating the Manhattan distance allows a macroscopic adjustment. This same criterion calculated with the Earth Mover's Distance(EMD) allows then a finer adjustment. The feasibility of this approach is used on 3D tomographic images for the quality control of industrial parts.

## 1 Introduction

De nombreuses applications de traitements d'images font appel à l'utilisateur pour le réglage de certains paramètres. De tels systèmes sont appelés des systèmes coopératifs. Le contexte applicatif de cette étude est l'interprétation d'images 3D, celles-ci devant être segmentées en un certain nombre ( $\leq 10$ ) de régions connu à l'avance. La difficulté de ce travail réside dans le fait qu'en général nous n'avons pas de vérité terrain complète ce qui complique la tâche d'**évaluation de la performance** de la chaîne complète de traitements d'images. A chaque étape de traitement, les paramètres de réglage ont une influence notable sur le comportement des algorithmes et sur la qualité finale des résultats. Lorsque la vérité terrain est disponible, on peut directement comparer les résultats en définissant une métrique pour mesurer les écarts avec cette référence. Parfois cette vérité terrain n'est pas disponible ou reste controversée et on préfère se baser sur l'avis d'experts proche de l'application pour une simple appréciation visuelle ou sur des critères quantitatifs mais empiriques [1, 2]. Notre application étant orientée contrôle de qualité de pièces industrielles à partir d'images tomographiques 3D, nous utilisons des pointés de référence réalisés par l'utilisateur (approche supervisée [3]) comme unique infor-

mation pour quantifier la performance. En général, l'évaluation de tels systèmes est réalisée en fin de chaîne par une évaluation globale. Mais, celle-ci ne permet pas de savoir précisément l'endroit de la chaîne qui nécessite un ajustement de ses paramètres. Afin de guider l'utilisateur, nous avons décomposé le système en 4 sous-systèmes. Ce système est complexe car de nombreux paramètres doivent être réglés pour chacun de ces sous-systèmes et l'utilisateur n'a pas forcément les compétences pour effectuer ces réglages. De plus, chaque sortie de sous-système constitue l'entrée d'un autre, donc un réglage influe sur les sous-systèmes suivants. Pour guider l'utilisateur nous devons évaluer localement la performance associée à chaque sous-système. Pour ce faire nous avons défini un critère de **mission/qualité** associé à chacun de ces sous-systèmes. La **mission** est clairement définie et un **degré de réalisation** de cette mission est calculé en sortie de chaque sous-système de façon macroscopique en utilisant la distance de Manhattan et plus finement en utilisant la distance EMD (Earth Mover's Distance).

Dans la section 2, nous présentons la chaîne de traitements et donnons la définition des missions associées à chaque sous-système. Deux mesures (la distance de Manhattan et l'EMD) sont proposées pour quantifier le degré de réalisation de ces missions. Dans la section 3, nous

appliquons notre démarche d'évaluation locale à l'analyse d'images tomographiques 3D pour lesquelles la vérité terrain n'est connue qu'en des zones pointées par l'expert. Cette connaissance partielle et très locale servira à l'évaluation du système d'interprétation d'images. Nous montrons sur un exemple comment nous pouvons guider l'utilisateur vers les sous-systèmes qui nécessitent un réglage.

## 2 Critères et mesures

### 2.1 Le système de fusion d'information

Le contexte applicatif est l'analyse d'images tomographiques 3D pour le contrôle de qualité de pièces industrielles. La plupart des méthodes d'évaluation de la performance de tels systèmes se basent sur une évaluation globale en sortie de la chaîne de traitements. Mais ce type d'évaluation ne permet pas de guider l'utilisateur vers l'endroit de la chaîne qui nécessite un ajustement. Pour ce faire, le système d'interprétation d'images est décomposé en 4 sous-systèmes (un bloc extraction d'attributs, un bloc de représentation des attributs dans un espace commensurable (*carte de similarité associée à chaque région*), un bloc agrégation (*intégrale de Choquet*), et un bloc interprétation) [4]. En associant une mission à chacun de ces sous-systèmes et en mesurant le degré de réalisation de cette mission, nous montrons comment la méthode développée permet de guider l'utilisateur vers le sous-système qui nécessite un réglage.

