

V 68-156

Sc N 68
36

UNIVERSITE DE NANCY
FACULTE DES SCIENCES

THESE

présentée à la Faculté des Sciences de NANCY

pour obtenir

le titre de

DOCTEUR DE SPECIALITE EN PHYSIQUE

(électrotechnique)

par

Jacques BREMONT

++++



Sujet : " Simulation numérique d'un perceptron à défilement
d'images".

Soutenue de 28 Juin 1968 devant La commission d'Examen.

Composition du Jury :

Messieurs

"
A. FRUHLING, Président
J. LEGRAS, Examinateurs
R. MAINARD,
M. LAMOTTE.

+
+ + +



SIMULATION NUMERIQUE D'UN PERCEPTRON A DEFILEMENT D'IMAGES

UNIVERSITE DE NANCY

FACULTE DES SCIENCES

DOYEN : M. AUBRY

ASSESEUR : M. GAY

Doyens honoraires : MM. CORNUBERT - DELSARTE - ROUBAULT

Professeurs honoraires : MM. RAYBAUD - LAFFITTE - LERAY
JULY - LAPORTE - EICHHORN - GODEMENT - DUBREUIL - L. SCHWARTZ
DIEUDONNE - DE MALLEMANN - LONGCHAMBON - LETORT - DODE -
GAUTHIER - GOUDET - OLMER - CORNUBERT - CHAPELLE - GUERIN -
WAIL.

Maîtres de Conférences honoraires : MM. LIENHART - PIERRET -
Melle MATHIEU.

Professeurs

MM. DELSARTE	Analyse supérieure	MANGENOT	Botanique
ROUBAULT	Géologie	GAYET	Physiologie
CAPELLE	Mécanique rationnelle	HADNI	Physique
VEILLET	Biologie animale	* BASTICK	Chimie
BARRIOL	Chimie théorique	DUCHAUFOR	Pédologie
BIZETTE	Physique	GARNIER	Agronomie
GUILLIEN	Electronique	NEEL	Chimie. Org. Ind.
		BERNARD	Géologie Appl.
LEGRAS	Mécanique rationnelle	* CHAMPIER	Physique
BOLFA	Minéralogie	* GAY	Chimie Biologie
NICLAUSE	Chimie	STEPHAN	Zoologie
FAIVRE	Physique appliquée	* CONDE	Zoologie

MM. AUBRY	Chimie minérale	*WERNER	Botanique
COPPENS	Radiogéologie	EYMARD	Calcul Diff. et Intégral
DUVAL	Chimie	LEVISALLES	Chimie Organique
FRÜHLING	Physique	Mme HERVE	Méthodes Mathématiques de la Physique
HILLY	Géologie	FELDEN	Physique
LE GOFF	Génie Chimique	*GOSSE	Mécanique Physique
SUHNER	Physique Expé.	*DAVOINE	Physique (E.N.S.M.I.M)
CHAPON	Chimie Biologique	HORN	Physique (1 ^o Cycle)
HEROLD	Chimie Miné. Ind.	*ROCCI	Géologie
SCHWARTZ B.	Exploitation Minière	Mme LUMER	Mathématiques
*MALAPRADE	Chimie	N.....	Chimie Biologie
		N.....	Mécanique Appliquée.

(*) Professeur titulaire à titre personnel.

MAITRES de Conférences

Mme BASTICK	Chimie P. C. Epinal
MM. GUDEFIN	Physique
VUILLAUME	Psychophysiologie
FRENTZ	Biologie Animale
MARI	Chimie (I. S. I. N.)
AUROUZE	Géologie
DEVIOT	Physique du solide
FLECHON	Physique P. C.
Melle HUET	Mathématiques C. B. G.
VIGNES	Métallurgie
BALESDENT	Thermodynamique chimique appliquée (E. N. S. I. C.)
BLAZY	Minéralogie Appliquée (E. N. S. G.)
JANOT	Physique P. C. Epinal

MM.	JACQUIN	Pédologie et Chimie Agricoles
	MAINARD	Physique M. P.
	CACHAN	Entomologie appliquée (E. N. S. A.)
	MARTIN	Chimie P. C.
	PAULMIER	Mécanique Expérimentale
	PROTAS	Minéralogie.
	JOZEFOWICZ	Physico-Chimie
	JURAIN	Géologie C. B. G.
	RIVAIL	Chimie Appliquée (C. U. C. E. S.)
	VILLERMAUX	Génie Chimique
	METCHE	Biochimie appliquée (brasserie)
	PAIR	Mathématiques appliquées.
	BAUMANN	Physique I ^o Cycle
	DURAND	Physique
	GRANGE	Physique (I. S. I. N.)
	DEPAIX	Probabilités et Statistiques.
	N.	Mécanique des fluides (I. S. I. N.)
	N.	Mécanique (I. S. I. N.)
	N.	Mathématiques
	N.	Mathématiques P. C.
	N.	Mathématiques C. B. G.
	N.	Physiologie animale
	N.	Mathématiques M. P.
	N.	Exploitation minière (E. N. S. M. I. M.)

- AVANT - PROPOS -

Ce travail à été effectué au Laboratoire d'ELECTRICITE et d'AUTOMATISME de la Faculté des Sciences de NANCY.

Nous exprimons toute notre gratitude à Monsieur le Professeur A. FRÜHLING et nous lui sommes reconnaissants pour l'intérêt qu'il a porté à ce travail.

Nous sommes également reconnaissants à Messieurs les Professeurs J. LEGRAS, qui en particulier a mis à notre disposition toute l'installation de L'INSTITUT DE CALCUL, et R. MAINARD qui ont bien voulu faire partie du Jury.

Nous exprimons toute notre reconnaissance à Monsieur M. LAMOTTE, initiateur de ce travail, pour l'animation et l'attention qu'il n'a cessé d'apporter à notre équipe de recherche.

Nous remercions toutes les personnes qui ont contribué à la présentation et à la réalisation de ce travail, ainsi que tous nos camarades de Laboratoire pour l'ambiance sympathique qu'ils ont su créer.

TABLE DES MATIERES

= * = * = * = * = * =

INTRODUCTION.....

1

1ere Partie : GENERALITES SUR LES MACHINES A APPRENTISSAGE ET

LE PERCEPTRON ELEMENTAIRE.

I ₁ . Machines à apprentissage et le perceptron élémentaire	3
I ₁₁ . Classifications de données par machines.....	3
I ₁₂ . Le modèle de base	
I ₁₃ . Surfaces de décision dans l'espace des formes.....	5
I ₁₄ . Fonctions de discrimination.....	5
I ₁₅ . Sélection des fonctions de discrimination.....	5
I ₁₆ . Méthodes d'apprentissage.....	6
I ₂ . Généralités sur le perceptron élémentaire.....	7
I ₂₁ . Structure.....	7
I ₂₂ . Fonctionnement du perceptron élémentaire.....	11

2ème Partie : PROBABILITE D'EXCITATION D'UN NEURONE PAR
UNE, PUIS PAR DEUX IMAGES SUCCESSIVES

II ₁ . Probabilité d'excitation d'un neurone par une seule image.....	14
II ₁₁ . Méthode de calcul.....	14
II ₁₂ . Résultats.....	16
II ₂ . Probabilité d'excitation d'un neurone par deux images consécutives.....	21
II ₂₁ . Méthode de calcul.....	21
II ₂₂ . Résultats.....	26

./.

