

CLASSIFICATION DU CANCER DU SEIN PAR LES SYSTÈMES IMMUNITAIRES ARTIFICIELS

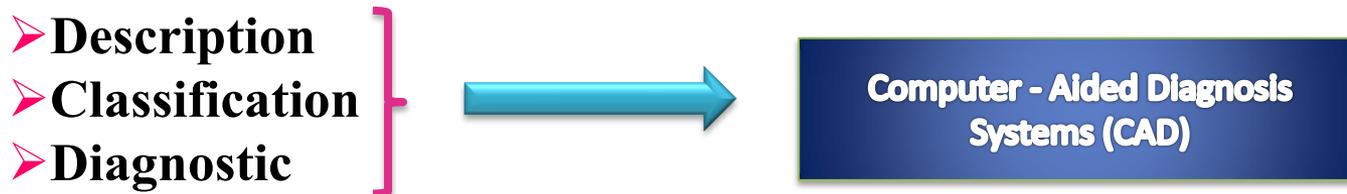
Rima Daoudi, Khalifa Djemal

Laboratoire IBISC, Université d'Evry Val d'Essonne, 40 Rue du Pelvoux , CE1455 Courcouronnes 91020 Evry Cédex ,France

- 1. Introduction**
- 2. Systèmes Immunitaires Artificiels**
- 3. Classification du Cancer du Sein par les Systèmes Immunitaires Artificiels.**
- 4. Conclusion et Perspectives**

➤ Cancer du sein

- ✓ Classe de maladie mortelle → Tumeur maligne qui se développe au niveau de la glande mammaire
- ✓ Cause éminente de mortalité chez la gent féminine
- ✓ Une femme sur onze développe un cancer au cours de sa vie
- ✓ La détection de ce type de cancer à un stade précoce réduit le taux de mortalité de 35% .



■ Méthodes de classification :

