

Extraction et classification de motifs de tessons de céramique

T. Debrouetelle¹, A. Chetouani¹, S. Treuillet¹, M. Exbrayat²,
L. Martin², S. Jesset³

¹Laboratoire PRISME, Université d'Orléans, 12 rue de Blois, F-45067 Orléans cedex 2

²LIFO, Université d'Orléans, Bâtiment IIIA, rue Léonard de Vinci, B.P. 6759, F-45067 Orléans cedex 2

³Service Archéologique Municipal d'Orléans, 13 bis rue de la Tour Neuve, 45000 Orléans

{teddy.debrouetelle, aladine.chetouani, sylvie.treuillet} @univ-orleans.fr
{matthieu.exbrayat, lionel.martin} @univ-orleans.fr
sjjesset@ville-orleans.fr

Résumé

De nombreux objets contribuant à la connaissance des populations anciennes sont découverts chaque jour. A l'échelle du seul département du Loiret et pour la seule période médiévale, ce sont des millions de tessons de céramique qui ont été collectés lors des fouilles et stockés dans des réserves en attendant leur classement. L'enregistrement de ce patrimoine est ainsi un travail long et fastidieux pour l'archéologue. Dans le cadre du projet ARCADIA, nous proposons de développer une chaîne de traitement pour extraire et classer automatiquement les motifs présents sur des tessons de céramique. Nous présentons ainsi dans cet article la méthode d'extraction de motifs incrustés développée et les premiers résultats de classification. Les motifs sont ici extraits à partir d'une numérisation en 3 dimensions et sont ensuite classés en utilisant un classifieur de type SVM (Support Vector Machine). Les résultats évalués sont d'abord en termes de qualité extraction de motifs, puis l'étape de classification est comparée à la vérité terrain (modèles d'encre effectués par l'archéologue).

Mots Clef

Reconnaissance de motifs, classification, patrimoine céramique archéologique, gravure à la molette en bois.

Abstract

Many objects contribute to the knowledge of the ancient populations are discovered every day. On the department of Loiret and the only medieval period, there are millions of ceramic fragments that were collected during excavations and stored in reserve pending classification. Registering this heritage is thus a long and tedious work for the archaeologist. Under the ARCADIA project, we propose to develop a processing to automatically extract and classify

patterns on ceramic shards. We thus present in this paper the extraction method of incusted patterns developed and the first classification results. The patterns are excerpts from a scan in 3 dimensions and are then classified using a type of classifier SVM (Support Vector Machine). The results are evaluated in terms of pattern extraction quality and the classification stage is compared with the ground truth (inking models made by archaeologist).

Keywords

Pattern recognition, classification, archaeological ceramic heritage, carved wood wheel decoration.

1 Introduction

Depuis les années soixante-dix, plusieurs campagnes de fouilles archéologiques ont été menées sur le site de La Médecinerie à Saran (Loiret, France), qui est une région riche de plusieurs ateliers de potiers datant du haut Moyen-Âge (VIe-XIe siècles). Ces fouilles ont permis d'extraire beaucoup d'objets réalisés en céramiques. La plupart de ces tessons (fragments de poterie, voir Fig. 1) présentent des motifs en relief réalisés avec une molette, un processus qui est commun dès la fin de l'antiquité [1]. La molette est un cylindre, ici en bois, entaillé de motifs géométriques et destiné à la décoration répétée de séries de céramiques (Fig. 1). Celles utilisées à Saran permettent de réaliser une gravure de 1,5 à 3 cm de haut et de 2 à 3 mm de profondeur. Les décors sont constitués de formes simples répétées.