3ème Partie : SIMULATION NUMERIQUE D'UN PERCEPTRON SIMPLE.

III ₁ . Simulation de la structure.....	28
III ₁₁ . Récepteurs.....	29
III ₁₂ . Couche d'éléments N.....	30
III ₁₃ . Connexions R - N.....	30
III ₁₄ . Couche K et connexions N - K.....	33
III ₂ . Fonctionnement du perceptron simple.....	35
III ₂₁ . Construction du tableau des neurones excités....	35
III ₂₂ . Cycle leçon et apprentissage.....	39
III ₃ . Organigramme simplifié du perceptron élémentaire	44
III ₃₁ . Notations.....	44
III ₃₂ . Programme Algol. Perceptron élémentaire.....	46
III ₄ . Résultats.....	50

4ème Partie. PERCEPTRON A NEURONES ASSOCIES

IV ₁ . Simulation numérique.....	60
IV ₂ . Résultats.....	62

5ème Partie : PERCEPTRON A DEFILEMENT D'IMAGES.

V ₁ . La voix parlée.....	63
V ₂ . Obtention de la forme de l'objet sonore.....	64
V ₃ . Principe de la présentation des formes dans le cas de la simulation.....	65
V ₃₁ . Construction et classement des images.....	66
V ₃₂ . Organigramme de la simulation numérique de perceptron.....	67
V ₄ . Résultats.....	69

CONCLUSION.....	72
-----------------	----

INTRODUCTION

La reconnaissance de formes telles que les lettres de l'alphabet, des éléments de photographies aériennes, les phonèmes, consiste à attribuer à chacune de ces formes une catégorie de classement.

Les informations qui caractérisent une forme proviennent du monde réel et sont généralement entachées d'un bruit aléatoire comme un flou dans le cas des photographies, ou des fréquences parasites dans la détection d'un son.

Il est difficile de traiter directement des informations de ce type. Cependant, la classification en différentes catégories de ces formes peut effectivement être réalisée en employant des techniques adaptatives qui sont capables de modifications statistiques au cours d'une période préalable d'apprentissage.

Un système à auto-apprentissage est un ensemble dont la constitution interne est modifiable dans le temps, pour que la réponse (classement repéré par le système) à un groupe d'entrées données soit la meilleure possible, compte tenu du rôle assigné au système. Ces modifications se font sur la base d'expériences antérieures.

Tous les différents types d'informations pouvant aisément se mettre directement ou analogiquement sous la forme de signaux électroniques, il est intéressant d'envisager un seul type d'appareil de classification, le perceptron. Comme le perfectionnement statistique de cet appareil exige un grand nombre de composants dont l'assemblage complexe est relativement rigide, il faut prévoir son fonctionnement sur un modèle mathématique, ce qui est l'objet de la présente simulation numérique.

Dans une première partie, nous rappelons quelques généralités sur les systèmes à apprentissage [1] et la place qu'y occupe le perceptron, ainsi que la théorie du perceptron élémentaire.

Nous avons ensuite fixé les conditions de fonctionnement optimal de l'appareil dans une deuxième partie.

Dans une troisième partie, nous avons simulé numériquement un perceptron élémentaire en Algol sur CAE 510.

Nous avons introduit dans une quatrième partie, une perturbation de structure de ce perceptron en simulant un "perceptron à neurones associés".

Enfin, nous avons établi un modèle de perceptron plus élaboré, le "perceptron à défilement d'images" que nous avons également simulé numériquement dans le but de réaliser le classement d'images variables dans le temps, par exemple les informations fournies par l'analyse des sons vocaux.

PREMIERE PARTIE

GENERALITES SUR LES MACHINES A APPRENTISSAGE

ET LE PERCEPTRON ELEMENTAIRE

I.1. MACHINES A APPRENTISSAGE ET LE PERCEPTRON ELEMENTAIRE.

Avant d'aborder le problème du perceptron, il est nécessaire de le situer parmi les machines à apprentissage dont nous nous proposons de rappeler quelques généralités [1].

I.1.1. Classifications de données par machines.

Un exemple peut nous situer explicitement le problème de la classification. Un diagnostic médical est basé éventuellement sur les données graphiques d'électro-encéphalogramme qui peuvent être l'amplitude et la fréquence de variation de signaux en différents points d'un échantillon enregistré pendant un certain intervalle de temps. La machine qui interpréterait ces données devrait définir pour l'examen d'un cas, l'anomalie physiologique que présente le patient. Pour que la machine fonctionne bien, il faudrait que la concordance entre la prévision et le fait soit satisfaisante, c'est-à-dire que finalement le pourcentage d'erreurs de diagnostic de la machine soit plus faible que pour un médecin.

Des tâches analogues de classement susceptibles d'être réalisées par une machine sont données par le tableau suivant :

<u>TACHES</u>	<u>DONNEES</u>	<u>REPONSES</u>
Diagnostic médical	- symptômes - électro-encéphalogrammes, etc...	état physiologique
Prévision du temps	mesures météorologiques	prévisions
Reconnaissance de l'écriture	signal optique	identification du caractère
Reconnaissance de la parole	signal acoustique	identification du phénomène ou éventuellement du mot
Triage de photographies	signal optique	catégories de photographies

A première vue, une machine à apprentissage devrait être propre à chacune de ces tâches, mais le perceptron que nous décrirons est capable de s'adapter indifféremment à chacune d'entre elles et d'apporter une contribution importante aux problèmes généraux de classification.

I.1.2. Le modèle de base.

Considérons par exemple dans une étude de morphologie la série des d données constituées par les mensurations $x_1, x_2, \dots, x_i, \dots, x_d$ d'un individu d'une population.

On dira que cet ensemble de données est une forme à d dimensions x_i , ou que les grandeurs x_i sont les composantes du vecteur forme $\underline{X}$ de taille d .

En ce qui concerne la morphologie, on classera les formes relatives chacune à un individu de l'échantillon considéré de la population étudiée, en F catégories, $1, \dots, F$, définissant les individus normaux, petits, grands, lourds, minces, $\dots$.

Bien entendu, dans chacune de ces catégories, les composants x_i sont aléatoires, avec cependant leur répartition limitée autour des valeurs moyennes correspondantes par les frontières avec la catégorie voisine.

Le modèle schématique du discriminateur de forme se présente alors sous l'aspect d'un bloc à d entrées et à une sortie dont le signal peut prendre F valeurs caractéristiques selon la catégorie à reconnaître (fig.1).

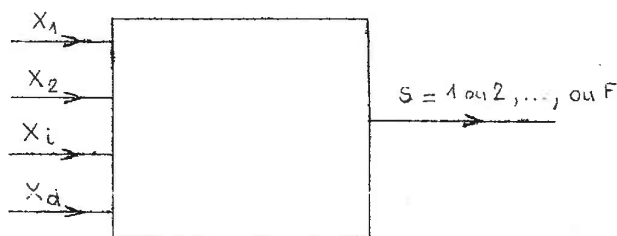


Figure 1.

