



**HAL**  
open science

## Classification de symboles avec un treillis de Galois et une représentation par sac de mots

Amani Boumaiza, Salvatore Tabbone

► **To cite this version:**

Amani Boumaiza, Salvatore Tabbone. Classification de symboles avec un treillis de Galois et une représentation par sac de mots. ORASIS - Congrès des jeunes chercheurs en vision par ordinateur, INRIA Grenoble Rhône-Alpes, Jun 2011, Praz-sur-Arly, France. inria-00595291

**HAL Id: inria-00595291**

**<https://inria.hal.science/inria-00595291>**

Submitted on 24 May 2011

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

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

# Classification de symboles avec un treillis de Galois et une représentation par sac de mots

## A classification approach based on Galois lattice and bag of words representation

Amani Boumaiza\*

Salvatore Tabbone

LORIA UMR 7503 - Université Nancy 2  
615, rue du jardin botanique B.P. 101 54602 Villers-lès-Nancy, France

boumaiza,tabbone@loria.fr

### Résumé

*Cet article présente une nouvelle approche pour la reconnaissance de symboles graphiques en combinant un treillis de concepts avec une représentation par sac de mots. Les mots visuels définissent les propriétés représentatives d'un symbole graphique qui seront modélisées dans le treillis de Galois. En effet, l'algorithme de classification est fondé sur le treillis de Galois où les intentions de ses concepts représentent des mots visuels. L'utilisation des mots visuels comme des primitives permet d'évaluer le classifieur avec une approche symbolique qui n'a plus besoin de l'étape de discrétisation primordiale pour la construction du treillis. Notre méthode est comparée aux approches classiques, sans sac de mots et à plusieurs classifieurs usuels, évalués sur différents symboles. Nous montrons la pertinence et la robustesse de notre proposition pour la classification de symboles graphiques.*

### Mots Clef

Reconnaissance de symboles, Classification, Descripteurs de forme, Descripteurs locaux, Sac de mots, Treillis de Galois.

### Abstract

*This paper presents a new approach for graphical symbols recognition by combining a concept lattice with a bag of words representation. Visual words define the properties of a graphical symbol that will be modeled in the Galois Lattice. Indeed, the algorithm of classification is based on the Galois lattice where the intentions of its concepts are the visual words. The use of words as visual primitives allows to evaluate the classifier with a symbolic approach that no longer need the step of the signature discretization to build the Galois Lattice. Our approach is compared to classical approaches without a bag of words and to classical classifiers which are evaluated on different symbols. We show the relevance and the robustness of our approach for graphics recognition.*

### Keywords

Graphics Recognition, Symbol Classification, Shape descriptors, Local Descriptors, Bag of Features, Concept Lattices.

## 1 Introduction

La reconnaissance de symboles est au coeur de la plupart des systèmes de reconnaissance de graphiques. L'interprétation automatique des documents graphiques exige des processus capables de reconnaître l'alphabet correspondant à des symboles métiers. Les dessins, les cartes et les diagrammes utilisent des notations graphiques dépendantes de leur domaine d'applications (architecture, dessin).

D'une manière très générale, un symbole peut être défini comme une entité graphique significative dans un domaine spécifique d'application (table, toilette, évier). Un plan architectural est constitué de différents types de symboles selon que l'on représente des portes, des fenêtres, des tables. Donc l'élément clef de toute application de vision par ordinateur concerne la représentation des informations contenues dans les images. Ces informations permettent de caractériser, d'indexer et de faire des recherches sur les images. De nombreuses méthodes de représentation ont été proposées [6]. Le choix d'une méthode de représentation est généralement lié au type d'application considérée. Ce choix a une influence directe sur les résultats d'un système de reconnaissance de symboles graphiques. Plus précisément les méthodes locales basées sur l'extraction des points d'intérêts voir par exemple [11] ont montré une robustesse aux transformations d'échelle et aux occultations. Il existe des descripteurs utilisant cette représentation, comme par exemple GLOH, SIFT [9] et SURF [2]. Dans ce qui suit, nous allons présenter quelques approches utilisées pour la classification de symboles graphiques ainsi qu'une brève comparaison avec notre méthode. La classification supervisée est une tâche de fouille de données qui consiste à construire un classifieur à partir d'exemples étiquetés par leur classe (phase d'apprentissage), et ensuite à prédire la classe de nouveaux exemples

\*Ce travail est financé par le projet Européen Eureka SCANPLAN.

avec le classifieur (phase de classement) [3].