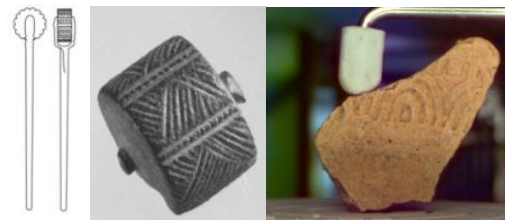


Fig. 1. Molette et tesson

Le motif est incrusté par un passage de la molette sur la poterie encore humide. Chaque potier possède ses propres molettes. Un motif donné correspond donc à un potier spécifique. L'analyse de ce modèle permet à l'archéologue de préciser la chronologie de la céramique et d'établir une carte de diffusion de la production. Comme une molette se détériore rapidement, sa durée de vie est relativement courte et permet ainsi de dater les productions. La similarité des décors observés sur plusieurs vases permet d'associer un lot au même atelier ou au même potier.

Actuellement, pour obtenir le motif du tesson, l'archéologue opère en trois étapes: le moulage avec de la pâte à modeler (Fig. 2a), l'encrage de cette pâte pour obtenir le négatif du décor (Fig. 2b-2c), la numérisation et la vectorisation du motif pour obtenir une version numérique (Fig. 2d). Si cette méthode a prouvé son efficacité, elle atteint ses limites face à l'augmentation perpétuelle de la taille du corpus (environ 38.000 fragments actuellement).

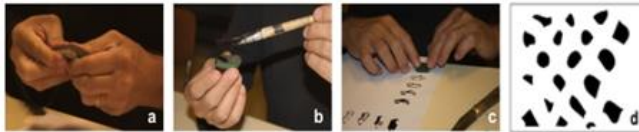


Fig. 2. Différentes étapes de l'extraction manuelle de motifs

Le projet ARCADIA (Automatic Recognition of Ceramics Achieved by Digital Image Analysis), financé par la région Centre-Val de Loire, propose de développer une méthode d'extraction et de classification automatique des motifs afin de faciliter l'interprétation archéologique de ce patrimoine céramique.

Dans cet article, nous présentons les méthodes d'extraction de motifs et de classification automatique proposées. L'étape d'extraction de motifs repose sur une analyse locale de la carte de profondeur et l'utilisation du descripteur Features from Accelerated Segment Test [2] (FAST). L'étape de classification est ici réalisée par un Séparateur à Vastes Marges [3] (SVM), dont les entrées sont des caractéristiques extraites de la (des) région(s) détectée(s) comme motif(s). Les résultats de l'extraction de motifs et de la classification sont comparés à la vérité terrain.

L'organisation de cet article est la suivante: la section 2 présente notre méthode d'extraction de motifs et de classification automatique. Les résultats obtenus sont présentés dans la section 3 et suivis en section 4 par la conclusion et les perspectives.

2 Méthode proposée

La figure 3 présente l'organigramme de la méthode proposée. Le tesson est d'abord numérisé en utilisant un scanner 3D. Après l'obtention de la carte de profondeur via

les coordonnées (X, Y, Z), la carte des variances locales est calculée. A partir de cette carte, nous appliquons notre méthode d'extraction de motifs en analysant uniquement les régions les plus saillantes qui sont ensuite classées. Toutes ces étapes sont présentées dans cette section.

2.1. Extraction de motifs

Pour que la numérisation soit effectuée en temps raisonnable, un seul scan est effectué par tesson. Le nuage de points 3D résultant peut donc contenir des informations manquantes (occlusions, éclairage, ...). Ce nuage de points est ensuite projeté en 2 dimensions afin d'obtenir la carte des profondeurs (voir Fig. 4). Afin d'améliorer la qualité de la carte de profondeurs et d'atténuer le bruit, un filtrage de type passe-bas est appliqué. Afin de combler les données manquantes qui apparaissent sous forme de taches noires, une méthode d'"inpainting" [4] est utilisée. Ce type de méthode a été initialement développé pour combler les informations manquantes dans les images. Ces taches noires sont ici détectées automatiquement à partir de la carte des profondeurs. Un exemple de la carte des profondeurs obtenue est présenté par la figure 5.