Les composantes d'entrée caractéristiques d'une forme peuvent être en nombre supérieur à d . Mais comme les données sont alors redondantes, nous nous limitons au cas où elles sont en quantité suffisante pour définir parfaitement un état, étant entendu qu'elles peuvent parfois prendre la valeur 0.

I.1.3. Surfaces de décision dans l'espace des formes.

Les composantes $x_1, x_2, \dots, x_i, \dots, x_d$ d'une forme définissent un point dans l'espace à d dimensions : l'espace des formes.

Le vecteur forme $\underline{X}$ va de l'origine à ce point, que l'on nommera aussi le point X .

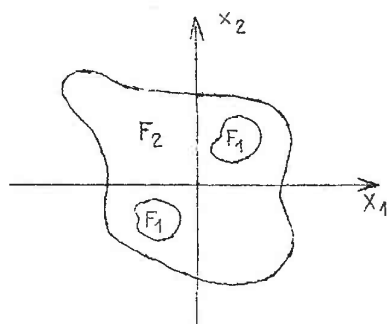


Figure 2.

Par convention, nous admettons que les points des surfaces de décision n'appartiennent à aucune région de décision. S'il n'en était pas ainsi, la réponse correspondante du classeur de formes serait indéterminée.

I.1.4. Fonctions de discrimination.

Les surfaces de décision d'un classeur de formes sont définies par une série de F fonctions scalaires $G_1(\underline{X}), G_2(\underline{X}), \dots, G_F(\underline{X})$. Ces fonctions de discrimination sont choisies de manière que, pour tout vecteur $\underline{X}$ de F_i , on ait

$$G_i(\underline{X}) > G_j(\underline{X}) \text{ pour } j = 1, 2, \dots ; j \neq i,$$

donc que dans F_i la fonction $G_i(\underline{X})$ soit la plus grande de toutes

I.1.5. Sélection des fonctions de discrimination.

Les fonctions $G_i(\underline{X})$ peuvent être imposées par le problème considéré. Dans d'autres cas, on peut les choisir sur la base d'hypothèses raisonnables avec un minimum de connaissances sur le problème, quitte à ajuster le discriminateur pour obtenir des performances représentatives avec des formes véritables que la machine doit classer, ce qui constitue l'apprentissage.

I.1.6. Méthodes d'apprentissage.

Elles sont des types paramétriques et non paramétriques.

I.1.6.1. Méthode paramétrique.

Cette première méthode est adaptée à des tâches de classement où chaque catégorie de forme $1, 2, \dots, F$, est a priori caractérisée par des paramètres qui pourront cependant être inconnus. Lorsque ces paramètres sont connus, on peut directement obtenir les fonctions discriminantes $G(\underline{X})$.

Considérons l'exemple d'un diagnostic médical qui doit être prononcé entre deux possibilités, les catégories de formes A et B ($F = 2$). Ces formes sont caractérisées par les points X_A et X_B déterminés comme les barycentres des points formes relatifs aux symptômes d'individus atteints indiscutablement des maladies A ou B respectivement.

Pour la forme X qu'il s'agit de classer, on pourra alors définir $G(\underline{X})$ par exemple suivant

$$G(\underline{X}) = (X - X_1)^2 - (X - X_2)^2$$

Dans cette méthode, tout revient à trouver les barycentres X_A et X_B des paramètres. Une fois ces moyennes déterminées et la fonction précédente fixée, le processus d'apprentissage est entièrement caractérisé.

I.1.6.2. Méthode non paramétrique.

La méthode non paramétrique est utilisée quand la précédente n'est pas possible. On choisit a priori pour les fonctions discriminantes $G(\underline{X})$ des formes fonctionnelles linéaires ou quadratiques dont les coefficients, indéterminés d'abord, sont ajustés de telle façon que les fonctions $G(\underline{X})$ décrivent convenablement le processus de classement.

Nous verrons que l'on peut prendre dans le cas du perceptron une fonction $G(\underline{X})$ linéaire de la forme

$$G(\underline{X}) = w_1 x_1 + w_2 x_2 + \dots + w_i x_i + \dots + w_d x_d + w_{d+1}$$

Le processus d'apprentissage consistera à ajuster les coefficients w_i de manière à ce que la surface de décision de deux classes sépare de façon convenable deux catégories de forme de la séquence d'apprentissage.

I.2. GENERALITES SUR LE PERCEPTRON ELEMENTAIRE.

I.2.1. Structure.

Le perceptron élémentaire est formé, dans l'ordre de progression des signaux, de trois couches d'éléments respectivement récepteurs, neurones et unités de réponse, reliées entre elles par un réseau de connexions.

I.2.1.1. Les trois couches.

I.2.1.1.a. La couche d'entrée R des récepteurs est appelée souvent rétine, à cause de l'analogie formelle avec l'organe de perception visuelle. Elle met la machine en communication avec l'extérieur en recevant les informations, de même nature ou non, constituant une forme et en les transmettant aux organes actifs du perceptron. Elle est composée de cellules disposées de façon commode pour être localisables en un rectangle de $m.n$ éléments.

Toute composante d'information "forme" peut être transformée en signaux électroniques simples. Les données d'une forme telles que celles d'un échantillon d'encéphalogramme, qui sont des données analogiques seront codées en valeurs numériques simples, pour l'amplitude, la fréquence, etc..., alors que les données d'une forme optique peuvent être directement exploitable dans le cas de capteurs tels que par exemple des cellules photo-électriques.

C'est ce dernier cas de l'exploitation directe que nous envisageons ici avec le perceptron, en laissant le problème de prétraitement de l'information hors du cadre de ce travail.

Nous nommons récepteurs les cellules identiques de cette première couche rétine.

On distingue pour ces récepteurs :

- le récepteur continu qui capte par exemple la brillance d'un point dans le cas d'une forme optique en noir et blanc et qui transmet un signal proportionnel à cette brillance.

- le récepteur discret ou binaire auquel nous nous intéressons uniquement, qui est un élément à seuil ne transmettant un signal que si la valeur de la grandeur d'entrée dépasse un certain niveau. Il est dit alors excité.

Un seul récepteur pouvant rendre compte de deux informations élémentaires 0 ou 1, le perceptron peut alors distinguer au plus $m.n$ formes, c'est-à-dire le nombre de combinaisons formées par des séries de n récepteurs ayant les états 1 ou 0 obtenus par tirage non exhaustif, avec répétition possible de 0 ou de 1. Des classifications de photographies composées de points noirs et blancs sont donc possibles dans le cas de récepteurs binaires. Dans le cas de photographies composées de plusieurs nuances de gris, 10 par exemple, il est nécessaire que chaque récepteur ait 10 niveaux possibles d'entrées, le nombre des images distinctes étant alors de $10^{m.n}$.

I.2.1.1.b. Couche d'éléments N.

L'information "forme", traitée dans la première couche, est transmise, par un système de connexions que nous préciserons plus loin, à la couche N qui est l'organe vital de la machine dont elle constitue l'unité adaptative.