### 2.2 Définition des missions

Nous avons défini une mission associée à chaque sous-système :

**Bloc extraction** : il extrait l'information à partir des données brutes d'origine. La sortie de ce sous-système doit contenir moins d'informations que l'image originale, mais cette information doit permettre une meilleure **séparabilité** entre les régions recherchées.

**Bloc représentation** : il consiste à représenter les informations extraites dans un espace commensurable afin de comparer les attributs entre eux. L'objectif est de préserver la **séparabilité** durant cette transformation. Des résultats sont présentés dans [5].

**Bloc agrégation** : cette étape agrège les différentes informations d'entrée pour construire une information en sortie de meilleure qualité, en réduisant la dimensionnalité et en augmentant sa robustesse.

**Bloc interprétation** : C'est l'étape finale de la chaîne. Sa mission est de prendre une décision donc d'associer une région  $R_i$  au voxel traité. Il génère en sortie une image 3D segmentée en régions que l'utilisateur devra interpréter.

Afin d'aider l'utilisateur à régler ce système, une évaluation de la performance locale est réalisée en sortie de chaque sous-système. Une mesure basée sur la **séparabili-**

**té** d'une région par rapport aux autres permet d'évaluer le degré de réalisation de la mission associée à chaque sous-système.

### 2.3 Mesures associées

Puisque l'utilisateur doit interpréter le résultat (image 3D), il visualise en sortie de la chaîne de traitements une image segmentée en régions. De façon à évaluer le résultat, nous avons défini une mesure basée sur la **séparabilité** des régions en tous points de la chaîne. La **séparabilité** est calculée à partir de la distribution des valeurs représentant les régions recherchées. Cette distribution est calculée à partir des régions de référence pointées par l'utilisateur. Cela revient à faire une comparaison d'histogrammes normalisés. Pour ce faire, nous avons testé deux types de distance : la distance de Manhattan et l'EMD (Earth Mover's Distance), qui ont des comportements différents mais bien utiles pour l'ajustement des paramètres de notre chaîne de traitements.

**La distance de Manhattan** : La mesure de séparabilité entre les régions est réalisée en comparant deux histogrammes normalisés  $H = \{h_i\}$  et  $K = \{k_j\}$ , avec  $i \in \{0, 1, \dots, N\}$ ,  $\sum_{i=1}^N h_i = 1$ ,  $N$  étant le nombre de bins sur lequel est calculé l'histogramme, de même pour  $k_j$ . Afin de mesurer la **séparabilité**, l'évaluation de la surface de chevauchement entre les deux histogrammes calculée par la distance de Manhattan est intéressante. L'expression de cette distance est donnée par :

$$D_{Man.}(H, K) = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N |h_i - k_i|$$

Dès qu'il n'y a plus de chevauchement cette distance donne la valeur 1, mais les histogrammes ne sont pas forcément éloignés. Lorsque les deux histogrammes sont complètement superposés cette distance vaut 0.

**L'EMD (Earth Mover's Distance)** : Pour évaluer la dissimilarité entre deux distributions, on peut calculer l'EMD entre deux histogrammes  $H$  et  $K$  qui représente le minimum de travail requis pour transformer un histogramme  $H = \{h_i\}_{i=1}^M$  en un autre  $K = \{k_j\}_{j=1}^N$ . Le problème est formalisé de la façon suivante :

$$D_{EMD}(H, K) = \min_{F=[f_{ij}]} \frac{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N f_{ij} d_{ij}}{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N f_{ij}}$$

assujettis à quatre contraintes sur les valeurs de  $f_{ij}$  [6]. Nous avons utilisé la distance  $L_1$  comme distance  $d_{ij}$ , conformément à ce qui est préconisé dans Ling [7]. Dans [8] nous avons montré comment borner cette distance notée EMD-L1 ce qui permet de la normaliser.