Les tessons étudiés présentent une légère courbure dont la profondeur totale est souvent supérieure à celle du motif. Afin de gommer cet effet et ainsi différencier les variations de profondeurs dues à la courbure du tesson de celles liées au motif, la carte des variances locales de profondeur est calculée. Comme le montre la figure 6, les valeurs de profondeurs les plus élevées sont localisées essentiellement sur le contour du motif.

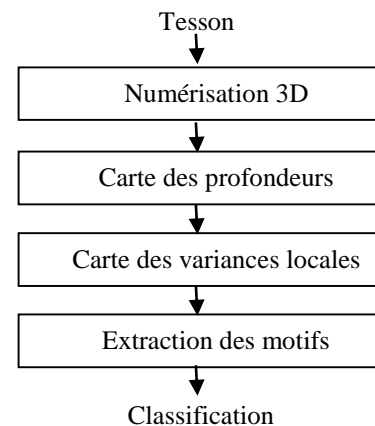


Fig. 3. Organigramme de la méthode proposée (extraction de motifs et classification)

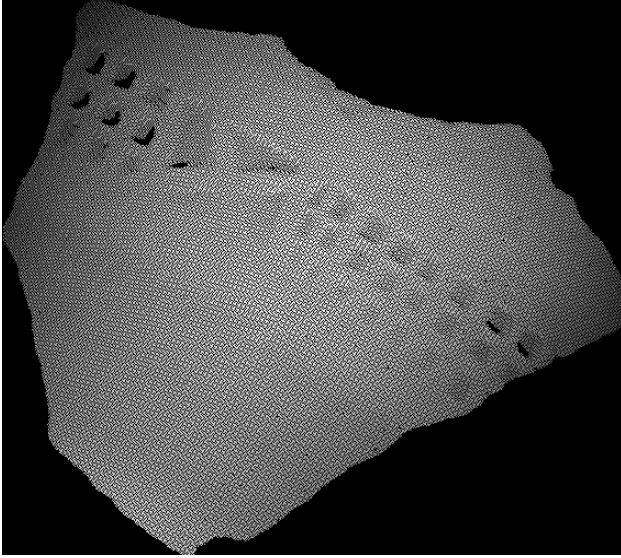


Fig. 4. Carte des profondeurs

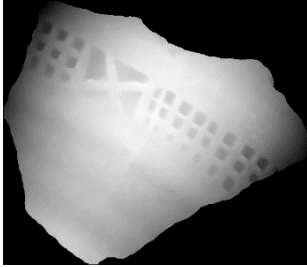


Fig. 5. Carte des profondeurs après prétraitements

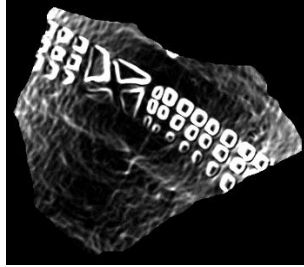


Fig. 6. Carte des variances locales

Afin de détecter les motifs incrustés, nous proposons d'appliquer une méthode de détection de points d'intérêts qui vise à mettre l'accent sur les zones les plus saillantes (motif). Une méthode de partitionnement de données permet ensuite d'isoler une zone d'intérêt à partir des points détectés. Pour ce faire, nous utilisons le détecteur de coin FAST (Features from Accelerated Segment Test). Le nombre de points FAST nécessaires est ici déterminé automatiquement.

