

# Le connexionnisme

## I. Principes

Postule qu'un bon modèle cognitif doit être basé sur la compréhension du fonctionnement du cerveau

Cerveau = réseau massivement connecté de neurones qui traitent l'information en parallèle et qui apprend en formant des associations

- Neurone = détecteur (actif/inactif)
- Réseaux = liens, coordonnées, et sélection de pattern d'activité
- Apprentissage : organiser le RNA pour effectuer une tâche et développer un modèle interne de l'environnement

# I. Principes

## 1. Le neurone biologique

Morphologie:

Soma (corps cellulaire)

Dendrites

Plusieurs milliers de branches  
Reçoivent les signaux d'autres neurones

<2mm

Axones

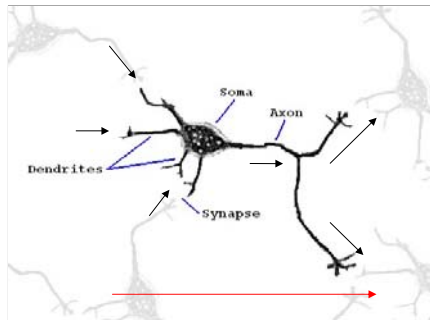
Branches simples

Transportent l'information neuronale sur de longues distances

1mm à 1m

Synapses

Jonction où la partie terminale de l'axone entre en contact avec la dendrite d'un autre neurone



# I. Principes

- Signaux d'entrée inhibiteurs ou excitateurs (via les dendrites) provenant d'autres neurones
- Les entrées sont additionnées jusqu'à un seuil critique
- Si ce seuil est atteint, un potentiel d'action (*spike*) est généré et propagé via l'axone aux neurones en aval (dépolérisation)

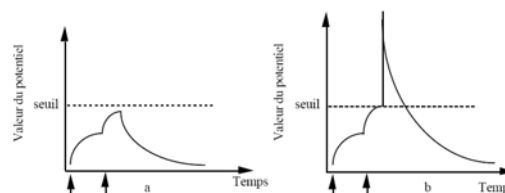
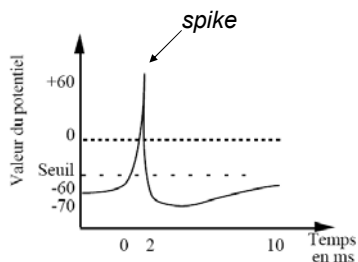


Figure 6. Sommation spatio-temporelle :

addition des potentiels évoqués à la fois dans l'espace et dans le temps.

a) 2 potentiels (repérés par les flèches) ne dépassent pas la valeur seuil.

b) 2 potentiels qui dépassant la valeur seuil génèrent un potentiel d'action.

# I. Principes

## 2. Le neurone artificiel

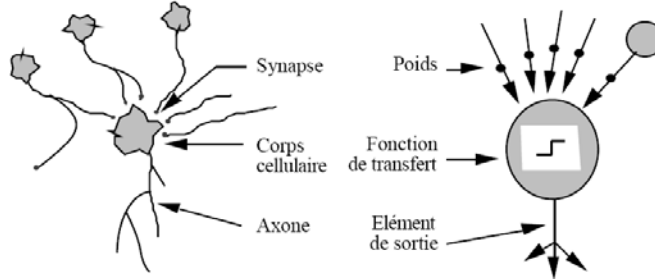
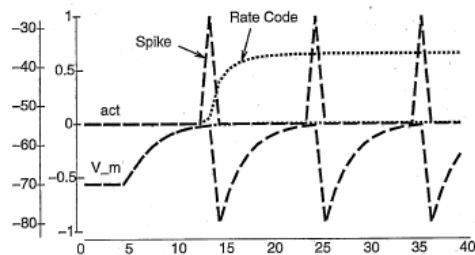