Les approches classiques pour la reconnaissance d'images utilisent des classifieurs usuels comme le kppv, les arbres de décision et les réseaux bayésiens qui ont déjà été appliqués avec succès à un grand nombre de problèmes en apprentissage et en reconnaissance des formes. Dans [1], un réseau Bayésien a été utilisé sous l'angle purement statistique afin de reconnaître des symboles graphiques pré-segmentés. Cette approche utilise trois descripteurs de forme : les descripteurs de Fourier génériques, les descripteurs de Zernike et la R-signature de dimension 1.

D'autre part, l'intérêt croissant porté à l'Analyse Formelle des Concepts (AFC) depuis les années 2000 soit dans le domaine de la fouille de données soit en représentation des connaissances a fait émerger la structure de treillis des concepts. Le treillis des concepts [5] est un graphe possédant la propriété de treillis qui se définit à partir de données organisées sous forme d'une table binaire  $\{objet \times attribut\}$ . Les sommets du graphe sont des concepts - un concept est un regroupement maximal d'objets possédant des attributs en commun. Le treillis ainsi composé de concepts reliés par inclusion, fournit une représentation des données très intuitive.

Une étude assez récente [12] propose une comparaison de différentes méthodes de classification supervisée basées sur un treillis de Galois, où les expérimentations présentées montrent clairement que le treillis de Galois offre un cadre intéressant en classification, malgré une complexité théorique exponentielle dans certains cas [7]. La méthode Navigala [7] a été conçue pour reconnaître des symboles issus de documents techniques. A partir des images de symboles, des signatures ont été extraites. Les auteurs ont utilisés trois signatures statistiques (Radon, Fourier-Mellin et Zernike [13]). Notre approche qui consiste à combiner la représentation sac de mots avec le treillis de Galois est comparée avec la méthode [7] qui utilise les signatures numériques avec ce même classifieur.

L'originalité de notre approche consiste à une adaptation de la méthode de classification reposant sur le treillis de Galois pour la reconnaissance de symboles graphiques et l'utilisation d'une représentation par sac de mots.

Concernant les phases de capture de l'information et de représentation des données, nous exploitons l'approche par sac de mots où les symboles sont représentés par des vecteurs de fréquences d'apparition des mots visuels. Des primitives locales sont extraites à partir des images puis regroupées en clusters à l'aide de l'algorithme k-means où chaque cluster représente un mot visuel. Un vecteur de fréquences des mots visuels est construit et à chaque image, nous lui associons le groupe de mots visuels qui la décrit. Cette méthode est utilisée pour la classification d'images et peut remplacer l'approche classique basée sur la signature numérique. De plus, chaque noeud du treillis correspond à une classe représentée par son extension (instances de la classe) et l'intention (les propriétés communes à la classe

présentées avec l'ensemble de mots visuels extraits auparavant). Les mots visuels sont définis comme des concepts symboliques, et n'ont pas besoin d'être discrétisés pour former le treillis de Galois qui est utilisé comme un classifieur dans notre travail.

## 2 Approche Proposée

La figure 1 présente les différentes étapes de notre approche de classification de symboles basée sur la représentation par sac de mots et le treillis de Galois.

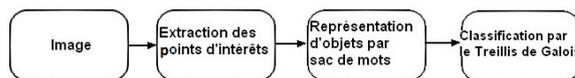


FIGURE 1 – Les différentes étapes de l'algorithme proposé.