Afin de regrouper les points détectés en une seule région, la méthode de clustering par densité DBSCAN [5] est utilisée pour extraire la ou les régions d'intérêts. L'un des principaux avantages de cette méthode est que le nombre de clusters n'est pas fixé, ce qui est avantageux dans notre cas. En effet, le nombre de motifs diffère d'un tessou à l'autre. DBSCAN nécessite en revanche deux paramètres: la distance maximale entre 2 points pouvant être dans un même cluster et le nombre minimum de points requis pour créer un cluster (ici 5 points). On considère qu'un ensemble de points d'intérêts doivent être regroupés en une même région d'intérêt, si la densité en termes de points d'intérêt de la zone à laquelle ils appartiennent est supérieure à la densité moyenne observée sur le tessou entier. Nous proposons que

la distance maximale entre deux points appartenant au même cluster soit calculée ainsi pour chaque fragment :

$$d_{max} = \sqrt{\frac{nc_{min}}{D\pi}} \quad (1)$$

avec:

d_{max} : Distance maximale entre 2 points d'un même cluster.

nc_{min} : Nombre minimum de points pour un cluster

D : Densité de points.

Ce qui revient à établir un lien entre un disque de rayon d_{max} , nc_{min} , et la densité moyenne observée.

La densité de points pour un tessou est calculée par la formule suivante:

$$D = \frac{n}{s} \quad (2)$$

avec:

D : Densité de points.

n : Nombre de points FAST détecté.

s : Taille du tessou (en pixels).

Nous devons ensuite calculer l'enveloppe de chaque cluster. Dans un premier temps une enveloppe convexe a été calculée, mais cela conduisait souvent à une surévaluation de la zone d'intérêt. La triangulation de Delaunay [6] a finalement été retenue. Un des avantages de cette méthode est qu'il est possible de supprimer la liaison entre 2 points si leur distance est trop importante (voir Fig. 7), nous permettant ainsi d'obtenir un masque qui épouse mieux la région du motif.

Comme nous pouvons le voir sur la figure 8, dans certains cas, le motif n'est pas complètement détecté, car la densité de points FAST sur le motif n'est pas assez importante pour que la zone soit considérée comme une zone appartenant au motif. Pour pallier à ce problème, nous proposons de considérer la linéarité du motif pour inclure des zones non détectées avec les zones détectées [7]. Pour ce faire, la méthode de l'analyse en composantes principales (ACP) est d'abord appliquée sur les points FAST. La première composante de cette ACP correspond à l'axe de plus grande dispersion, et représente donc la direction du motif, tandis que la seconde composante est perpendiculaire à la direction du motif. Pour savoir si les zones détectées appartiennent bien au motif ou non, il suffit de projeter les points FAST obtenus sur l'axe de cette seconde composante. Les figures 9 et 10 montrent, respectivement, le cluster final ainsi que le motif extrait.

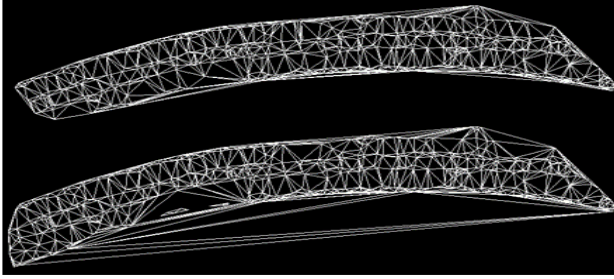


Fig. 7. En haut: Triangulation de Delaunay sans connexion entre les grandes distances. En bas: Triangulation avec la connexion entre les grandes distances.