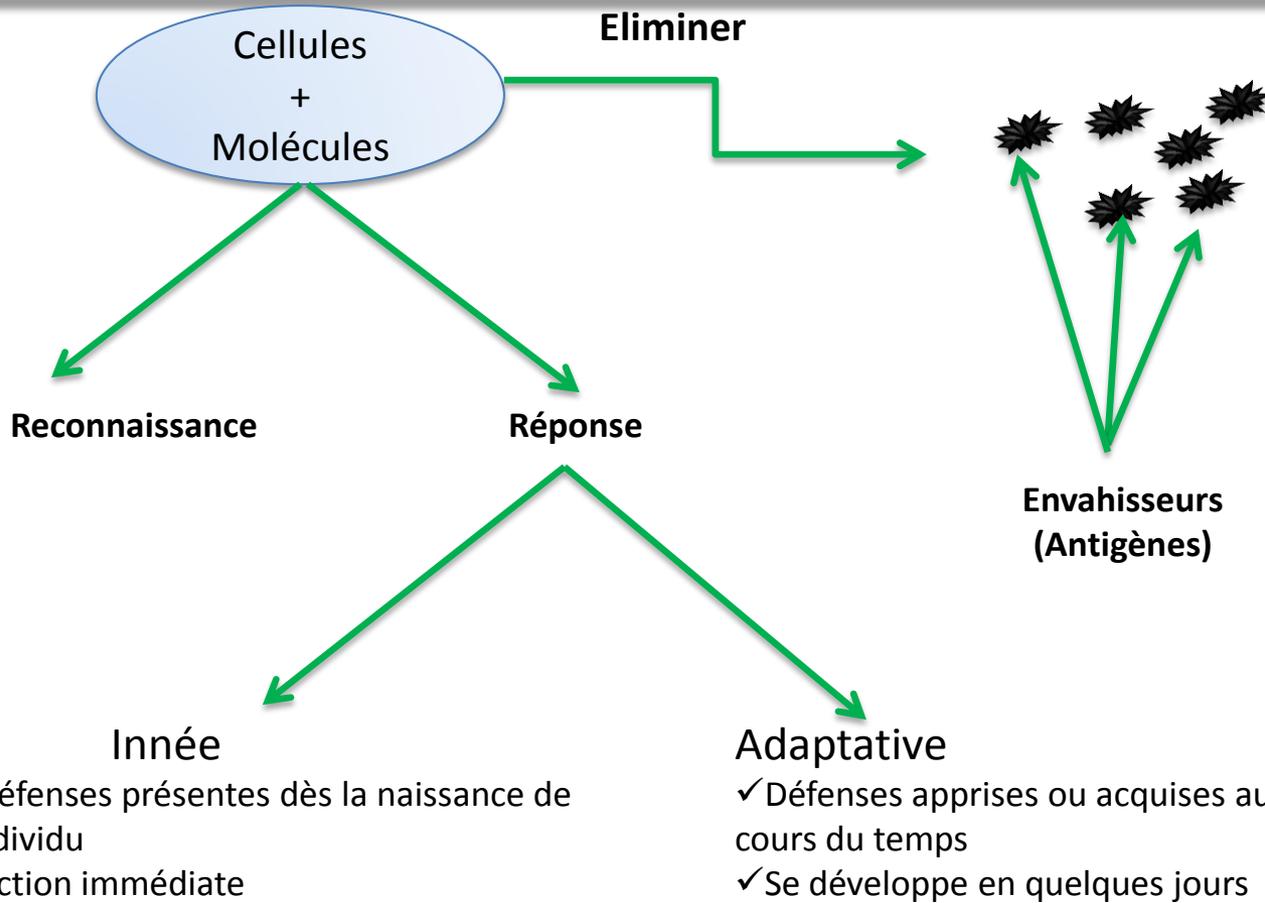
Réseaux de neurones Artificiels

Algorithmes Génétiques

Systemes Immunitaires Artificiels

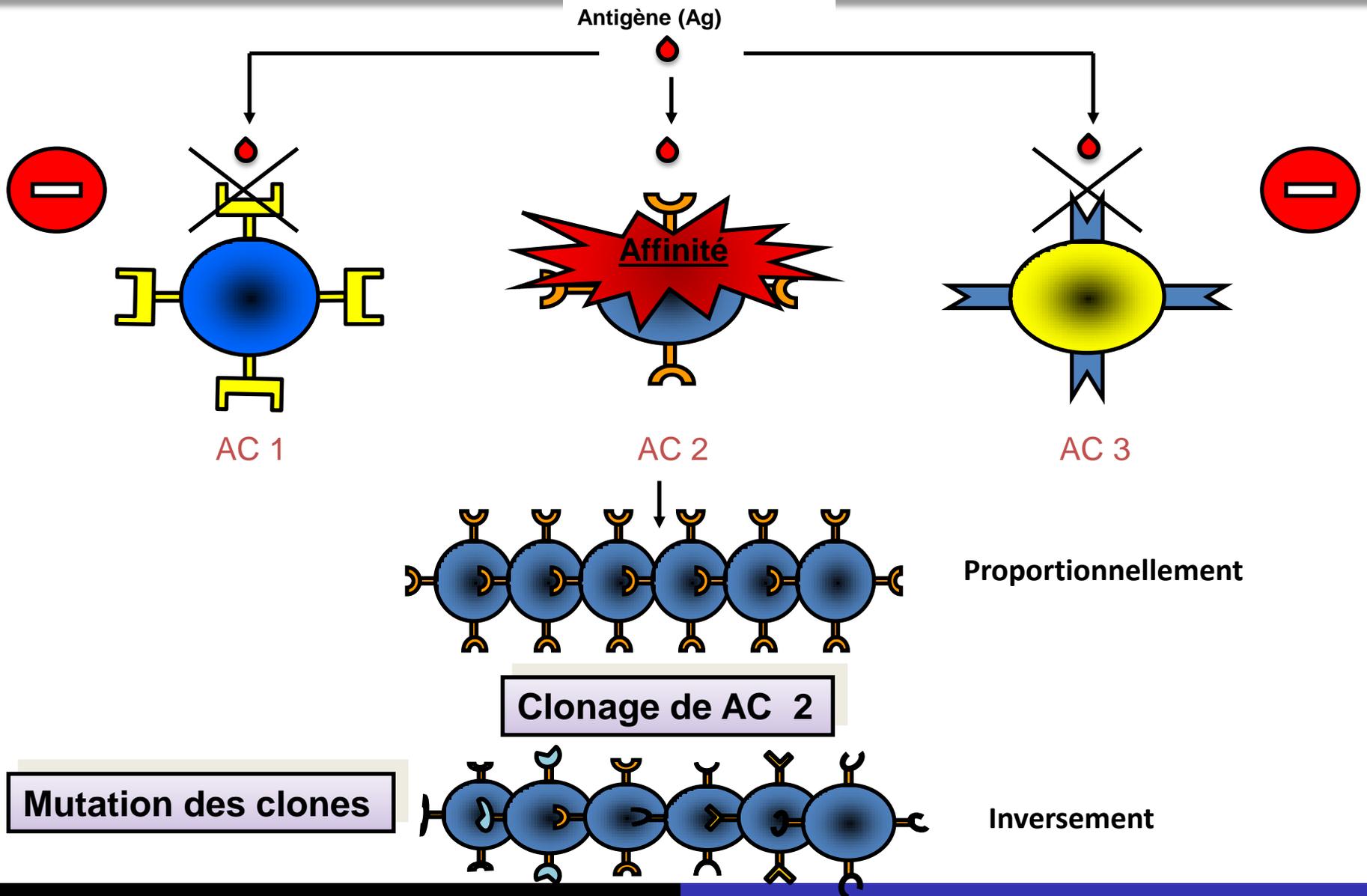
Inspirées par la nature (bio-inspirées)