### 2.1 Extraction des points d'intérêts

La détection d'objets [13] est une étape de prétraitement qui repose sur l'extraction des points d'intérêts, de façon à établir des correspondances entre les images, reconnaître les textures et classer des objets. Nous avons évalué plusieurs détecteurs [10] utilisés dans la littérature. Nous avons utilisé le détecteur de Harris comme détecteur de points d'intérêt. Ensuite, chaque point d'intérêt est décrit par un descripteur local qui utilise la méthode des histogrammes de gradients orientés qui se base sur un calcul de gradient de façon simple et efficace. Le principe général est de découper l'objet à caractériser en plusieurs cellules pour lesquelles on comptabilise les occurrences de l'orientation du gradient dans un histogramme. L'algorithme SURF [2] décrit une distribution de réponses d'ondelettes de Haar dans le voisinage du point d'intérêt. Les descripteurs SURF sont faits de 64 sommes de gradients au voisinage du point d'intérêt. Nous avons choisi d'utiliser cet algorithme au lieu de la méthode SIFT vu qu'il s'agit non seulement de détecter mais aussi de caractériser, par des valeurs, pour pouvoir reconnaître par la suite ces zones ou points d'intérêts dans d'autres images de la même scène. Cet algorithme [2] a eu un succès très important au sein de la communauté vision, mais aussi en dehors de la communauté, et de nombreuses adaptations existent [15].

### 2.2 La représentation des objets en utilisant l'approche par sac de mots

La notion de dictionnaire visuel est utilisée dans notre travail en vu de combiner une approche symbolique de description de symboles avec le treillis de Galois. Ce contexte de classification permet d'évaluer notre méthode dont le principal objectif est d'éliminer l'étape de discrétisation des signatures numériques avant la construction du treillis. Pour représenter un objet, nous avons l'habitude de construire une signature qui résume les informations pertinentes et caractéristiques de l'objet comme une distribu-

tion multivariée. En général, les détecteurs comme SIFT, SURF ou GLOH sont toujours utilisés en reconnaissance d'images. Dans notre travail, après la détection des points d'intérêt, nous construisons la signature de chaque symbole sous la forme d'un vecteur de mots visuels.

### Le dictionnaire visuel

Pour construire le dictionnaire visuel [8], chaque objet de l'ensemble de test sera représenté au moyen de mots visuels dans ce dictionnaire. Dans la pratique, la construction du vocabulaire visuel consiste à quantifier l'espace de tous les descripteurs locaux décrivant l'objet et de les grouper en clusters.

Le nombre de clusters représente la taille du dictionnaire visuel. Chaque centre du cluster représente un mot visuel dans le dictionnaire visuel. Un mot n'est plus un descripteur, mais représente un cluster.

Commençons par un ensemble de données :  $X = X_1, X_2, \dots, X_n$ , où  $X_i$  sont des vecteurs de même taille  $p$ , on obtient par  $k$ -regroupement des groupes de différentes tailles :  $C_1, C_2, \dots, C_k$ .

Les propriétés qui doivent être remplies par les partitions :

1. pas de partition vide,
2. chaque élément de la base appartient exactement à une seule partition.

L'idée principale du partitionnement est que la similarité intra-cluster soit maximisée et l'inter-cluster soit réduite au minimum. Ainsi, chaque image de la base sera représentée par un histogramme de fréquences de ces mots visuels. Après avoir construit le dictionnaire visuel de la base d'images, nous pouvons procéder à l'extraction des vecteurs de mots visuels représentatifs de chaque symbole de la base.

Le sac de mots consiste à trouver les occurrences d'apparition des mots dans le dictionnaire visuel pour chaque image. Ainsi, à chaque image on lui associe un vecteur des mots visuels ainsi que les poids qui sont les fréquences d'apparition de ces mots dans chaque image. Pour résumer, les principales étapes de la méthode d'indexation, de recherche et de classification des objets qui ont été adoptées dans notre travail (cf. Figure 2) :

1. Phase d'apprentissage :
  - (a) Indexation de la base d'images
    - i. Description de chaque symbole
      - Extraction des points d'intérêts à l'aide du détecteur de Harris.
      - Description de chaque point d'intérêt avec le descripteur SURF.
      - Algorithme K-means appliqué sur les SURFs.
    - ii. Construction du dictionnaire visuel.
      - Algorithme K-means appliqué sur les SURFs.
      - Construction de sac de mots.
    - iii. Construction de la signature de chaque symbole graphique
      - Calcul de l'histogramme.
  - (b) Construction de la table du treillis de concepts

(c) Groupement des symboles en classe pour réduire la taille du treillis (ie le nombre de concepts)