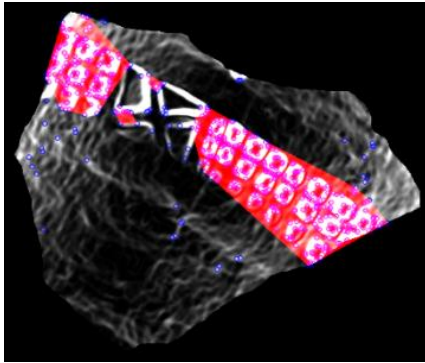


Fig. 8. Régions d'intérêts détectées par le DBSCAN

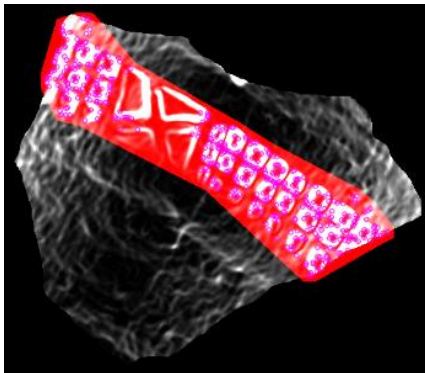


Fig. 9. Région d'intérêt détectée comme zone contenant le motif



Fig.10. Motif extrait

2.2 Classification des tessons

La base de données numérisée est composée de 957 tessons, découverts lors des fouilles du site de La Médecinerie pendant les années 1970. Nous disposons aussi des images binaires extraites (encrage) et classées manuellement par Sébastien Jesset [8]. Les tessons sont classés par type de

motif (losange, ove, bâton, carré, chevron). La figure 11 présente les types de motifs les plus fréquents. L'objectif est ici de remplacer l'acquisition manuelle par une acquisition automatique.

Dans ce travail, nous proposons de comparer les classifications des motifs extraits automatiquement et manuellement. Dans un souci de représentation des données, un sous-ensemble de 377 motifs appartenant aux 5 classes a ici été utilisé (voir Tableau 1 et Fig. 11). En effet, la classe D est surreprésentée (457 tessons) par rapport aux échantillons des autres classes.

Table 1. Répartition des tessons par classe – Bases de données pour la classification

Classe	A	B	C	D	E
Nombre de tessons	64	24	117	144	28

Pour la classification, la méthode des sacs de mots visuels [9] a été utilisée. Cette technique est d'abord apparue dans le domaine de la reconnaissance de texte [10]. L'idée est de mesurer la similitude des textes par la fréquence des mots. Cette technique est également utilisée dans le domaine du traitement d'images [11] où les mots sont extraits à partir de caractéristiques locales de l'image. Le descripteur sélectionné ici est le Speed Up Robust Features [12] (SURF). Les descripteurs sont ensuite combinés afin de former un "vocabulaire visuel" en appliquant un groupement par K-means. Pour chaque image, un histogramme des fréquences d'apparition des différents mots du "vocabulaire visuel" est ainsi construit. Cet histogramme représente l'ensemble des descripteurs de l'image. Pour définir la taille du vocabulaire, plusieurs tests ont été effectués. Les meilleurs résultats ont été obtenus pour un vocabulaire de 500 mots.

La comparaison des encrages manuels et des motifs extraits automatiquement est réalisée en utilisant un classifieur SVM avec un noyau de type Chi2 (courant pour les sacs de mots). Les paramètres de ce noyau sont ici obtenus automatiquement par la librairie LibSVM [13].

3 Résultats expérimentaux

Notre méthode est évaluée en termes d'extraction de motifs et de classification. Le procédé d'extraction de motifs est comparé à la vérité terrain, tandis que la méthode de classification est comparée au résultat de classification des encrages manuels.

3.1. Extraction des motifs

Afin d'évaluer notre méthode d'extraction automatique, les motifs ont été aussi extraits manuellement (création de la vérité terrain).


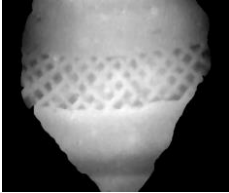
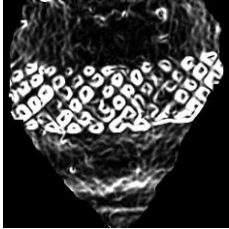



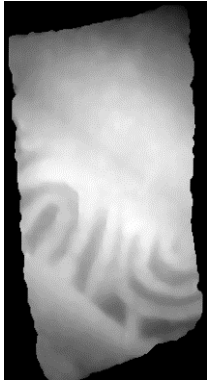




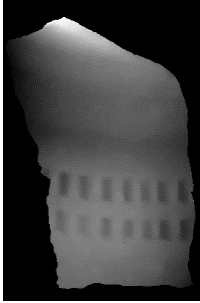
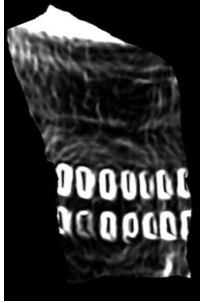