Cette couche N se compose d'un grand nombre d'éléments identiques qu'en 1957, ROSENBLATT [2], dans le perceptron élémentaire, appela "neurones" puisqu'ils jouent le même rôle en "perception artificielle" que des neurones physiologiques, qui ont le triple caractère d'être excitables, conducteurs d'information et excitateurs.

Chaque neurone possède un certain nombre d'entrées et une seule sortie. Aux entrées sont affectés des coefficients, les uns positifs, les entrées correspondantes étant les "entrées d'excitation" au nombre de E, alors que les entrées à coefficients négatifs sont les I "entrées d'inhibition".

Un nombre P réel et réglable, le poids est affecté à chaque neurone.

Si X entrées d'excitation et Y entrées d'inhibition affectées de leurs coefficients positifs et négatifs sont reliées à des récepteurs excités, le neurone fonctionnera de la manière suivante. Si la somme des valeurs des entrées d'excitation et d'inhibition X et Y dépasse un certain seuil S , qui peut être le même pour tous les neurones, on recueille à la sortie unique de cet élément un signal proportionnel à son poids. (Fig.3).

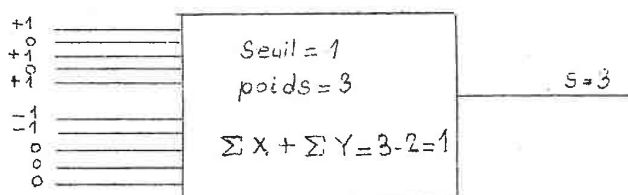


Figure 3.

De façon générale, on a

$$s = (\sum X + \sum Y)^{\alpha} P \quad \text{si } \sum X + \sum Y \geq S \text{ (neurone excité)}$$

$$s = 0 \quad \text{si } \sum X + \sum Y < S \text{ (neurone non excité)}$$

où nous prenons pour l'exposant $\alpha = 0$, ce qui correspond à $s = P$ dans le cas de l'excitation.

Un neurone discret est donc caractérisé par trois nombres E , I , S . Le choix de ces paramètres n'est pas indifférent car les qualités de l'apprentissage et de la classification en dépendent comme on le mettra en évidence dans la deuxième partie de ce travail.

I.2.1.1.c. Couche d'éléments K .

Cette dernière couche du perceptron est la couche de réponse formée d'autant d'éléments de réponse K qu'il y a de catégories distinctes de classement, chaque élément K étant

inversement associé à une classe et une seule.

Si $P_1, P_2, \dots, P_N$ sont les poids des N neurones, nous choisissons comme fonction de discrimination,

$$G_k(X) = \sum_k P_i$$

somme des poids étendue à tous les neurones excités par la forme X à classer, de la classe k .

Pour réaliser cette fonction discriminante, la sortie de chaque neurone est reliée de façon aléatoire à un des éléments K qui est un sommateur de tous les poids des neurones excités auxquels il est connecté.

Si, lors de la présentation d'une forme, la somme accumulée dans un des éléments K est la plus grande parmi toutes les autres, on dit que le perceptron a donné un rangement propre de la forme dans la classe associée à cet élément K .

Si par exemple, on a

$$\sum_k P_i > \sum_j P_i \text{ pour } j = 0, 1, \dots, k \text{ et } j \neq k,$$

le perceptron a classé la forme présentée dans la catégorie k .

I.2.1.2. Les connexions.

Les couches sont nécessairement reliées entre elles par un système de connexions.

I.2.1.2.a. Connexions R-N.

Chaque neurone possède E entrées d'excitation et I entrées d'inhibition qui sont connectées au hasard à l'ensemble des récepteurs, réalisant ainsi une répartition binômiale des connexions.

Bien entendu, il faudra qu'il y ait au moins autant d'entrées de neurones que de récepteurs R , sous peine de perdre obligatoirement une partie de l'information.

Mais même si les entrées de neurones sont en nombre suffisant, la probabilité n'est pas nulle d'avoir un élément rétinien non branché. Pour supprimer la perte d'information qui résulte de cette éventualité, nous réalisons dans la simulation

numérique une distribution binômiale approchée, afin que tous les récepteurs R aient en moyenne une contribution effective identique.

I.2.1.2.b. Connexions N-K.

La sortie unique de chacun des neurones est reliée au hasard aux différents éléments K .

I.2.1.3. Schéma du perceptron.

Tous les éléments décrits ci-dessus sont schématisés dans la figure 4.

Pour des raisons de commodité de programmation, les neurones dont les sorties sont reliées à un même élément K sont regroupés et numérotés en séquences.

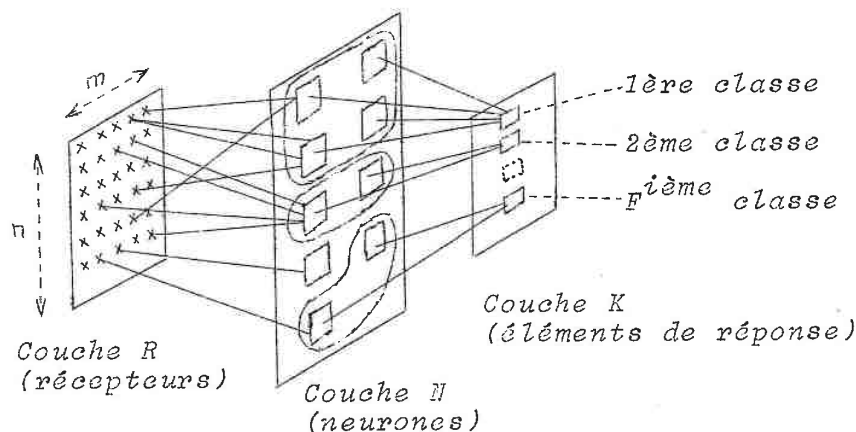


Schéma du perceptron

Figure 4.

I.2.2. Fonctionnement du perceptron élémentaire.

Dans une phase préparatoire, indépendamment de l'usage du perceptron, les images, de nature quelconque, subissent un traitement préalable, de façon à être adaptées aux caractéristiques des récepteurs. Les signaux de l'ensemble des récepteurs excités par l'image sont transmis par les connexions aléatoires aux neurones.

Pour les valeurs caractéristiques E , I , S des neurones, certains d'entre eux sont alors excités suivant le processus décrit. Les poids des sorties de neurones, $s = (\sum X + \sum Y)^0 P$, si $P = 0$ pour l'un d'eux, sont alors libérés et s'accumulent dans les unités de réponse K auxquelles ils sont reliés par construction.

L'élément de réponse pour lequel la somme est la plus forte définit la réponse propre du perceptron qui range l'image présentée dans la classe associée à cet élément de réponse ainsi sélectionné.

Considérons une couche R de récepteurs. Nous pouvons imaginer une excitation de récepteurs par trois images successives A, B, C qui devront appartenir aux classes 1, 2 et 3 respectivement représentée par la première, la deuxième et la troisième unité K . Si la présentation de A sélectionne le premier élément de réponse, le perceptron effectue une bonne classification. Si au contraire le deuxième (ou le troisième) élément K était favorisé, la réponse serait mauvaise, et le perceptron devrait se corriger lui-même.