Lorsque la distance de Manhattan vaut 1, nous ne savons pas dire si les histogrammes sont éloignés ou non. Ce n'est pas le cas de l'EMD-L1 pour laquelle, plus la valeur de  $D_{EMD-L1}(H, K)$  est proche de 1, plus les histogrammes sont éloignés. Nous allons nous servir de cette

différence pour le réglage de la chaîne de traitements. Nous proposons de faire le réglage de la chaîne en deux temps : tout d’abord la distance de Manhattan permet d’évaluer de façon macroscopique la mission de chaque sous-système puis dans un deuxième temps la distance de l’EMD-L1 sera utilisée pour affiner les réglages.

### 3 Résultats

Dans cette section, nous proposons une façon de régler une chaîne de traitements d’images tomographiques 3D, pour lesquelles la vérité terrain n’est connu que par les pointés de référence réalisés par l’expert.

#### 3.1 Images tomographiques

Les images tomographiques tridimensionnelles mise à notre disposition sont issues d’une application industrielles de contrôle de qualité non-destructif des pièces isolantes fabriquées par Schneider Electric. Trois régions sont recherchées dans cette application, les régions orientées (notées  $R_1$ ) contenant des fibres de verre orientées dans une même direction, les régions non orientées (notées  $R_2$ ) contenant des fibres de verre qui s’enchevêtrent dans toutes les directions et les régions de manque de renfort (notées  $R_3$ ) principalement composées de la résine avec très peu de fibres.

Les régions recherchées sont complexes (bruit, résolution, organisation, . . .) et un attribut ne peut pas séparer simultanément toutes les régions (concurrence entre régions). Pour améliorer la détection globale plusieurs actions peuvent être envisager (ajout/suppression d’information, ajustement, . . .).

Nous présentons les résultats sur une coupe d’une image 3D (Fig. 1(c)). Différents attributs (liés à l’orientation, la texture et l’homogénéité, . . .) sont calculés à partir de l’image originale. Ces attributs nécessitent différents paramètres de réglage (taille de la fenêtre, coefficient de Deriche, gradient, taille de la matrice de coocurrence, . . .). Davantage de détails sur ces attributs sont donnés dans [9]. Dans un premier temps, deux attributs  $A_1$  et  $A_2$  sont calculés et la distance de Manhattan est utilisée pour évaluer la **séparabilité** entre les trois régions en sortie de chaque sous-système (*Extraction=Ext*, *Représentation=Rep*, *Agrégation=Agr*). Ensuite le taux de détection est calculé en sortie du sous-système *Interprétation=Int* et en sortie *Globale* du système.

Nous proposons un exemple de lecture du tableau 1. Le taux de détection global en utilisant le paramétrage initial est de 65,35%.

La région  $R_2$  n’est pas détectée (table 1 : taux de détection  $T_{R_2} = 0.0\%$ ) et l’attribut  $A_1$  présente une faible séparabilité (**0.49**). Nous ajustons ses paramètres pour augmenter la séparabilité de cette région (après l’ajustement  $A_1$  devient  $A'_1$ ).

	Séparabilité			Taux de détection	
	Ext	Rep	Agr	Int	Global
$R_1$	$A_1 : 0.60$ $A_2 : 0.56$	0.59 0.56	0.70	99.20%	65.35%
$R_2$	$A_1 : \mathbf{0.49}$ $A_2 : 0.54$	0.47 0.54	0.62	0.00%	
$R_3$	$A_1 : 0.86$ $A_2 : 0.93$	0.86 0.93	0.92	50.96%	

TABLE 1 – Résultats de l’évaluation locale avec les paramètres initiaux (Distance de Manhattan) : 1<sup>ère</sup> étape.