2. Classification du symbole requête après l'extraction de son vecteur de mots visuels.

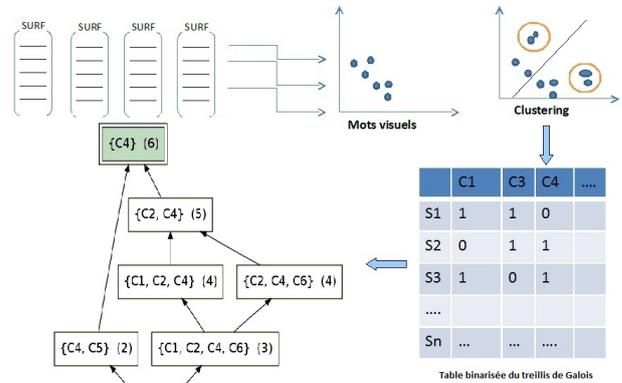


FIGURE 2 – Architecture de l'approche proposée.

### 2.3 Classification de symboles par le treillis de Galois

Dans toutes les approches précédentes, les symboles graphiques sont représentés par un descripteur numérique. Chaque signature est discrétisée en un certain nombre d'intervalles suivant un critère de découpage [4] comme par exemple la distance d'Entropie.

Notre approche consiste à éliminer l'étape de discrétisation des attributs par l'utilisation de la représentation symbolique des objets. Une image sera représentée par un vecteur de mots visuels et le treillis de concepts est construit à partir de la relation binaire entre le dictionnaire visuel et l'ensemble des symboles graphiques et non pas la relation entre le symbole et les intervalles des signatures.

Une simple approche utilisée pour représenter cette relation d'objet-Attributs (cf. Figure 3) est : si l'objet  $O$

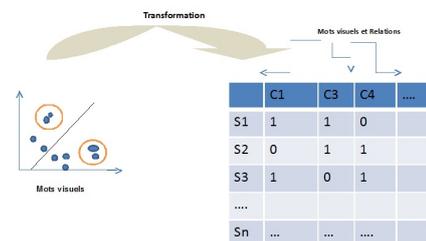


FIGURE 3 – La table binarisée du treillis de Galois.

contient le mot visuel  $X$ , alors  $R(O, X) = 1$  sinon  $R(O, X) = 0$ . Quand un symbole doit être classé, un vecteur de mots visuels est extrait puis un parcours du diagramme Hasse fournit la classe du symbole requête. Nous utilisons les poids afin d'évaluer l'importance d'un mot visuel dans une image. L'importance augmente avec l'augmentation du nombre d'apparition de ce mot dans l'image.

	$M1^2$	$M2^3$	$M3^1$	$M4^3$	$M5^2$	$M6^2$	$M7^6$
s1	×	×	×		×	×	×
s2	×	×	×		×	×	×
s3		×	×			×	
s4			×	×	×	×	
s5		×		×	×	×	

TABLE 1 – La table discrétisée du treillis de Galois basée sur l’approche sac de Mots.

Commençons par cet exemple (cf. Table 1) :  $M1^2$ ,  $M2^3$ ,  $M3^1$ ,  $M4^3$ ,  $M5^2$ ,  $M6^2$  et  $M7^6$  représentent 7 mots visuels qui sont extraits pour chaque symbole. Nous définissons un nombre  $k$  (voir la première colonne, Table 1) qui représente l’apparition d’un mot dans un symbole visuel  $S$ . Une relation binaire est créée entre l’ensemble des symboles et l’ensemble des mots visuels.

Si  $S1$  contient le mot visuel  $M1$ , une relation  $R(S1, M1) = 1$  est créée sinon  $R(S1, M1) = 0$ . On itère ce processus pour tous les symboles dans la base de données. Dans le but de réduire la taille du treillis de Galois, nous optons pour le groupement des symboles partageant les mêmes propriétés.

**Groupement des symboles en classes.** L’exploration de données vise à identifier les tendances et les associations implicites dans de grandes bases [14]. Un motif est un ensemble de propriétés ou attributs.

Le nouveau concept est basé sur la combinaison d’un type prédéfini pour chaque symbole. Les symboles sont regroupés en classes correspondant à ces types de base. La première idée est alors de considérer des classes de symboles plutôt que des symboles isolés pour construire le treillis de concepts [4].