Quand le perceptron a vu se succéder toutes les images A, B, C , en se corrigeant au besoin, ce qui constitue la phase d'apprentissage, on peut passer à la phase "savante" où le perceptron, à la vue des images, les reconnaît ou non. La classification est terminée si toutes ces images sont correctement classées, sinon il doit reprendre l'apprentissage suivi de la phase savante qui teste l'aptitude au classement. Si ce classement s'effectue avec une précision imposée à l'avance, le perceptron aura "appris" et "retenu".

I.2.2.1. Modes d'apprentissage.

I.2.2.1.a. Apprentissage forcé.

Les poids des neurones sont modifiés en prenant pour base la classification a priori définie indépendamment du perceptron par l'observateur. C'est ainsi que dans l'exemple précédent, l'image A devra être reconnue par le premier élément de réponse. S'il n'en est pas ainsi, le perceptron

appliquera une règle de correction, comme obligatoirement après toute mauvaise réponse, et dans ce cas seulement.

I.2.2.1.b. Autoapprentissage.

Les poids des neurones sont modifiés en prenant pour base la classification propre du perceptron établie par exemple lorsque l'image A ayant été reconnue lors d'une première présentation par le deuxième élément K, ce sera ce deuxième élément K qui devra reconnaître la classe de A dans la phase "savante".

I.2.2.2. Règles de correction.

Après la présentation d'une image mal classée par le perceptron, les possibilités de correction sont variées pour renforcer les poids des neurones actifs reliés au bon élément de réponse et de pénaliser au contraire les autres. On conçoit plusieurs règles de renforcement :

a-. Règle α .

Soient deux nombres constants $a > 0$ et $b > 0$. Lorsqu'une image de la classe K est présentée, le poids des neurones excités reliés à la K^{ième} forme est augmenté de a, tandis que le poids des autres neurones excités reliés aux autres éléments de réponse est diminué de b.

b-. Règle β .

Semblable à la règle α , mais le poids de tous les neurones excités et reliés à la classe pénalisée est diminué proportionnellement au poids de ceux-ci.

c-. Règle γ .

Comme α , mais on ajoute aux poids de tous les neurones, un nombre tel que la somme des poids de tous les neurones soit nulle.

Nous nous limiterons dans ce qui suit à la correction par règle α , qui est appliquée uniquement en cas de mauvaise réponse, comme on l'a dit.

DEUXIEME PARTIE

PROBABILITE D'EXCITATION

D'UN NEURONE PAR UNE, PUIS PAR DEUX IMAGES SUCCESSIVES

Dans le cas de reconnaissance d'images, la rétine est un ensemble de récepteurs binaires, au nombre de 25 pour le cas que nous considérons. Le problème de reconnaissance de forme pour des images de taille donnée, dépend du nombre des entrées d'excitation et d'inhibition, ainsi que du seuil des neurones. On conçoit que, par un réglage convenable de ces paramètres, on assure l'excitation des neurones qui sont indispensables au traitement et à la transmission de l'information. Cependant, le caractère aléatoire des connexions R-N pose le problème plus complexe de la probabilité d'excitation d'un neurone lors de la présentation d'une image. C'est ce que nous nous proposons de résoudre avant de nous intéresser à la probabilité d'excitation d'un neurone par une image quand il a déjà été excité par une autre image.

II.1. Probabilité d'excitation d'un neurone par une seule image.

II.1.1. Méthode de calcul.

Nous nous occupons d'un neurone ayant E entrées d'excitation et I entrées d'inhibition, le seuil étant S_0 .

Nous convenons de numérotar les entrées dans l'ordre de 1 à E, pour les entrées d'excitation, et de 1 à I pour les entrées d'inhibition pour ce neurone à E + I entrées.

Dans un neurone, X et Y étant respectivement les nombres d'entrées d'excitation et d'inhibition stimulées, nous dirons que le neurone est lui-même excité si

$$X - Y \geq S_0$$

Les X connexions stimulées qui arrivent aux E entrées d'excitation peuvent être disposées suivant C_E^X suites différentes, de même que les connexions stimulées qui arrivent aux I entrées d'inhibition en donnent C_I^Y .

La probabilité pour que, une des entrées choisie parmi X ou Y , soit reliée à un récepteur donné est $\frac{1}{25}$ (la rétine comprenant 25 récepteurs).

La probabilité pour que, une entrée choisie parmi X ou Y , soit reliée à un récepteur excité, est $\frac{R}{25}$, R étant la taille de l'image présentée excitant R récepteurs.

Pour X et Y donnés et pour une seule organisation de connexion, donc une seule des combinaisons C_E^X ou C_I^Y , la probabilité d'excitation du neurone pour la distribution binômiale que nous avons choisie est le produit de la probabilité de connexion des X et Y entrées aux R récepteurs qui les stimulent effectivement par la probabilité de connexion des $E-X + I-Y$ entrées restantes aux $25-R$ récepteurs non excités

$$\left[\frac{R}{25} \right]^{(X+Y)} \cdot \left[\frac{25-R}{25} \right]^{(E+I-X-Y)}$$

Pour toutes les combinaisons, la probabilité d'excitation d'un neurone est donc au total

$$PE = \sum_{X=0}^{X=E} \sum_{Y=0}^{Y=I} C_E^X \cdot C_I^Y \left[\frac{R}{25} \right]^{(X+Y)} \cdot \left[\frac{25-R}{25} \right]^{(E+I-X-Y)} \quad (1)$$

en prenant toutes les valeurs possibles de X et Y qui satisfont aux trois conditions de compatibilité

$$\begin{array}{ll} 0 \leq X \leq E &) \\ 0 \leq Y \leq I &) \\ X - Y \geq S_0 &) \end{array} \quad (1')$$

Ce résultat est celui de Castan et Perennou [3].

II.1.2. Résultats.

Cette probabilité simple d'excitation d'un neurone par une seule image a été calculée par programmation en langage Algol.

La probabilité PE est calculée en fonction du rapport r de la taille R de l'image au nombre total des récepteurs variant de 0 à 1, et pour des neurones dont le nombre $E+I$ des entrées va successivement de 1 à 10, les entrées d'excitation étant pour chacun de ces cas, $E = 0$ et 1, puis 0, 1 et 2, puis 0, 1, 2 et 3,...

Pour $(E+I)$ et E fixés, on a calculé la probabilité d'excitation avec tous les seuils possibles S , autres que ceux donnant toujours $PE = 0$ ou $PE = 1$.

Dans le graphique 1, nous présentons ainsi le cas de 10 entrées dont 6 sont des entrées d'excitation et 4 des entrées d'inhibition.

Il n'est cependant pas nécessaire de tracer toutes ces courbes car, comme on va le montrer, il existe un centre de symétrie ($PE = 0,5$, $r = 0,5$) dont l'existence fait correspondre les courbes $S' = 2, 3, 4$, aux courbes $S = -1, 0, 1$.