Figure 1. Mise en correspondance neurone biologique / neurone artificiel

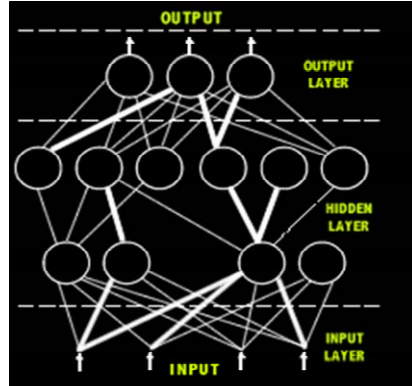
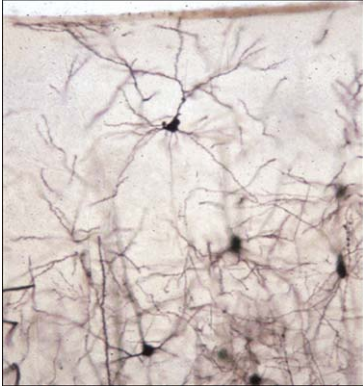
# I. Principes

- Rate-code versus time-code



## II. Architectures

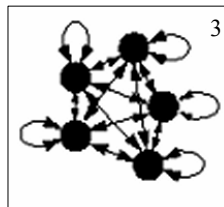
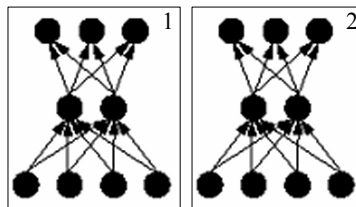
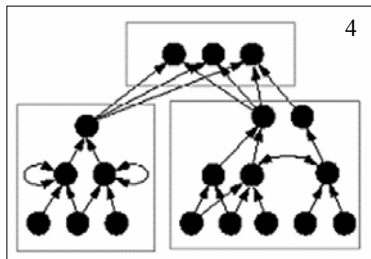
- Réseaux et couches



## II. Architectures

- Types d'architectures courantes :

1. Réseaux feedforward
2. Réseaux récurrents
3. Cartes topologiques
4. Réseaux modulaires
5. ...



# III. Apprentissage

Comment déterminer/modifier les poids des connexions (i.e., leur efficacité) ?

## 1. la loi de Hebb (1949)

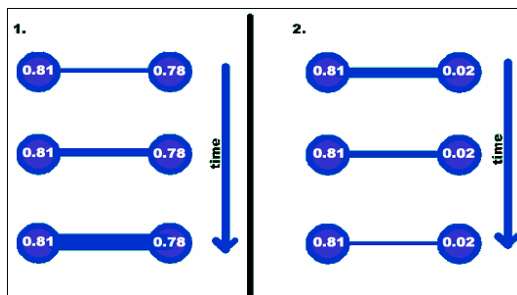
*“quand un neurone A est suffisamment proche d'un neurone B pour l'exciter et quand il contribue de manière répétée à activer ce neurone, des changements métaboliques ont lieu dans l'une ou l'autre cellule de telle manière que l'efficacité de A pour activer B augmente au cours du temps”*

*De: The organization of behavior.*

# III. Apprentissage

## la loi de Hebb (1949)

1. Renforcement synaptique : si deux neurones de chaque côté d'une connexion sont activés simultanément (i.e. de manière synchrone), alors la force de cette connexion est sélectivement renforcée (1)
2. Affaiblissement synaptique : si deux neurones de chaque côté d'une connexion sont activés de manière asynchrone, alors cette connexion est sélectivement affaiblie ou éliminée (2)