La nouvelle approche consiste à passer de la table contenant les symboles et les attributs à une table avec des classes de symboles regroupés (cf. Table2). Les clusters obtenus à l’étape précédente, nous permettent de déterminer des catégories de symboles qui partagent les mêmes caractéristiques visuelles.

Les deux principales phases dans une approche classique de classification sont la discrétisation (ou quantification) des primitives et la classification.

Il est à noter que l’étape de discrétisation n’est pas nécessaire dans notre approche qui est basée sur la représentation par sac de mots ce qui nous permet de diminuer le temps de traitement ainsi que l’espace mémoire. En effet, pour les données symboliques, les symboles peuvent être directement distingués les uns des autres parce qu’ils ont des caractéristiques bien définies. Alors que pour les approches classiques [7], la discrétisation est nécessaire et implique la création d’intervalles disjoints. Les objets seront donc distingués, dans ce cas par le fait qu’ils ont des valeurs appartenant à tel ou tel intervalle [4].

	$C1^2$	$C2^3$	$C3^2$
<b>Classe1</b>			
Symbole1	1	1	0
Symbole2	1	1	0
Symbole3	0	1	1
<b>Classe2</b>			
Symbole4	0	1	1
Symbole5	0	1	0
Symbole6	1	1	0
<b>Classe3</b>			
Symbole7	0	1	1
Symbole8	0	1	0
Symbole9	1	1	0

TABLE 2 – Table binarisée du treillis de Galois.

**Comment construire le treillis de Galois.** Il n’y a pas de critères ou de paramètres à prendre en compte pour la construction de treillis de concepts, étant donné qu’il représente toutes les combinaisons possibles entre les objets et les mots visuels qui sont liés par la relation binaire  $R$  (cf. Figure 4).

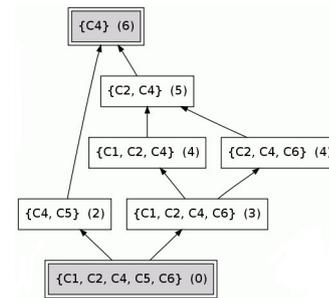


FIGURE 4 – Diagramme de Hasse du treillis de Galois.

### Algorithme proposé

#### 1. Première étape

**Nom :** Phase d’apprentissage

Il s’agit d’un algorithme pour construire le diagramme de Hasse de notre approche et apprendre le modèle construit :

**Entrées :** Relation binaire  $R$  entre l’ensemble d’objets  $C$  et l’ensemble de mots visuels  $W$ .

**Sorties :** Le diagramme de Hasse construit à partir de la relation entre les concepts visuels  $W$  et les symboles  $C$ .

#### 2. Deuxième étape

**Nom :** Phase de classement

Dans la phase de classement le modèle appris est utilisé pour affecter une classe à chaque nouvel exemple.

**Entrées :**

- Un nœud est créé pour le symbole requête à partir du vecteur des caractéristiques organisées sous forme de mots visuels.
- Le treillis de Galois résultant de la phase d'apprentissage.

**Sorties :** la classe à laquelle appartient le symbole : un parcours du treillis en commençant par le concept initial (le premier nœud dans le treillis) permet de comparer les intentions de chaque concept avec celles du symbole requête. Une fois le concept contenant l'intention de la requête trouvé (cf. Figure 5), la classe du symbole est retournée (il s'agit de l'extension du concept trouvé).

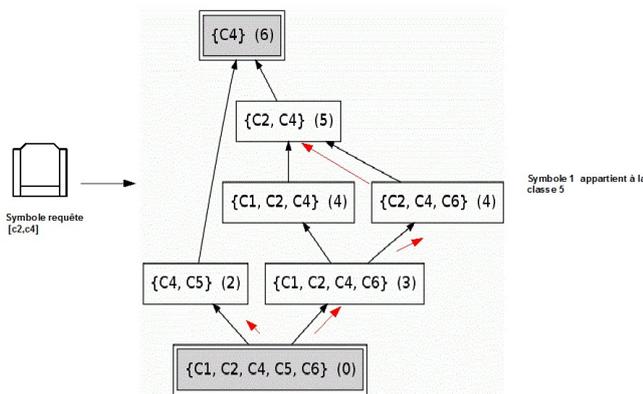


FIGURE 5 – Approche de classification des symboles avec le treillis de Galois.