- ✓ Preuves au sein de la communauté scientifique
- ✓ Tentative de modélisation du système immunitaire biologique
- ✓ Technique d'apprentissage machine qui a connu une évolution constante depuis les travaux de Farmer et al,(1986)



Antigène : toute substance étrangère qui déclenche la formation d'anticorps et ne réagit qu'avec l'anticorps spécifique correspondant

Anticorps : Toute substance présente naturellement ou produite dans l'organisme sous l'action d'un antigène et qui possède la propriété de réagir spécifiquement cet antigène.



Principe des SIA:

Les **Systèmes Immunitaires Artificiels (SIA)** sont des systèmes adaptatifs, s'inspirant :

- Théories
- Fonctions
- Principes

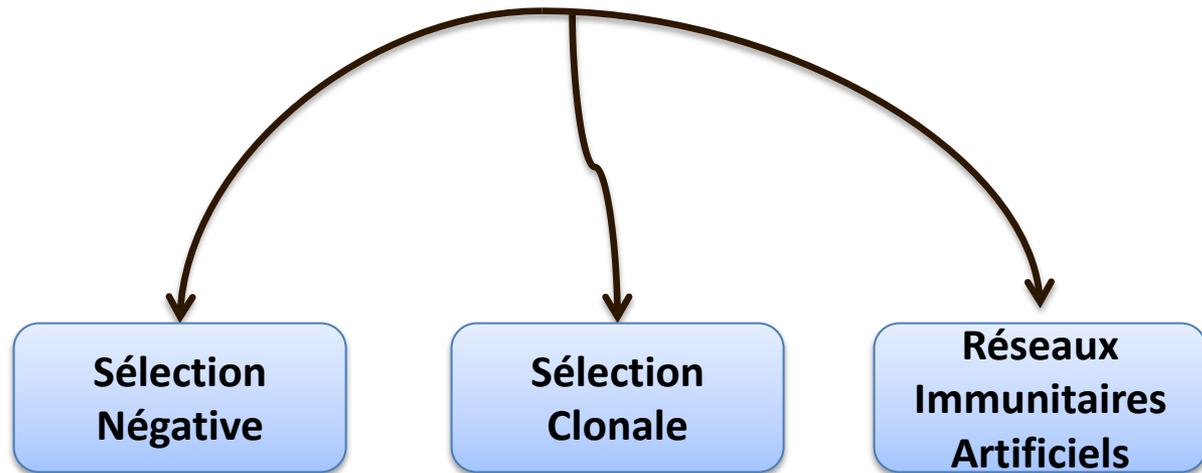
modèles immunitaires Biologiques

→ Appliqués à la résolution de problèmes de science et d'ingénierie tels que la classification.