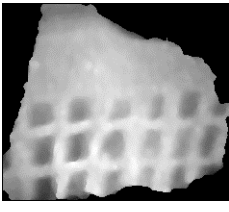
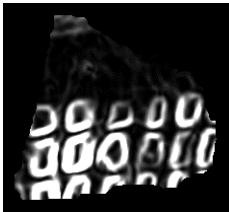



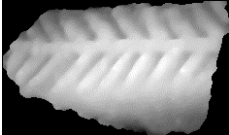



	Images RGB	Cartes des profondeurs	Cartes des variances	Motifs extraits automatiquement	Motifs binaires obtenus manuellement
Classe A (Losanges)					
Classe B (Oves)					
Classe C (Bâtons)					
Classe D (Carrés sur 3 lignes)					
Classe E (Chevrons)					

Fig. 11. Différentes classes de la base de données utilisées pour la classification

Le tableau 2 présente le taux de bonne détection, c'est à dire le pourcentage de chevauchement entre les zones détectées automatiquement et la vérité terrain, ainsi que le taux de mauvaise détection, c'est-à-dire le pourcentage d'erreur.

La figure 12 montre un exemple des différentes zones considérées pour le calcul des taux de détection. La région blanche correspond au motif obtenu manuellement, tandis que la région rouge correspond au motif obtenu automatiquement. La zone 1 est le chevauchement entre les deux résultats, les zones 2 et 3 représentent, respectivement, les faux négatifs et les faux positifs. Le bon taux de détection est ici calculé en utilisant la zone 1 et le taux de mauvaise détection est calculé avec les zones 2 et 3.

Table 2. Résultat de l'extraction des motifs

	Taux de bonne détection	Taux de mauvaise détection
Taux moyen de détection (%)	90.40	33.82

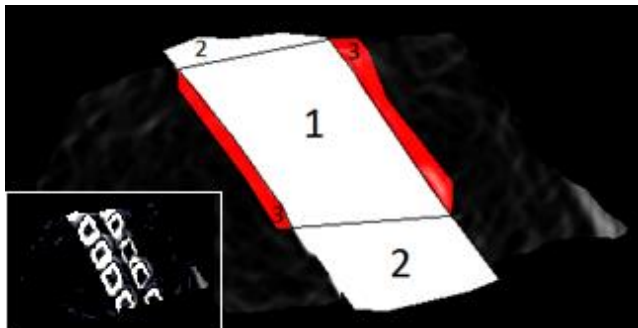


Fig. 12. Exemple des différentes zones considérées dans le calcul du taux de détection de l'extraction de motif.

On obtient 90,4% de bonne détection et 33,82% de mauvaise détection.

Il est important de mentionner que les zones des motifs extraites manuellement ne sont pas parfaitement identiques à celles extraites automatiquement. En général, la région détectée automatiquement est un peu plus grande, augmentant ainsi le taux de mauvaise détection. Ainsi, le taux de mauvaise détection obtenu n'est pas très élevé. De plus, les motifs des tessons sont répétitifs. De ce fait, la détection d'une grande partie du motif est suffisante pour la classification.

3.2. Classification des motifs

Chacun des tests présentés dans cette section repose sur la moyenne de 50 exécutions utilisant 66% des objets pour l'apprentissage et 33% pour le test. Pour chaque exécution les données de la base d'apprentissage et de la base de test ont été sélectionnées aléatoirement.