### Evaluation

La méthode consiste en trois étapes :

1. Représentation des symboles à l'aide de mots visuels au lieu des signatures numériques.
2. Construction du diagramme de Hasse en se basant sur la relation binaire entre les mots visuels (les primitives visuelles) et l'ensemble des symboles graphiques.
3. Classification du symbole requête à l'aide du treillis de Galois.

La taille du treillis de concepts construit avec la méthode utilisant les descripteurs numériques comme des attributs est très élevée tandis que le treillis de concepts construit avec la représentation par sac de mots est plus petite parce que le treillis a un nombre réduit de concepts ce qui diminue le problème de la complexité due à sa taille. Après les deux phases décrites ci-dessus respectivement le prétraitement des données et la construction du treillis de concepts, nous procédons à l'étape de classification qui consiste à attribuer une classe au symbole requête.

## 3 Résultats Expérimentaux

Nous réalisons nos expériences sur la base de symboles GREC2003. Nous comparons notre approche avec l'ap-

proche basée sur la signature discrète et qui nécessite la discrétisation des descripteurs numériques avant de construire le diagramme de Hasse du treillis de Galois. Nous avons utilisé 10 modèles de symboles et 9 niveaux de dégradation. Chaque niveau de dégradation contient 10 symboles appartenant à la même classe.

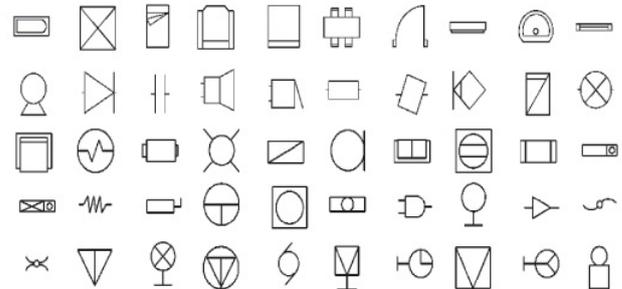


FIGURE 6 – Exemples de la base GREC2003 : <http://www.cvc.uab.es/grec2003/>

### 3.1 Augmentation de la taille de l'ensemble d'apprentissage

Nous avons utilisé la base de symboles dont quelques exemples sont présentés dans la figure 6.

Cette expérience vise à évaluer la performance de notre système de reconnaissance. Cela consiste pour chaque type de bruit, à choisir au hasard  $n$  symboles de chaque catégorie pour les mettre en apprentissage et les symboles restants représentent l'ensemble de test (validation croisée). Nous avons évalué le taux de reconnaissance de

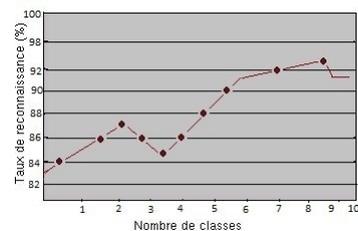


FIGURE 7 – Evolution du taux de reconnaissance (%) en fonction de la taille de l'ensemble d'apprentissage (nombre de classes de symboles).

symboles versus la taille du vocabulaire (cf. Figure 7). Nous observons que le taux de reconnaissance s'améliore en fonction de l'augmentation du nombre de symboles appris. Au dessus d'un certain nombre de symboles appris, le taux de reconnaissance diminue. La taille du treillis augmente en fonction de l'augmentation de la taille de l'ensemble d'apprentissage. En conclusion, pour un nombre fixé de classes, l'augmentation de la taille de l'ensemble d'apprentissage améliore la reconnaissance jusqu'à un certain niveau. Lorsque le nombre de classes de

symboles atteint un seuil précis, nous remarquons que le taux de reconnaissance baisse, c'est ce qui nous emmène à supposer qu'il s'agit d'un phénomène de surapprentissage. Ce problème peut provenir de la taille du treillis de Galois et la lourdeur inhérente à l'utilisation d'un tel classifieur. Une perspective de notre travail pour pallier à un tel problème serait d'intégrer un élagage du treillis et de se focaliser sur des chemins prédominants issus de la phase d'apprentissage.