Caractéristiques :

- ✓ Apprentissage et mémorisation
- ✓ Auto-organisation
- ✓ Adaptation
- ✓ Robustesse et évolutivité
- ✓ Reconnaissance des formes
- ✓ Discrimination du soi et du non-soi
- ✓ Tolérance au bruit (liaison non précise)

Algorithmes de classification par SIA



✓ **Algorithme: Negative Selection Algorithm (1994)**

✓ **NSA+ (2014)**

✓ **Algorithme : CLONALG (2002)**

✓ **CLONAX (2011), HLCSA (Hybrid Learning CSA) (2015)**

✓ **Algorithme : aiNet (2001)**

✓ **AINetHE-RA (AINET with hybrid encoding for resource allocation)(2014)**

Bases de données utilisées pour la classification du cancer du sein :

- **Wisconsin Diagnostic Breast Cancer Database (WDBC) (30 att)**
- **Digital Database for Screening Mammography (DDSM) (22 att)**

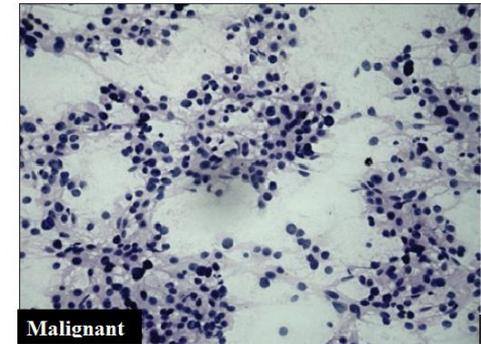
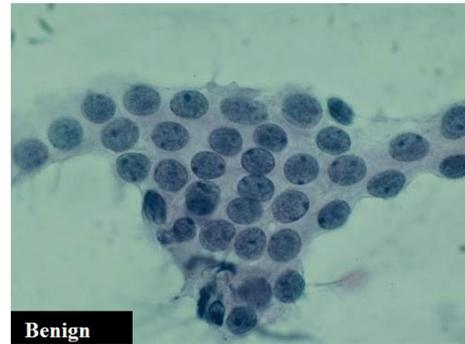
WISCONSIN DIAGNOSTIC BREAST CANCER DATABASE (WDBC)

- ✓ **569 exemples : 357 bénins et 212 malins.**
- ✓ **Attributs calculés à partir d'une image numérisée d'une aspiration à l'éguille fine (FNA° d'une masse au sein.**
- ✓ **Caractéristiques des noyaux de cellules présentes dans l'image.**
- ✓ **30 attributs : attributs de 30 à 32 déterminés par un programme informatique :**
 - **1^{er} attribut : Patient ID**
 - **2^{ème} attribut : "B" Pour Bénin ou "M" pour Malin**
 - **Attributs de 3 à 32 : 10 caractéristiques à valeurs réelles calculées pour chaque noyau cellulaire :**

WISCONSIN DIAGNOSTIC BREAST CANCER DATABASE (WDBC)

- a. Rayon
- b. Texture
- c. Périmètre
- d. Aire
- e. Régularité
- f. Compacité
- g. Concavité
- h. Nombre des points concaves
- i. Symétrie
- j. Dimension Fractale

Figure : Exemples de WDBC utilisés dans l'évaluation



DIGITAL DATABASE FOR SCREENING MAMMOGRAPHY (DDSM)

- ✓ Assemblée par un groupe de chercheurs de l'Université du Sud de la Floride
- ✓ construite à partir de films numérisés