Afin de montrer la pertinence de la partie extraction de motifs sur la classification ainsi que de l'utilisation de la carte des variances locales, une première classification a été réalisée sur les cartes des profondeurs et sur les cartes de variances (sur le motif complet, sans extraction de motifs). Les matrices de confusion obtenues sont présentées dans le tableau 3, pour les cartes des profondeurs et dans le tableau 4, pour les cartes de variances.

Table 3. Matrice de confusion pour les cartes de profondeurs (%)

		Classes Estimées				
		A	B	C	D	E
Classes Réelles	A	33.71	1.71	25.05	38.86	0.67
	B	15	5.25	54	15.75	10
	C	5.59	0.41	55.24	37.79	0.97
	D	5.29	0.21	19.41	74.92	0.17
	E	10.89	5.33	58.67	20	5.11

Taux de bonne classification moyen : 52.37%

Table 4. Matrice de confusion pour les cartes de variances (%)

		Classes Estimées				
		A	B	C	D	E
Classes Réelles	A	43.43	2	11.24	42	1.33
	B	12.25	13	43.75	0.25	30.75
	C	6.87	0.46	75.39	15.13	2.15
	D	5.25	0.08	8.92	85.54	0.21
	E	10	20.89	31.55	2.44	35.12

Taux de bonne classification moyen : 67.02%

On constate que l'information présente dans les cartes des profondeurs est insuffisante pour classer correctement les tessons. L'utilisation de la carte des variances locales permet d'augmenter les performances de 14.65% avec une augmentation importante pour la classe E (on passe de 5.11% à 35.12%). Ainsi, l'utilisation de la carte des variances locales semble être plus adaptée.

Les résultats obtenus sont ensuite comparés à la méthode de classification avec extraction de motifs. La matrice de confusion est présentée dans le tableau 5.

Table 5. Matrice de confusion pour les motifs extraits automatiquement (%)

		Classes Estimées				
		A	B	C	D	E
Classes Réelles	A	63.07	2.12	13.77	19.52	1.52
	B	16.85	21.85	30.18	0.8	30.32
	C	7.64	0.82	75.93	13.89	1.72
	D	7.61	0.11	5.78	86.04	0.46
	E	16.27	16.22	19.71	1.44	46.36

Taux de bonne classification moyen : 72.05%

Ainsi, réaliser une classification sur uniquement une partie du tesson (uniquement sur le motif) nous permet d'augmenter les performances de 5%. L'extraction de motif est donc une étape pertinente, permettant d'augmenter significativement le taux de bonne classification.

Le tableau 6 présente la matrice de confusion obtenue pour la classification des encrages (manuellement).

Table 6. Matrice de confusion pour les encrages (%)

		Classes Estimées				
		A	B	C	D	E
Classes Réelles	A	85.43	0	6.48	7.90	0.19
	B	12.5	57.5	11.5	1.25	17.25
	C	2.41	0.56	84.88	11.28	0.87
	D	2.62	0	5.46	91.92	0
	E	11.78	12.89	24.44	4	46.89

Taux de bonne classification moyen : 83.18%

Le taux de bonne classification est de 83,18%. Il est important de rappeler que l'encrage correspond à la référence faite par l'archéologue et même dans ce cas, le taux de bonne classification n'est pas supérieur à 90%. Cela est certainement dû à la pâte à modeler qui ne permet pas une bonne impression du motif sur le papier.

Le test du kappa de Cohen [14] a également été appliqué pour la matrice de confusion des encrages et pour la matrice de confusion des motifs extraits automatiquement. Ce test permet de comparer la précision du classifieur à la précision d'une classification aléatoire. Pour les deux matrices de confusion, la valeur obtenue est proche de 0.72 ce qui prouve la pertinence de notre classifieur (un kappa de 0 représente une classification aléatoire et un kappa de 1 une classification parfaite).

Ainsi, les résultats obtenus en termes de bonne classification des motifs de tesson extraits automatiquement sont pour l'instant inférieurs à ceux obtenus par l'encrage. Cependant, l'archéologue gagne déjà un temps considérable. En effet, toute la chaîne de transmission est automatique et ne nécessite que le scan du tesson en 3D comme entrée.