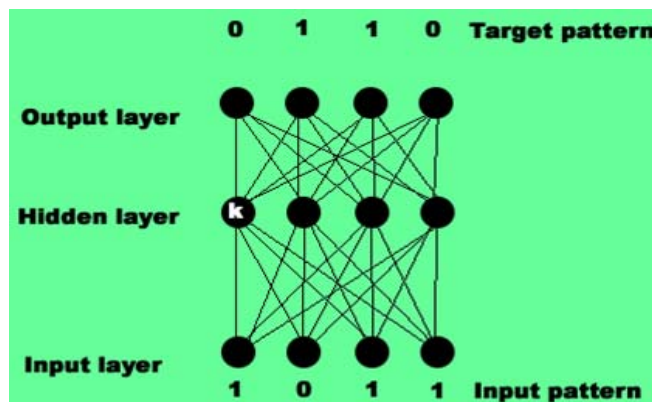


### III. Apprentissage

- Avec le principe de Hebb, deux formes d'apprentissage peuvent être envisagées :
  - L'apprentissage supervisé: un pattern d'entrée est associé à une sortie (classe) explicitement fournie au réseau
  - L'apprentissage non-supervisé (auto-organisé): le réseau parvient seul à détecter les régularités issues des entrées qui lui sont fournies
    - Principe d'auto-organisation : formation de catégories, de représentations, à partir des statistiques des patterns d'entrées (similarités, co-occurrences, ...)

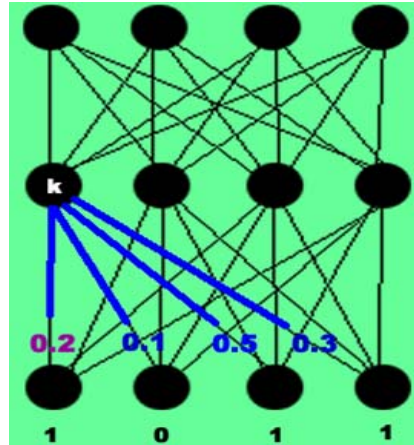
### III. Apprentissage

2. Exemple d'apprentissage supervisé : la rétro-propagation de l'erreur

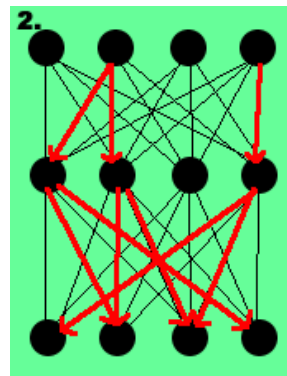
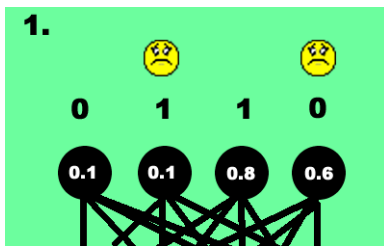


### III. Apprentissage

- L'entrée de  $k$  est la somme pondérée des activations entre la couche d'entrée et  $k$ .
- Dans ce cas, l'entrée de  $k=1.0$
- Si 1.0 excède le seuil d'activation de l'unité  $k$ , elle est activée.



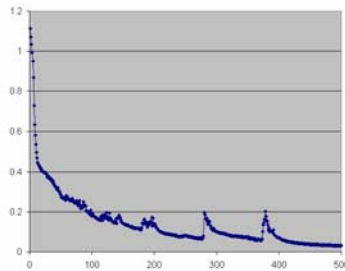
### III. Apprentissage



1. La sortie du réseau est comparée au pattern *cible*.
2. Les connexions contribuant à l'erreur sont ajustées (un signal d'erreur est *rétro-propagé*).

### III. Apprentissage

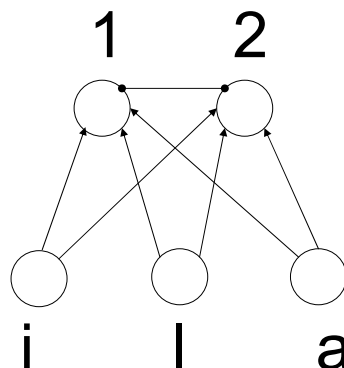
- Le RNA corrige ses poids pour se comporter correctement, i.e. minimiser l'erreur.