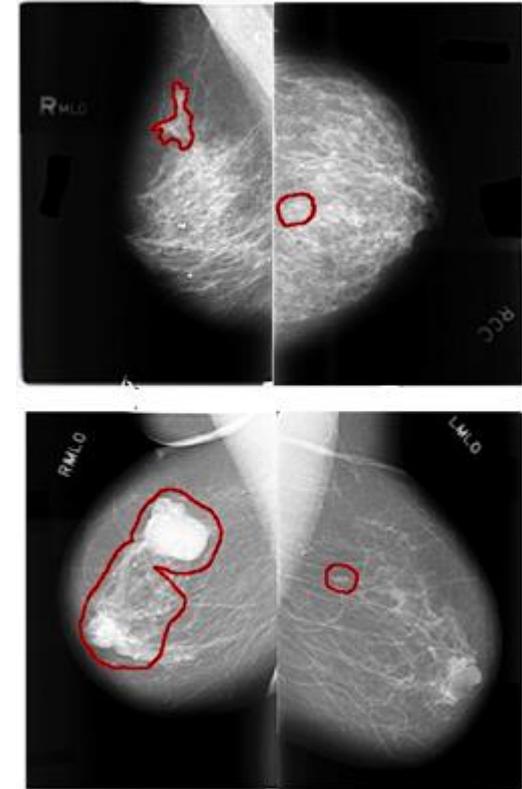
- ✓ 2620 exemples

- ✓ d'utiliser le même lexique normalisé par l'American College of Radiology en BI-RADS (Breast Imaging-Reporting And Data System).

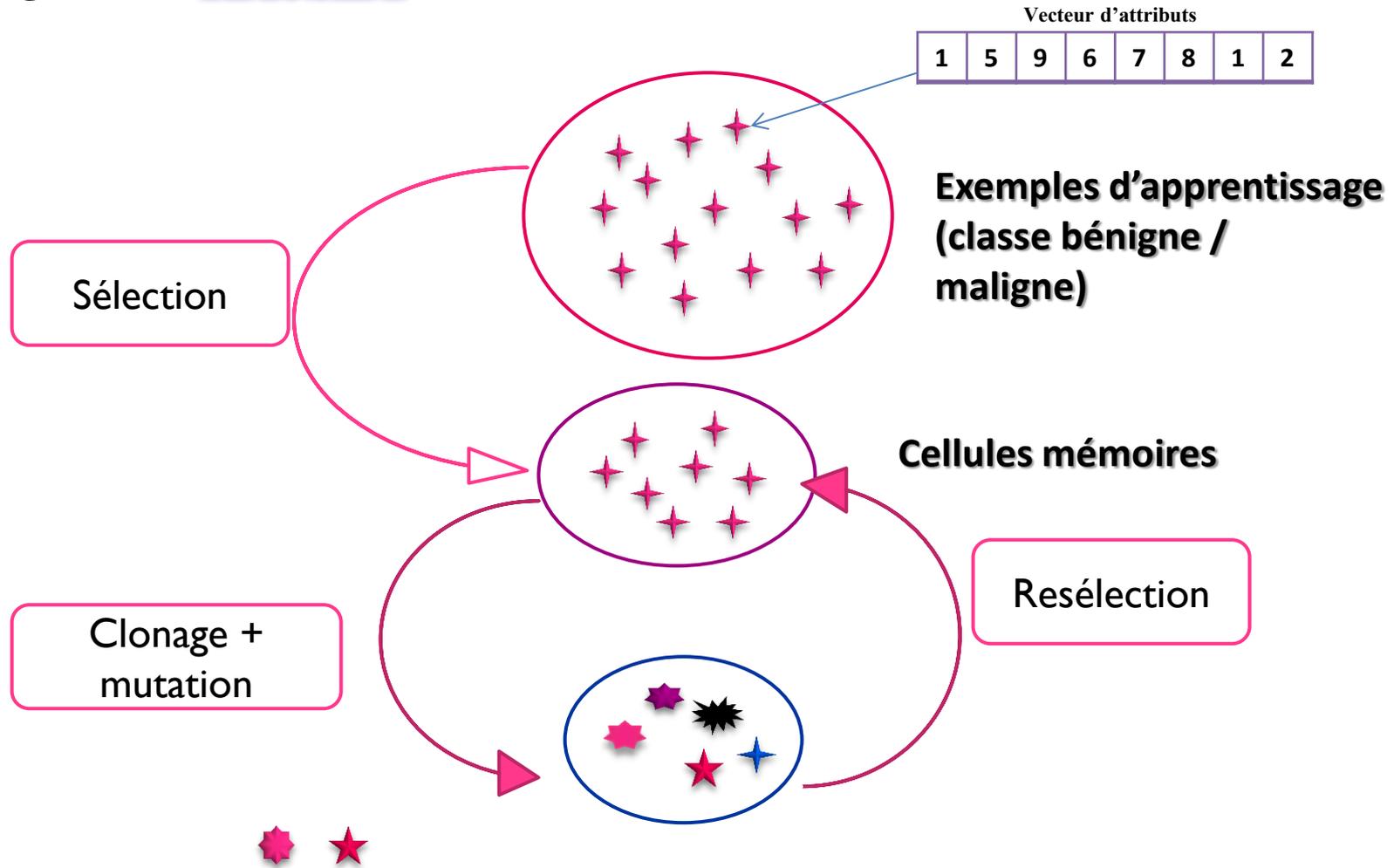
- ✓ Une Sous-base de DDSM a été créé composée de :
 - 242 masses:
 - 128 cas bénins
 - 114 cas malins