Avec $r = R/25$, la formule (1) s'écrit

$$PE = \sum_{Y=0}^{Y=I} \sum_{X=0}^{X=E} C_I^Y \cdot C_E^X (r)^{X+Y} \cdot (1-r)^{E+I-X-Y}$$

pour

$$\begin{cases} 0 \leq X \leq E \\ 0 \leq Y \leq I \\ X - Y \geq S \end{cases}$$

Quand, dans le plus extrême des cas, $S = -I$, tous les neurones sont obligatoirement excités. La probabilité est alors de 1 :

$$1 = \sum_{Y=0}^{Y=I} \sum_{X=0}^{X=E} C_I^Y \cdot C_E^X (r)^{X+Y} \cdot (1-r)^{E+I-X-Y}$$

pour

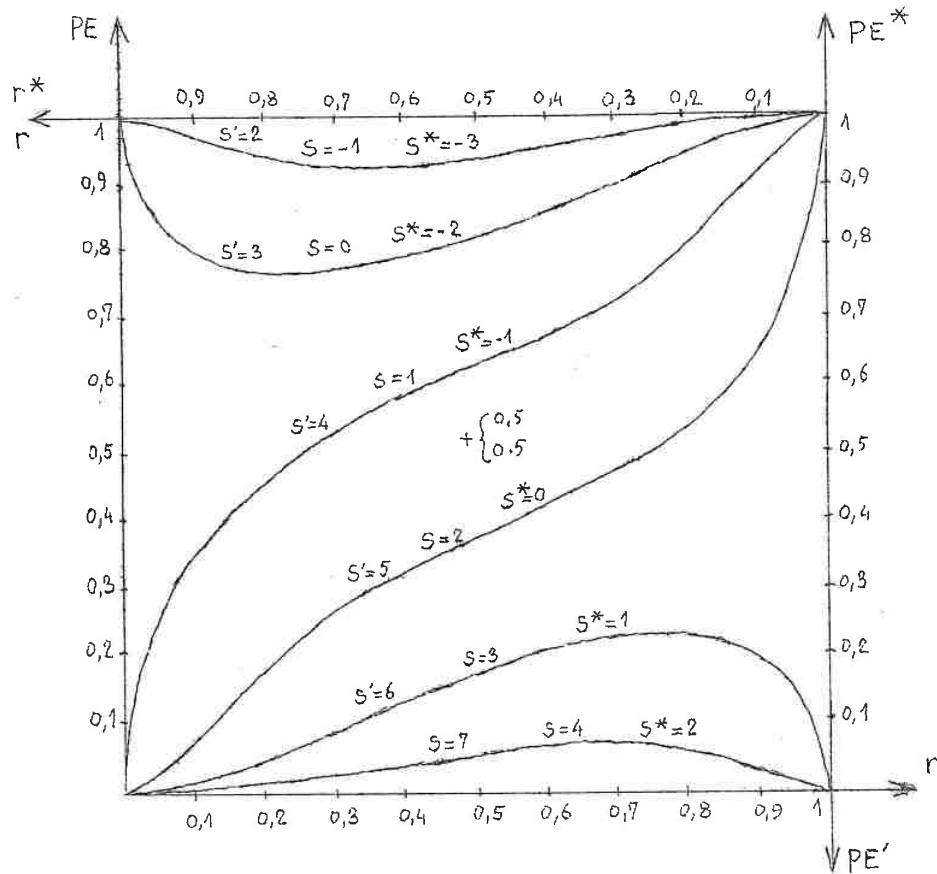
$$X - Y \geq -I$$

Probabilité d'excitation d'un neurone par une image

$$E + I = 10$$

$$E = 6$$

$$r = \frac{\text{Taille de l'image}}{\text{Nombre total de récepteurs}}$$



Graphique 1.

Cette probabilité unité peut se décomposer en deux probabilités : l'une PE avec un nombre d'entrées tel que l'excitation du neurone soit atteinte lorsque le seuil est S, l'autre PE' avec un nombre d'entrées tel que l'excitation du neurone soit réalisée lorsque le seuil est compris entre -I et S.

Nous avons suivant cette décomposition

$$1 = \underbrace{\sum_{U=0}^{U=E} \sum_{V=0}^{V=I} C_E^U \cdot C_I^V(r)^{U+V} \cdot (1-r)^{E+I-U-V}}_{\text{avec } S > U-V \geq -I} + \underbrace{\sum_{X=0}^{X=E} \sum_{Y=0}^{Y=I} C_E^X \cdot C_I^Y(r)^{X+Y} \cdot (1-r)^{E+I-X-Y}}_{\text{avec } X-Y \geq S}$$

avec
 $S > U-V \geq -I$

avec
 $X-Y \geq S$

Comme le deuxième terme de l'expression précédente n'est autre que la probabilité PE de la formule (1), on a pour le premier terme PE',

$$PE' = 1 - PE = \sum_{U=0}^{U=E} \sum_{V=0}^{V=I} C_E^U \cdot C_I^V(r)^{U+V} \cdot (1-r)^{E+I-U-V}$$

En remplaçant r en fonction de $r' = 1-r$, et en posant $U=E-X$ et $V=I-Y$, on obtient

$$PE' = \sum_{E-X=0}^{E-X=E} \sum_{I-Y=0}^{I-Y=I} C_E^{E-X} \cdot C_I^{I-Y}(r')^{X+Y} \cdot (1-r')^{E+I-X-Y}$$

soit, en tenant compte de $C_E^{E-X} = C_E^X$ et $C_I^{I-Y} = C_I^Y$,

$$PE' = \sum_{X=0}^{X=E} \sum_{Y=0}^{Y=I} C_E^X \cdot C_I^Y(r')^{X+Y} \cdot (1-r')^{E+I-X-Y}$$

En ce qui concerne les seuils, S et S', la condition

$$S > U-V \geq -I$$

entraîne

$$S > E-X-I+Y \geq -I$$

soit

$$X-Y > E-I-S$$

$$X-Y \geq E-I-S+1 = S'$$

d'où

$$S' = S+1+E-I$$

Nous reconnaissons la probabilité $PE' = 1 - PE$ d'excitation d'un neurone par une image de taille complémentaire $r' = 1-r$.

Pour E et I fixés, les courbes de probabilités d'excitation pour une image de taille donnée sont symétriques par rapport au point ($PE = 0,5$, $r = 0,5$) des courbes de probabilité d'excitation pour une image de taille complémentaire, ceci étant valable pour des seuils respectivement égaux à S et S' .

Le réseau du graphique 1 permet également de définir le réseau, marqué par un astérisque, correspondant encore à 10 entrées, mais avec cette fois $E^* = 4$ entrées d'excitation et $I^* = 6$ entrées d'inhibition. Les courbes dans les axes $PE(r)$ pour $S = -1, 0, 1$ sont les mêmes que respectivement celles pour $S^* = -3, -2, -1$ dans les axes $PE^*(r^*)$.

Plus généralement, la probabilité PE^* en fonction de r^* s'écrit

$$PE^* = \sum_{U=0}^{U=E^*} \sum_{V=0}^{V=I^*} C_{E^*}^U \cdot C_{I^*}^V \cdot (r^*)^{U+V} \cdot (1-r^*)^{E^*+I^*-U-V}$$

avec $U-V \geq S^*$

où $E^* = I$ et $I^* = E$, si E et I sont utilisées avec le seuil S dans le réseau PE en fonction de r .