	Séparabilité			Taux de détection	
	Ext	Rep	Agr	Int	Global
				<b>93.27%</b>	<b>73.91%</b>
$R_2$	$A'_1 : \mathbf{0.75}$ $A_2 : 0.54$	<b>0.73</b> 0.54	<b>0.75</b>	<b>07.11%</b>	
				<b>85.65%</b>	

TABLE 2 – Résultats de l’évaluation locale après l’ajustement des paramètres (Distance de Manhattan) : 2<sup>ème</sup> étape

Le taux de détection globale a augmenté (73.91%) celui de la région  $R_2$  aussi (table 2 :  $T_{R_2} = 07.11\%$ ) mais n’est pas suffisant. Or cette mesure de séparabilité calculée avec la distance de Manhattan est devenue importante (0.75). Nous allons affiner le réglage en utilisant la distance EMD-L1. Après le réglage  $A'_1$  devient  $A''_1$  (table 3).

	Séparabilité		
	Ext	Rep	Agr
$R_2$	$A'_1 : 0.08$ $A''_1 : \mathbf{0.28}$	0.35 <b>0.57</b>	0.32 <b>0.54</b>

TABLE 3 – La séparabilité mesurée avec l’EMD-L1 avant et après le réglage des paramètres : 3<sup>ème</sup> étape

Les taux de détection après l’ajustement de  $A''_1$  sont devenus  $T_{R_1} = 96.62\%$ ,  $T_{R_2} = 37.21\%$ ,  $T_{R_3} = 93.27\%$  et  $T_{Global} = 81.94\%$ .

Le taux de détection de la région  $R_2$  n’est toujours pas suffisant alors nous décidons d’ajouter un troisième attribut noté  $A_3$  à cette région (table 4).

Le taux de détection de la région  $R_2$  n’a pas augmenté de manière significative (+0.12%) et le taux globale a légèrement baissé. Nous voyons que la région  $R_1$  est sur-détectée (par rapport à la région  $R_2$ ), donc il est inutile de continuer à agir sur cette région  $R_2$ . Il est préférable d’ajouter de l’information à la région  $R_1$ . Alors nous ajoutons un attribut  $A_4$  à la région  $R_1$  (table 5), ce qui a pour effet d’augmenter significativement le taux globale 89.12%, le taux de détection de la région  $R_2$  étant passé à  $T_{R_2} = 71.08\%$ .

Séparabilité				Taux de détection	
Ext	Rep	Agr	Int	Global	
			<b>96.44%</b>	<b>81.84%</b>	
$R_2$	$A_1 : 0.28$	0.57	<b>37.33%</b>		
	$A_2 : 0.15$	0.28			
	$A_3 : 0.32$	0.55			
			<b>86.71%</b>		

TABLE 4 – Résultats de l'évaluation locale après l'ajout de l'attribut  $A_3$  (Distance EMD-L1) : 4<sup>ème</sup> étape

Séparabilité				Taux de détection	
Ext	Rep	Agr	Int	Global	
$R_1$	$A_1 : 0.27$	0.32	0.34	<b>97.99%</b>	<b>89.12%</b>
	$A_2 : 0.10$	0.38			
	$A_4 : 0.16$	0.38			
				<b>71.08%</b>	
			<b>85.97%</b>		

TABLE 5 – Résultats de l'évaluation locale après l'ajout de  $A_4$  à la région  $R_1$  (Distance EMD-L1) : 5<sup>ème</sup> étape

La Figure 1 illustre le résultat de ces différentes étapes d'ajustements sur une coupe d'une image tomographique 3D. Nous notons une meilleure détection des régions non-orientées  $R_2$  (zone en gris-clair) au fur et à mesure des étapes d'ajustement.