La phase de discrétisation est importante si on utilise la signature numérique, mais elle est éliminée lorsque nous travaillons avec le dictionnaire visuel. Pour ce faire, nous comparons différents algorithmes de discrétisation (cf Table 3). Le treillis de Galois donne des meilleurs résultats (97,08%), si on l'associe à une approche symbolique qui n'a pas besoin d'un algorithme de discrétisation (Bin-logl : 91,02%, distance d'Entropie : 90%) et c'est ce qui a été validé par notre approche. Dans le cas des signatures numériques discrétisées selon la distance d'Entropie, le réseau bayésien s'avère plus performant que le treillis de Galois, mais notre choix d'un tel classifieur tient à sa capacité à faire de la fouille de documents et plus précisément, il sera étendu dans des travaux futurs pour la fouille de plans architecturaux.

Classifieur/Algorithme	continues	Bin-logl	Entropie
Réseau Bayésien	97.14	84.29	<b>98.57</b>
BFTree	95.83	90	<b>88.35</b>
J48	92.86	84.29	<b>95.71</b>
NBTrees	<b>92.8</b>	84.2	89.57
Treillis de Galois	<b>97.08</b>	91.02	90

TABLE 3 – Comparaison entre différents algorithmes de discrétisation et sans discrétisation.

L'approche par sac de mots qui attribue à chaque symbole un vecteur de fréquences des mots visuels, permet de grouper les symboles en classes en maximisant la similarité intra-classes et minimisant celle inter-classes. Ces groupes de symboles permettent de réduire la taille du treillis vu qu'il s'agit d'une table contenant des groupes de symboles qui partagent les mêmes propriétés au lieu de symboles isolés (cf. Table 4).

	Nombre de concepts	Temps (s)
Sac de mots	3263	142.158
Sans sac de mots	3701	229.242

TABLE 4 – Evaluation de la taille du treillis et le temps d'extraction des concepts avec et sans sac de mots en utilisant les mêmes signatures.

Pour comparer les différents classifieurs, nous travaillons sur la base d'apprentissage et de test. Les images sont décrites par des mots visuels qui sont les clusters obtenus en appliquant l'algorithme k-means. Les descripteurs utilisés

sont SURF, SIFT et ainsi ceux utilisés dans [7] (cf. Table 5).

TR(%)	Treillis de Galois	kmeans	Arbre
SIFT	79.7	85.8	70.2
BoF+SURF	<b>94.4</b>	82.9	87.1
Signature de Radon	88.1	87.6	75.9
Descripteur de Fourier	87	75.8	62
Moments de Zernike	59.3	60.4	46

TABLE 5 – Taux de Reconnaissance (TR) entre classifieurs avec différentes signatures.

	Taux de reconnaissance %
Signature de Radon	81.3
Sac de mots avec SURF	94.4
SURF sans sac de mots	83.6

TABLE 6 – Taux de reconnaissance des différentes approches de classification basées sur le treillis de Galois.

L'association entre l'approche par sac de mots pour l'extraction des primitives visuelles des symboles graphiques avec le treillis de Galois fournit un taux de reconnaissance assez élevé sachant qu'elle permet aussi d'éliminer l'étape de discrétisation des signatures numériques utilisées dans les approches classiques. Le descripteur SURF fournit de meilleurs résultats avec le treillis de Galois (cf. Table 6). De plus, l'approche symbolique fournit de meilleurs résultats par rapport à l'approche classique qui utilise une signature numérique (dans ce cas c'est la signature de Radon). Les concepts du treillis ne sont plus une association entre des symboles et des intervalles représentant les signatures numériques discrétisées mais ils sont constitués des symboles ainsi que les mots visuels décrivant chaque symbole. Nos résultats sont meilleurs (cf. Figure 8) car une

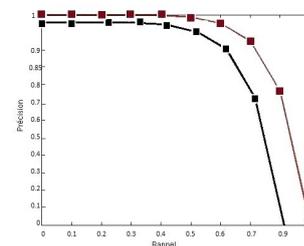


FIGURE 8 – Précision/Rappel de treillis de Galois+BoF (Rouge) et de treillis de Galois+signatures discrétisées (Noir).

bonne représentation des primitives visuelles des symboles graphiques propose un treillis de petite taille, vu que les objets d'une même classe sont regroupés dans les mêmes concepts. Ainsi un treillis de petite taille signifie qu'il y a

peu d'objets isolés et l'approche par sac de mots donne des résultats plus satisfaisants avec une complexité réduite.