Evolution de l'erreur pendant l'apprentissage

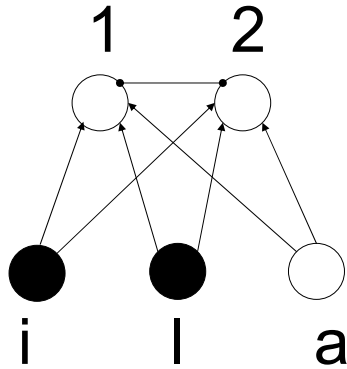
### III. Apprentissage

#### 3. Exemple d'apprentissage compétitif



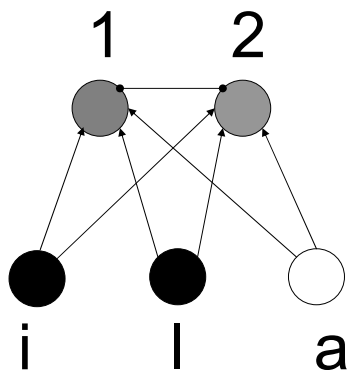


### III. Apprentissage



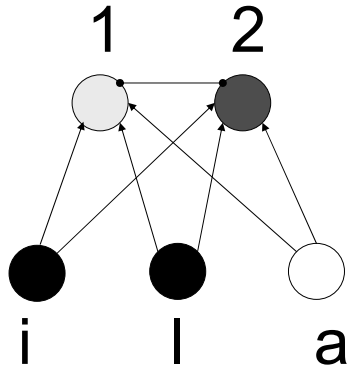
Le stimulus 'il' est présenté...

### III. Apprentissage



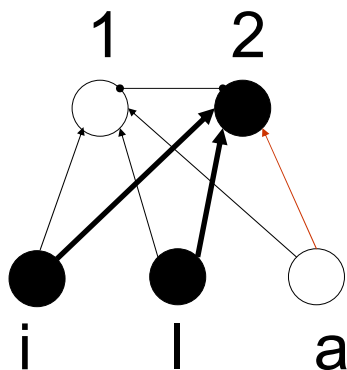
...la compétition commence au niveau "catégories"...

### III. Apprentissage



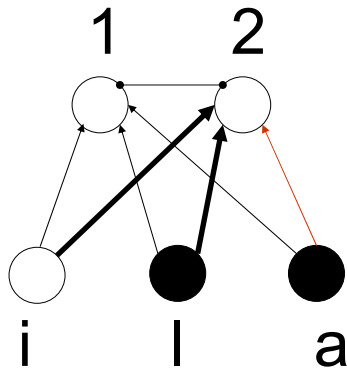
... fin de la compétition...

### III. Apprentissage



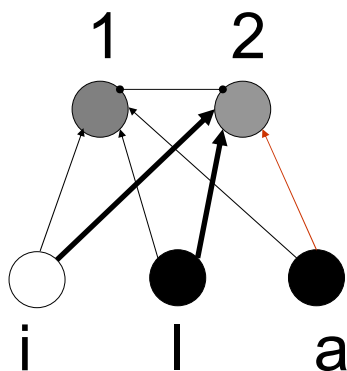
... apprentissage Hebbien : la cellule 2 représente maintenant 'il'.

### III. Apprentissage



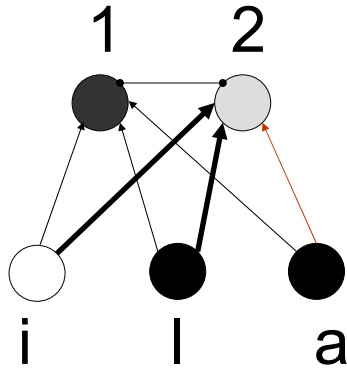
Le stimulus 'la' est présenté...

### III. Apprentissage



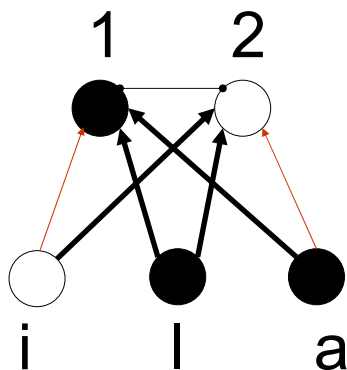
compétition...