- 19 attributs de la littérature (l'aire , le périmètre, la courbure, l'entropie, la rectangularité).
- 3 attributs développés au laboratoire :
 - les points terminaux du squelette (SEP)
 - la sélection des protubérances (PS)
 - le descripteur des masses spiculées (SMD)
- Les 22 descripteurs sont utilisés pour la classification.

Figure : Exemples de DDSM utilisés dans l'évaluation



➤ Algorithme CLONALG (de Castro and Von Zuben , 2002)



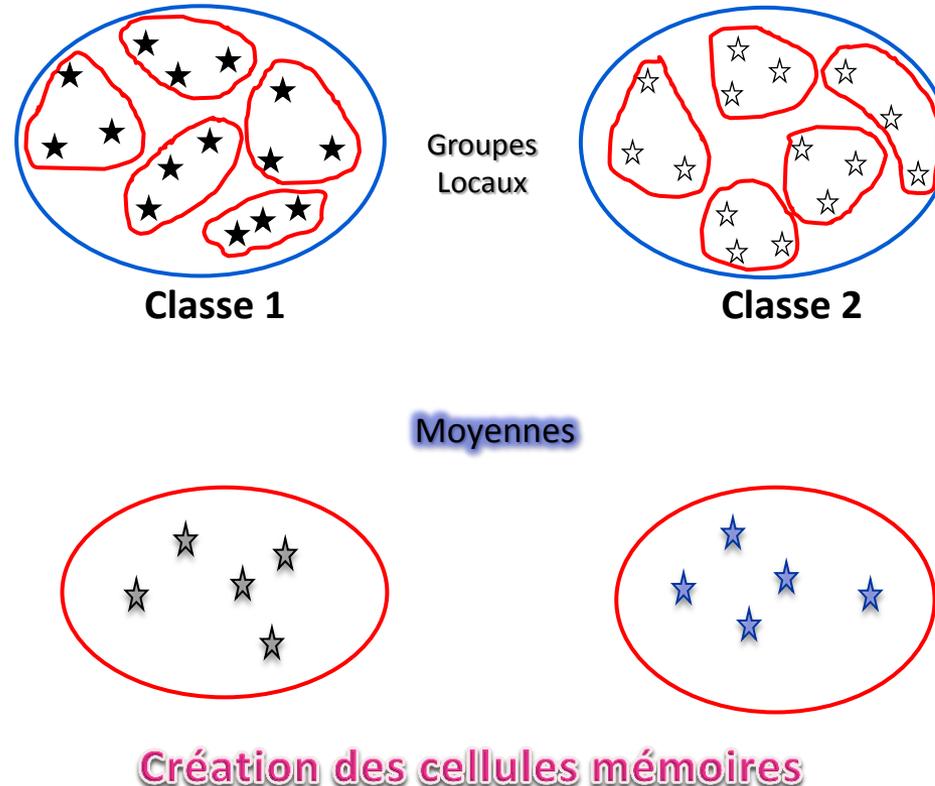
Basés sur le principe de CLONALG, nous avons proposé deux améliorations permettant de sélectionner les meilleures cellules (vecteurs d'attributs) à cloner :

- **CELLS CLONAL SELECTION ARTIFICIAL IMMUNE SYSTEM (CCS-AIS)**
- **MEDIAN FILTER ARTIFICIAL IMMUNE SYSTEM (MF-AIS)**

Amélioration de l'algorithme CLONALG :

Cells Clonal Selection Artificial Immune System (CCS-AIS)