4 Conclusion et perspective

Dans cet article, nous avons proposé une méthode d'extraction et de classification de motifs incrustés sur des tessons de céramique. Les deux méthodes ont été évaluées sur une vérité terrain. Les résultats obtenus montrent la pertinence de l'approche proposée.

Comme perspective, nous allons travailler sur une base de données plus grande et surtout plus équilibrer en termes de répartition des échantillons de chaque classe. Nous allons également essayer d'utiliser d'autres descripteurs et les extraire directement à partir de la numérisation 3D. D'autres

méthodes de classification seront testées comme les CNN ou la méthode Random Forest. Enfin nous allons rechercher des méthodes d'extraction de zones d'intérêt plus fines et plus robustes que DBSCAN.

Remerciement

Le projet ARCADIA (Automatic Recognition of Ceramics Achieved by Digital Image Analysis), financé par la région Centre-Val de Loire.

Bibliographie

- [1] L. Pastor, "Molettes et roulettes de potiers gallo-romains dans l'est de la Gaule", *Revue archéologique de l'Est*, no. 55, pp. 287-297, 2007.
- [2] E. Rosten, T. Drummond, "Machine Learning for High-speed Corner Detection", *European Conference on Computer Vision*, Vol. 3951 of the series Lecture Notes in Computer Science, pp. 430-443, 2006.
- [3] C. Cortes, V. Vapnik, "Support-vector networks", *Journal of Machine Learning*, vol. 20, no 3, pp 273-297, 1995.
- [4] A. Telea, "An Image Inpainting Technique Based on the Fast Marching Method", *Journal of Graphics, GPU and Game Tools*, vol. 9, no. 1, pp. 25-36, 2004.
- [5] M. Ester, H.-P. Kriegel, J. Sander, and X. Xu, "A density-based algorithm for discovering clusters in large spatial databases with noise", *International Conference on Knowledge Discovery and Data mining*, pp. 226-231, 1996.
- [6] B. Delaunay, "Sur la sphère vide", *Bulletin de l'Académie des Sciences de l'URSS, Classe des sciences mathématiques et naturelles*, no 6, pp. 793-800, 1934.
- [7] L. Martin, M. Exbrayat, A. Chetouani, T. Deboutelle, S. Treuillet, S. Jesset, "Recherche de groupes de même forme en classification non-supervisée", *Extraction et Gestion des Connaissances*, 2016.
- [8] S. Jesset, "La diffusion dans l'orléanais des productions de l'atelier d'Orléans-Saran du VIe au IXe siècle", *Mémoire du Diplôme d'Etude Approfondies*, Université de Tours, 1995.
- [9] S. Josef, A. Zisserman, "Efficient visual search of videos cast as text retrieval", *IEEE on Pattern Analysis And Machine Intelligence*, vol. 31, no. 4, pp. 591-605, 2009.
- [10] J Thorsten, *Learning to classify text using support vector machines: Methods, theory and algorithms*, Kluwer Academic Publishers, 2002.

[11] G. Csurka, C. R Dance, L. Fan, J. Willamowski, C. Bray, “Visual categorization with bags of keypoints”, European Conference on Computer Vision, vol 1, 2004.

[12] H. Bay, T. Tuytelaars, and L. Van Gool, “SURF: Speeded Up Robust Features”, European Conference on Computer Vision, vol. 3951 of the series Lecture Notes in Computer Science, pp. 404-417, 2006.

[13] C. C. Chang and C. J. Lin, “LIBSVM: A library for support vector machines”, ACM Transactions on Intelligent Systems and Technology, vol. 2, no. 27, pp. 1-27, 2011.

[14] J. Cohen, “A coefficient of agreement for nominal scale”, Educ. Psychol. Meas., vol. 20, pp. 27-46, 1960.