## 4 Conclusion et perspectives

Dans cet article, nous proposons une nouvelle approche pour classer les symboles graphiques basée sur la représentation par sac de mots. Les résultats présentés dans ce travail ont permis une comparaison entre l'utilisation de la signature discrétisée pour la construction du treillis de concepts et l'approche symbolique fondée sur les mots visuels. Une perspective de ce travail est de prendre en compte les relations spatiales entre les mots visuels qui représentent chaque symbole et d'améliorer l'étape d'extraction de caractéristiques des images.

A plus long terme, le défi qui reste est d'introduire la notion de fouille de symboles graphiques en utilisant les règles d'association extraites à partir du treillis de Galois. Notre méthode pourrait ne pas se limiter à la reconnaissance de symboles et pourrait être étendue aux plans architecturaux où un processus de fouille sera mis en place. Ceci, en bénéficiant de la capacité du treillis dans la représentation des connaissances et en se basant sur les règles d'association qui en découlent automatiquement.

## Références

- [1] Sabine Barrat and Salvatore Tabbone. A bayesian network for combining descriptors : application to symbol recognition. *International Journal on Document Analysis and Recognition*, 13(1) :65–75, 2010.
- [2] Herbert Bay, Andreas Ess, Tinne Tuytelaars, and Luc J. Van Gool. Speeded-up robust features (surf). *Computer Vision and Image Understanding*, 110(3) :346–359, 2008.
- [3] Marc Boullé. Une méthode de classification supervisée sans paramètre pour l'apprentissage sur les grandes bases de données. In *EGC*, pages 259–264, 2009.
- [4] Mickaël Coustaty, Stéphanie Guillas, Jean-Marc Ogier, Muriel Visani, and Karell Bertet. Reconnaissance de symboles à partir d'une signature structurale flexible et d'un classifieur de type treillis de galois. *Technique et Science Informatiques*, 29(6) :665–690, 2010.
- [5] Sébastien Ferré and Sebastian Rudolph, editors. *Formal Concept Analysis, 7th International Conference, ICFCA 2009, Darmstadt, Germany, May 21-24, 2009, Proceedings*, volume 5548 of *Lecture Notes in Computer Science*. Springer, 2009.
- [6] Dariusz Frejlichowski and Pawel Forczmanski. General shape analysis applied to stamps retrieval from scanned documents. In *AIMSA*, pages 251–260, 2010.
- [7] Stéphanie Guillas, Karell Bertet, and Jean-Marc Ogier. A generic description of the concept lattices' classifier : Application to symbol recognition. In *GREC*, pages 47–60, 2005.
- [8] Frédéric Jurie and Bill Triggs. Creating efficient codebooks for visual recognition. In *ICCV*, pages 604–610, 2005.
- [9] David G. Lowe. Object recognition from local scale-invariant features. In *ICCV*, pages 1150–1157, 1999.
- [10] Krystian Mikolajczyk and Cordelia Schmid. Scale & affine invariant interest point detectors. *International Journal of Computer Vision*, 60(1) :63–86, 2004.
- [11] Krystian Mikolajczyk and Cordelia Schmid. A performance evaluation of local descriptors. *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, 27(10) :1615–1630, 2005.
- [12] Engelbert Mephu Nguifo and Patrick Njiwoua. Treillis de concepts et classification supervisée. *Technique et Science Informatiques*, 24(4) :449–488, 2005.
- [13] Chandan Singh and Ekta Walia. Algorithms for fast computation of zernike moments and their numerical stability. *Image Vision Comput.*, 29(4) :251–259, 2011.
- [14] Jinn-Yi Yeh, Tai-Hsi Wu, and Chuan-Wei Tsao. Using data mining techniques to predict hospitalization of hemodialysis patients. *Decision Support Systems*, 50(2) :439–448, 2011.
- [15] Nan Zhang. Computing optimised parallel speeded-up robust features (p-surf) on multi-core processors. *International Journal of Parallel Programming*, 38(2) :138–158, 2010.