1. Initialisation :

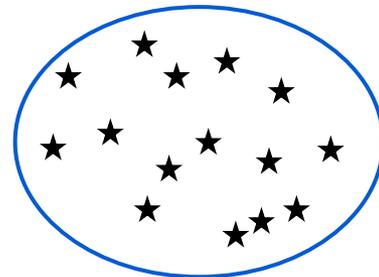


$\text{Nb-Cellules_mémoires} \leq \text{Random}(\text{Nb_exemples_app} / 2)$
 $K = \text{Nb_exemples_app} / \text{Nb-Cellules_mémoires}$

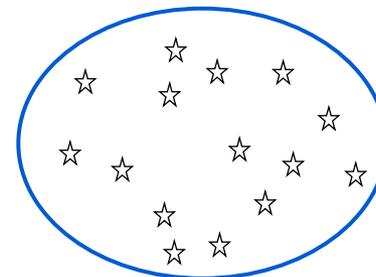
Amélioration de l'algorithme CLONALG :

Cells Clonal Selection Artificial Immune System (CCS-AIS)

2. Apprentissage



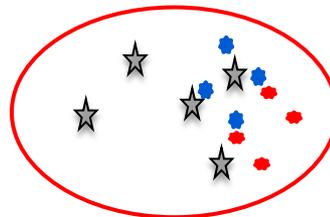
Classe 1



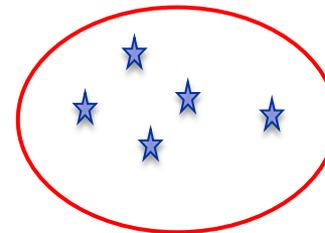
Classe 2

Affinité

★ Cellule Moyenne



Cellules mémoires Class 1



Céllules mémoires Classe 2

Amélioration de l'algorithme CLONALG :

Median Filter Artificial Immune System (MF-AIS)

Algorithme :

1 6 2 0 3

Exemple d'apprentissage

2	4	3	0	6
1	5	4	1	4
5	8	0	3	2
3	6	1	2	3
4	5	2	3	4
1	6	2	1	2
0	2	3	4	1
4	6	8	2	3
1	5	3	1	3
1	5	3	1	3

Cellules mémoires

Tri

1	6	2	1	2
1	5	4	1	4
2	4	3	0	6
3	6	1	2	3
0	2	3	4	1

Meilleurs Cellules

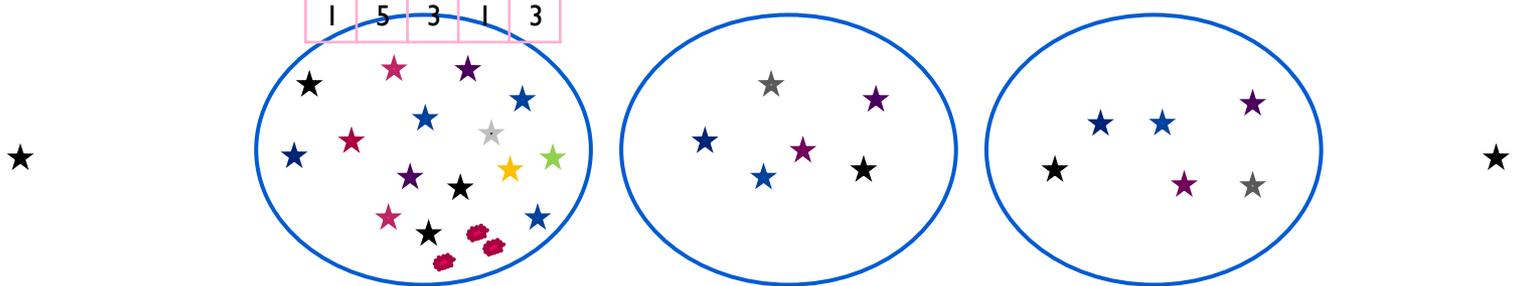
0	2	1	0	1
1	4	2	1	2
1	5	3	1	3
2	6	3	2	4
3	6	4	4	6