## 4 Conclusion

Nous avons proposé une méthode permettant de localiser l'endroit de la chaîne de traitements qui nécessitait un réglage. Cette méthode est basée sur la définition d'un critère de **mission/qualité** et d'une mesure associée à ce critère (*basé sur la séparabilité entre régions*). En effet, dans le cadre de notre application, une séparabilité faible est synonyme d'une mauvaise détection. Pour ce faire, nous avons décomposé la chaîne en sous-systèmes et avons calculé en sortie de chaque sous-système le degré de réalisation de ce critère de façon macroscopique en utilisant la distance de Manhattan. Un ajustement plus fin peut-être réalisé en calculant ce critère à l'aide de l'EMD-L1. Cette démarche permet de guider l'utilisateur et d'affiner les réglages pour converger en quelques étapes vers un résultat de bonne qualité.

## Références

[1] J. Blanc-Talon and V. Ropert. Evaluation des chaînes de traitement d'images. *Revue Scientifique et Technique de la Défense*, (46) :29–38, 2000.

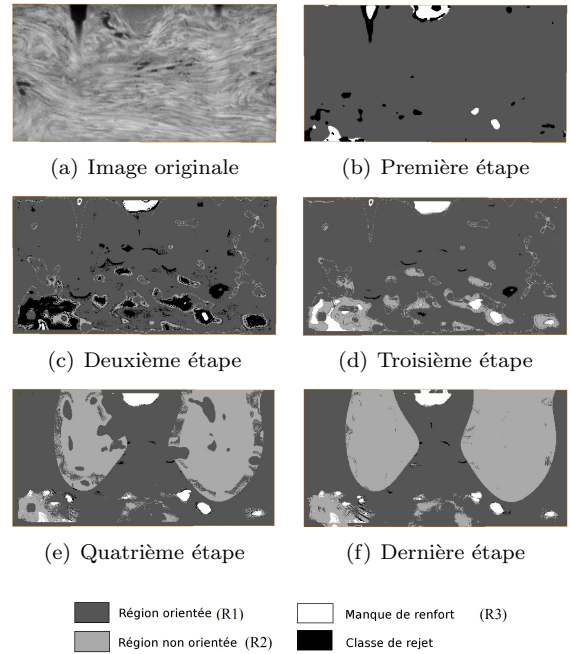


FIGURE 1 – Résultats obtenus sur l'image tomographique

- [2] H. Zhang, Jason E. Fritts, and Sally A. Goldman. Image segmentation evaluation : A survey of unsupervised methods. *Computer Vision and Image Understanding*, 110(2) :260–280, 2008.
- [3] A.C. Sobieranski, E. Comunello, and A. von Wangenheim. Learning a nonlinear distance metric for supervised region-merging image segmentation. *Computer Vision and Image Understanding*, 115(2) :127–139, 2011.
- [4] S. Jullien, L. Valet, G. Mauris, Ph. Bolon, and S. Teyssier. An attribute fusion system based on the choquet integral to evaluate the quality of composite parts. *IEEE transactions on Instrumentation and Measurement*, 57 :755–762, 2008.
- [5] A. Lamallem, L. Valet, and D. Coquin. Performance evaluation of a fusion system devoted to image interpretation. In *13th International Conference on Information Processing and Management of Uncertainty, IPMU 2010, Dortmund, Germany, LNAI 6178*, pages 464–473, June 2010.
- [6] Y. Rubner, C. Tomasi, and L. Guibas. The earth mover's distance as a metric for image retrieval. *International Journal of Computer Vision*, 40(2) :99–121, 2000.
- [7] Haibin Ling and Kazunori Okada. An efficient earth mover's distance algorithm for robust histogram comparison. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 29(5) :840–853, 2007.
- [8] A. Lamallem, L. Valet, and D. Coquin. A separability index based on earth mover's distance for local evaluation of a fusion system. In *IEEE International Symposium on Optomechatronic Technologies, ISOT 2010, Toronto, Canada*, October 2010.
- [9] A. Lamallem, L. Valet, and D. Coquin. Local versus global evaluation of a cooperative fusion system for 3D image interpretation. In *IEEE International Symposium of Optomechatronic Technologies. Istanbul, Turkey*, pages 360–365, September 2009.