En posant $U = E^* - X$ et $V = I^* - Y$, on a

$$PE^* = \sum_{X=0}^{X=E^*} \sum_{Y=0}^{Y=I^*} C_{E^*}^{E^*-X} \cdot C_{I^*}^{I^*-Y} \cdot (r^*)^{(E^*-X+I^*-Y)} \cdot (1-r^*)^{(X+Y)}$$

$$= \sum_{X=0}^{X=E^*} \sum_{Y=0}^{Y=I^*} C_{E^*}^X \cdot C_{I^*}^Y \cdot (r^*)^{(E^*+I^*-X-Y)} \cdot (1-r^*)^{(X+Y)}$$

toujours avec $U-V \geq S^*$.

En changeant r^* en $1-r$, on se ramène au système d'axes PE fonction de r , et on a

$$PE^* = PE = \sum_{X=0}^{X=E^*} \sum_{Y=0}^{Y=I^*} C_{E^*}^X \cdot C_{I^*}^Y \cdot (r)^{(X+Y)} \cdot (1-r)^{(E^*+I^*-X-Y)}$$

avec $U - V \geq S^{\#}$.

Mais comme $E^{\#} = I$, $I^{\#} = E$, cette formule est identique à la formule (1) avec cependant un seuil $S^{\#}$, tel que

$$\begin{aligned} &U - V \geq S^{\#}, \\ \text{soit} \quad &E^{\#} - X - I^{\#} + Y \geq S^{\#} \\ &X - Y \leq E^{\#} - I^{\#} - S^{\#} = -S \\ \text{donc} \quad &S^{\#} - S = E^{\#} - I^{\#} \end{aligned}$$

Ce résultat se trouve bien vérifié dans le graphique 1 par exemple. Sur une même courbe $S = 1$ dans les axes PE fonction de r ($E = 4$, $I = 6$), $S^{\#} = -3$ dans les axes $PE^{\#}$ fonction de $r^{\#}$ ($E = 4$, $I = 6$).

Les graphiques 2 à 13 représentent les résultats pour $E + I = 10$, 6 et 2, avec toutes les valeurs possibles pour E .

Compte tenu des symétries déterminées précédemment, nous n'avons tracé que les courbes correspondant au seuil S . En choisissant convenablement les axes, les courbes donnent aussi la probabilité d'excitation pour les seuils S' et S .

De l'examen de ces courbes, nous pouvons déduire des prévisions sur les possibilités de distinguer des images, donc de les classer.

C'est ainsi que le graphique 2, avec $E + I = 10$, $E = 5$, montre qu'avec $S = -2$, la probabilité d'excitation pour chaque neurone étant très élevée, deux images exciteront chacune une très forte proportion de neurones, et la distinction entre elles sera difficile, puisqu'un très grand nombre de neurones excités leur sera commun. Il en est de même pour les cas $E + I = 10$, $E = 9$, $S = 0$; $E + I = 6$, $E = 4$, $S = -1, \dots$.

Pour les courbes symétriques correspondantes, les probabilités d'excitation étant au contraire très faibles, les possibilités de correction des poids en cours d'apprentissage sont limitées, la correction, d'efficacité ainsi réduite, ne pouvant se faire que pour les neurones excités.

Entre ces niveaux extrêmes, il existe un domaine pour lequel le pourcentage des images reconnues par rapport à celles qui sont présentées, sera optimal. Ce pourcentage chiffre l'efficacité du perceptron.

Dans ce domaine, nous introduisons la notion de vitesse d'apprentissage. Le cas le plus favorable est celui où chaque image existe des neurones que les autres images n'excitent pas. En partant de poids initiaux nuls, une seule correction amènera une bonne reconnaissance des images précédemment mal classées.

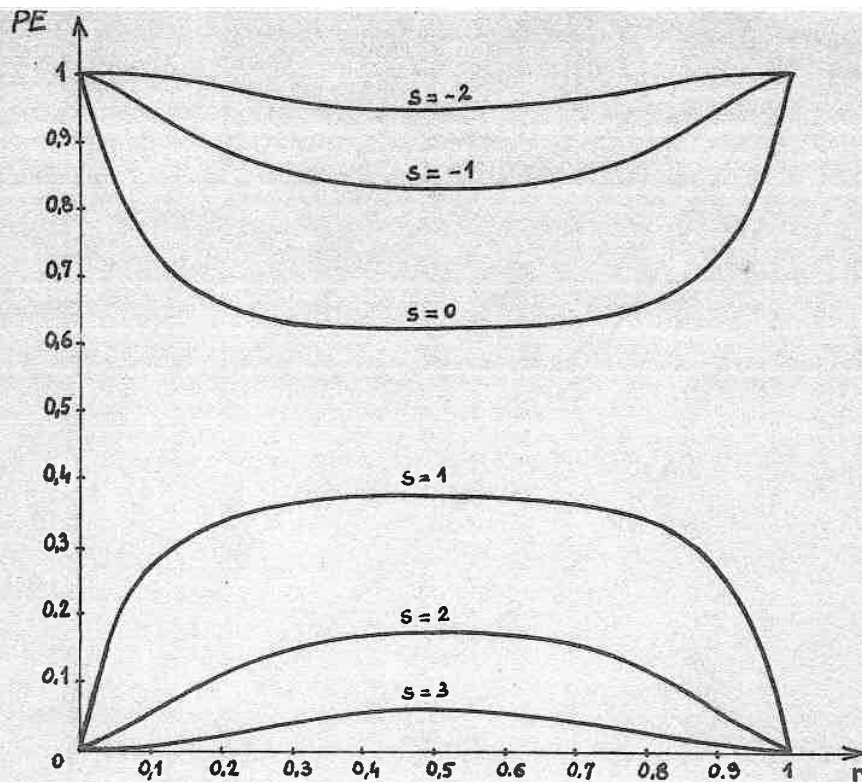
Ce cas se présente plus particulièrement lorsque la probabilité d'excitation est telle que chaque image excite au moins un neurone dans sa classe, mais que le nombre relatif de neurones excités soit le plus réduit possible ; le classement est alors rapide. Au contraire, si le nombre total de neurones excités est grand, tout en restant dans le domaine d'efficacité, le classement sera plus lent, c'est-à-dire qu'un grand nombre de corrections sera nécessaire pour avoir la même efficacité.

Ainsi des images de taille $R = 12$ ($r = \frac{12}{25} = 0,48$) seront efficacement et rapidement traitées en prenant $E+I = 10$, $E = 5$, $S = 1$ ou 2 (graphique 2), et peut-être efficacement seulement, avec $S = 0$ ou -1 .