### III. Apprentissage



La présentation de 'la' active la cellule 1...

### III. Apprentissage



... la catégorie 1 est établie par un apprentissage hebbien. La cellule 1 représente maintenant 'la'.

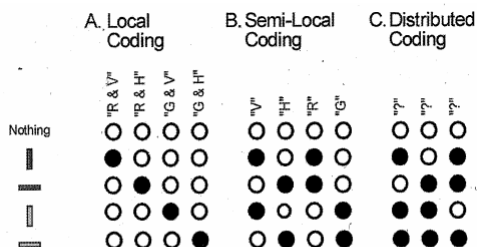
# Résumé

- Les neurones intègrent l'information
- Leur sortie montre leur niveau d'activité
- Le cerveau est organisé en couches
- L'influence d'un neurone sur les autres dépend de l'efficacité de leurs connexions
- L'apprentissage correspond au changement de l'efficacité des connexions entre neurones

## IV. Représentations

### 1. Représentations localiste et distribuée

- Localiste : 1 concept = 1 neurone
- Distribuée : la représentation d'un concept n'est pas concentrée sur un neurone particulier, mais est distribuée sur une partie (ou l'ensemble) des neurone du réseau

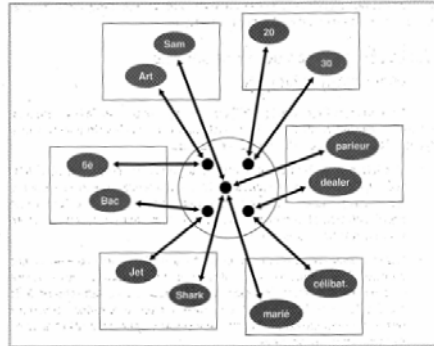


**Figure 1.** Three ways of representing four stimuli. Filled circles correspond to active units. *A.* Local coding. Each stimulus is explicitly coded by dedicated units. *B.* Semilocal coding. The different features—red (R), green (G), vertical (V), and horizontal (H)—are represented by separate units. *C.* Distributed coding.

# IV. Représentations

## 2. Mémoire adressable par le contenu (e.g., McClelland et Rumelhart, 1981,1986 : récupération d'informations sur des personnes)

Nom	Bande	Age	Niveau scolaire	Situation de famille	Profession
Art	jets	40	64	Célibataire	Dealer (drogue)
Al	jets	30	64	Marlé	Cambricoleur
Sans	jets	20	Univ	Célibataire	Parieur (courses)
Clyde	jets	40	64	Célibataire	Parieur (courses)
Mike	jets	30	64	Célibataire	Parieur (courses)
Jim	jets	20	64	Divorcé	Cambricoleur
Greg	jets	20	Bac	Marlé	Dealer (drogue)
John	jets	20	64	Marlé	Cambricoleur
Doog	jets	30	Bac	Célibataire	Parieur (courses)
Lance	jets	20	64	Marlé	Cambricoleur
George	jets	20	64	Divorcé	Cambricoleur
Pete	jets	20	Bac	Célibataire	Parieur (courses)
Fred	jets	20	Bac	Célibataire	Dealer (drogue)
Gene	jets	20	Univ	Célibataire	Dealer (drogue)
Ralph	jets	30	64	Célibataire	Dealer (drogue)
Phil	Sharks	30	Univ	Marlé	Dealer (drogue)
Be	Sharks	30	64	Célibataire	Parieur (courses)
Nick	Sharks	30	Bac	Célibataire	Dealer (drogue)
Don	Sharks	30	Univ	Marlé	Parieur (courses)
Ned	Sharks	30	Bac	Marlé	Cambricoleur
Karl	Sharks	40	Bac	Marlé	Parieur (courses)
Ken	Sharks	20	Bac	Célibataire	Cambricoleur
Karl	Sharks	40	Bac	Marlé	Cambricoleur



# IV. Représentations

## 3. Représentations émergentes (i.e. créées par le réseau; Hinton, 1986)

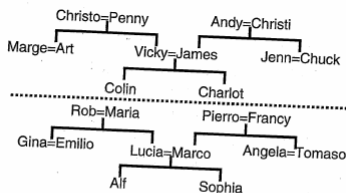


Figure 6.7: The family tree structure learned in the *family trees* task. There are two isomorphic families, one English and one Italian. The = symbol indicates marriage.