Matrice triée

1 5 3 1 3

Cellule médiane

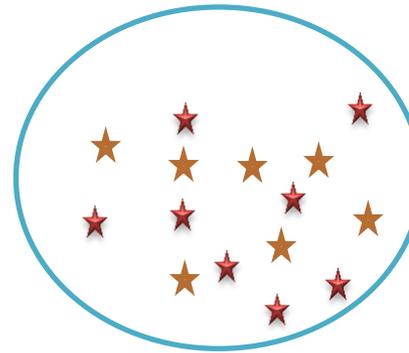
Affinité



Amélioration de l'algorithme CLONALG :

3,Classification:

Affinité



Exemples à Classifier



Cellules mémoires Calsse 1



Cellules mémoires Classe 2

➤ Paramètres utilisés:

- 75 % pour l'apprentissage
- 25 % pour le test
- Distance Euclidienne
- 1, 2, 5, 8, 10 générations
- 5 fois d'executions successives

> RÉSULTATS DE CLASSIFICATION :

Résultats de CCS-AIS sur la base WDBC :

	% App	%Test
1 Génération	89,27	86,34
2 Générations	98,68	92,16
5 Générations	94,40	92,28
8Générations	95,35	91,94
10 Générations	98,36	94,00

Résultats de CCS-AIS sur la base DDSM :

	% App	%Test
1 Génération	71,93	71.21
2 Générations	79,59	96.48
5 Générations	93,41	96.81
8Générations	93,41	96.69
10 Générations	95,22	98.13

> RÉSULTATS DE CLASSIFICATION :

Résultats de MF-AIS sur la base WDBC :

	% App	% Test
1 Génération	94,92	94,77
2 Générations	94,30	96,44
5 Générations	96,93	95,55
8 Générations	95,30	93,11
10 Générations	96,37	92,55

Résultats de MF-AIS sur la base DDSM :

	% App	% Test
1 Génération	94,85	92.89
2 Générations	96.42	94.23
5 Générations	95,03	93.87
8Générations	94,01	96.96
10 Générations	97,86	97.74

➤ COMPARAISON DES RÉSULTATS DE CLASSIFICATION :

Algorithmes SIA	% Classification (WBCD)	% Classification (DDSM)
CLONALG	71.9	95.55
CSA	72.8	91.17
AIRS	90.3	82.15
CLONAX	93.4	94.25
MF-AIS	92.55	97.94
CCS-AIS	94.40	98.13

Comparaison des résultats avec d'autres algorithmes SIA

Comparaison des résultats avec d'autres algorithmes évolutionnaires

Méthode	Résultat de Classification (%) sur WBCD
BPNN	91%
RBFN (noyau gaussien, $\sigma = 0,5$)	95.25%
MLP (1 cc , 8 neurones)	93.56%
SVM ($\sigma = 0,5$)	83,80%
MF-AIS	92.55%
CCS-AIS	94.40%

➤ CONCLUSION ET PERSPECTIVES:

- **Différentes idées basées sur les SIA appliquées sur Wisconsin Breast Cancer Database et Digital Database for Screening Mammography pour le diagnostic du cancer du sein.**
- **Amélioration de l'algorithme CLONALG en utilisant les principes des groupes locaux.**
- **Évaluation des approches proposées et comparaisons avec différents algorithmes de la littérature.**
- **Résultats prometteurs.**
- **Amélioration du taux de calcul des réseaux de neurones artificiels par les SIA.**
- **Améliorer davantage les SIA en termes de taux de calcul par les RNA**

RÉFÉRENCES :

- ▶ Daoudi, R., Djemal, K., & Benyettou, A. (2014). Digital Database For Screening Mammography Classification Using Improved Artificial Immune System Approaches. In 6th International Conference on Evolutionary Computation Theory and Applications (ECTA 2014) Part of the 6th International Joint Conference on Computational Intelligence (IJCCI 2014) (pp. 244-250).
- ▶ Daoudi, R., Djemal, K., & Benyettou, A. (2013). An Immune-Inspired Approach for Breast Cancer Classification. In Engineering Applications of Neural Networks (pp. 273-281). Springer Berlin Heidelberg.
- ▶ Daoudi, R., Djemal, K., & Benyettou, A. (2013, March). Cells clonal selection for Breast Cancer classification. In Systems, Signals & Devices (SSD), 2013 10th International Multi-Conference on (pp. 1-4). IEEE.