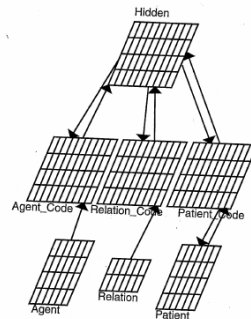
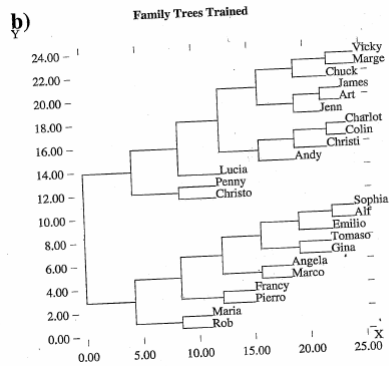


Figure 6.8: The family tree network, with intermediate *Code* hidden layers that re-represent the input/output patterns.

# IV. Représentations

Analyse des représentations (couche cachée) créées par le réseau durant l'apprentissage



# V. Propriétés des RNA

## 1. Généralisation

– exemple : l'apprentissage de fonction

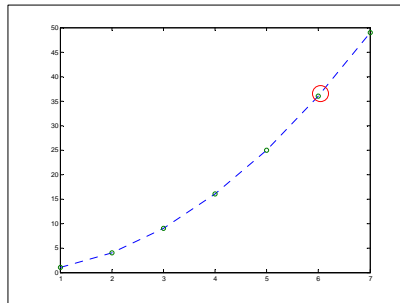
1=>1

3=>9

5=>25

6=> ?

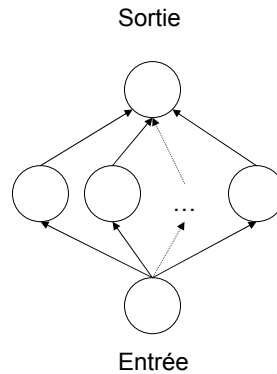
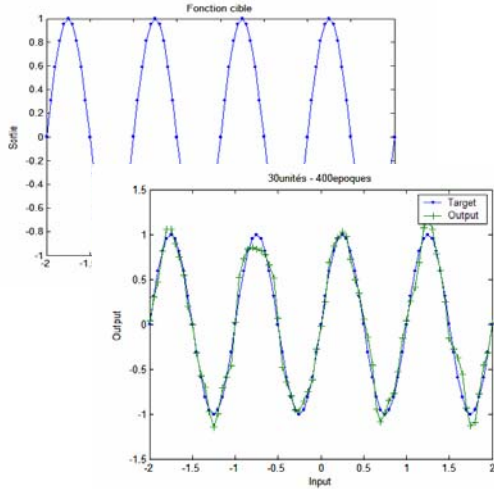
7=>49



(Apprentissage moteur, suivi oculaire, apprentissage implicite,...)

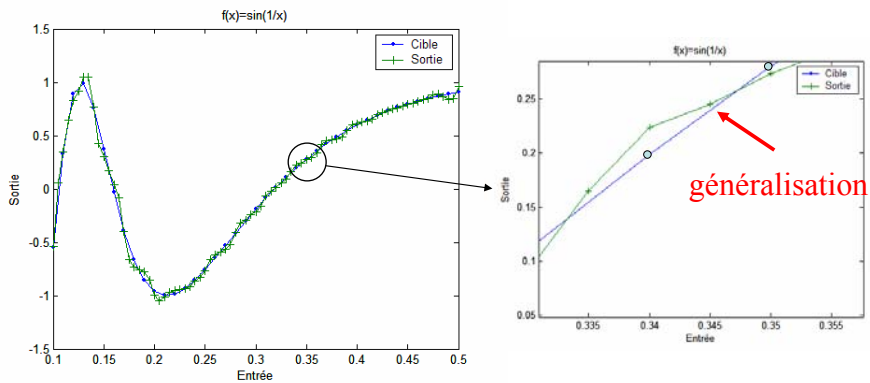
# V. Propriétés

## L'approximation de fonction



# V. Propriétés

## L'approximation de fonction

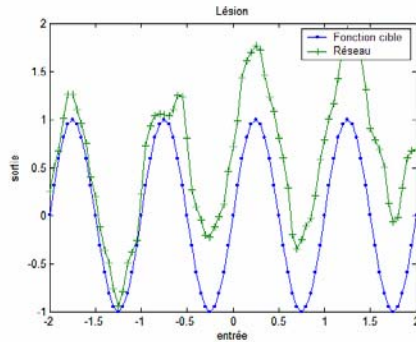


**Généralisation** sur des données jamais vues (ou manquantes..)



# V. Propriétés

## 2. Tolérance à la dégradation

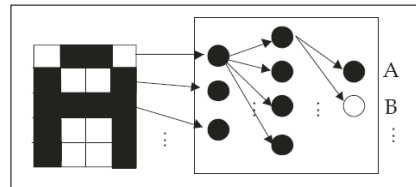
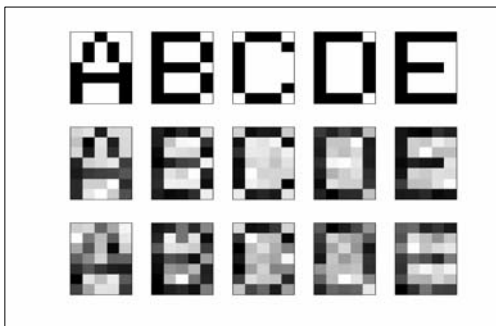


« graceful degradation » : dégradation progressive des performances

# V. Propriétés

## 3. Tolérance au bruit

– exemple : reconnaissance de caractères



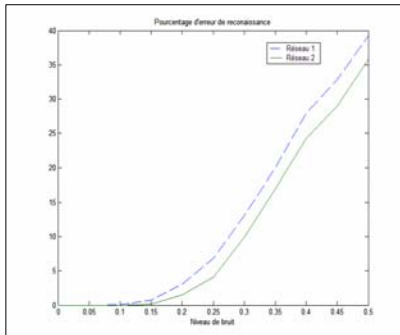
26 caractères sous forme d'image pixelisée (7\*5)  
26 caractères bruités (ajout d'une valeur aléatoire à chaque pixel)

# V. Propriétés

2 réseaux associateurs (la couche de sortie utilise un codage localiste)

- Réseau “Ctrl” : entraîné sur les caractères non-bruités **uniquement**
- Réseau “Bruit” : entraîné sur les **2** versions

Les 2 réseaux sont testés après apprentissage sur des caractères dont le niveau de bruit varie entre 0 et .5



Le réseau “Bruit”, entraîné **avec** ajout de bruit, commet **moins** d’erreurs que le réseau “Ctrl”, entraîné sans ajout de bruit.

# VI. Résumé

*Un RNA est caractérisé par:*

1. Un type de neurone formel
2. Une architecture
3. Un type d'interconnexion
4. Un mode d'apprentissage (= comment estimer les poids) : supervisé vs. non-supervisé

*Propriétés*

1. Généralisation des connaissances à de nouveaux stimuli (interpolation et extrapolation)
2. Tolérance au bruit, à la distorsion des stimuli
3. Dégradation progressive des performances suite à des « lésions »

*Représentations des connaissances, mémoire :*

Court-terme : patterns d'activités

Long-terme : patterns de poids de connexions

actives : les représentations sont directement impliquées dans le calcul

La mémoire est accédée par son contenu (par relations ou similarités)