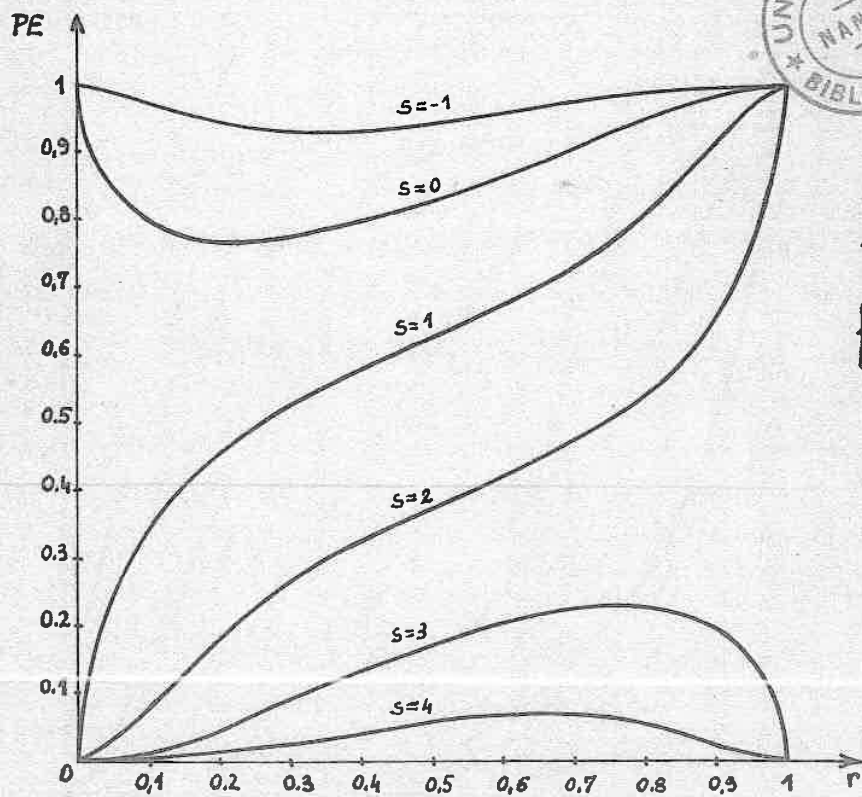
Des images de taille $R = 5$ ($r = 0,2$) pourront être traitées efficacement pour $E+I = 10$, avec $E = 6$, pour $S = 0$, ou mieux, pour $S = 1$.

Nous n'avons considéré jusqu'à maintenant que des images de même taille.

Pour traiter des images de tailles variables, on utilisera des courbes qui présentent une importante partie horizontale, sur laquelle on se placera pour que la probabilité d'excitation reste la même pour toutes les images (par exemple, $S = 0$, pour $E+I = 10$, $E = 5$, dans le domaine $0,25 < r < 0,75$).



graphique 2



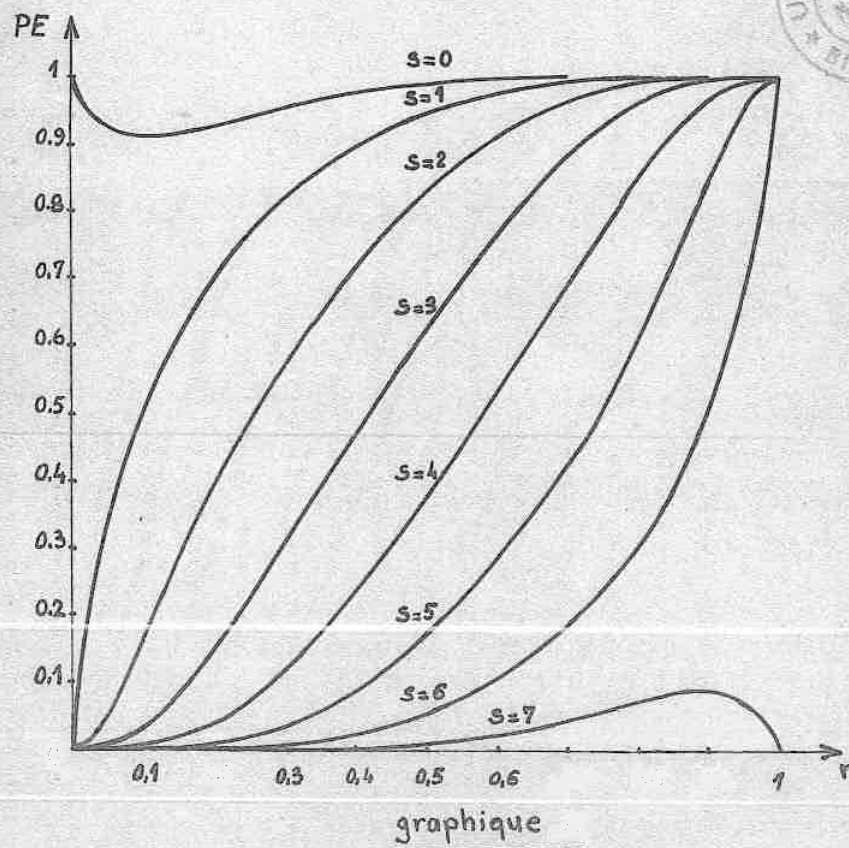
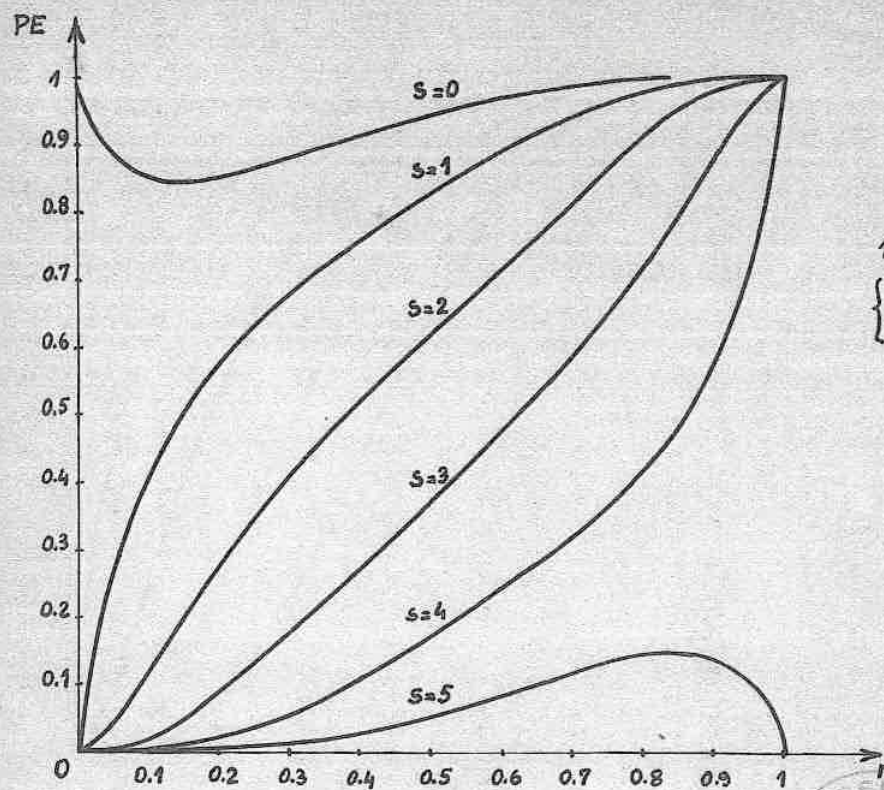
graphique 3

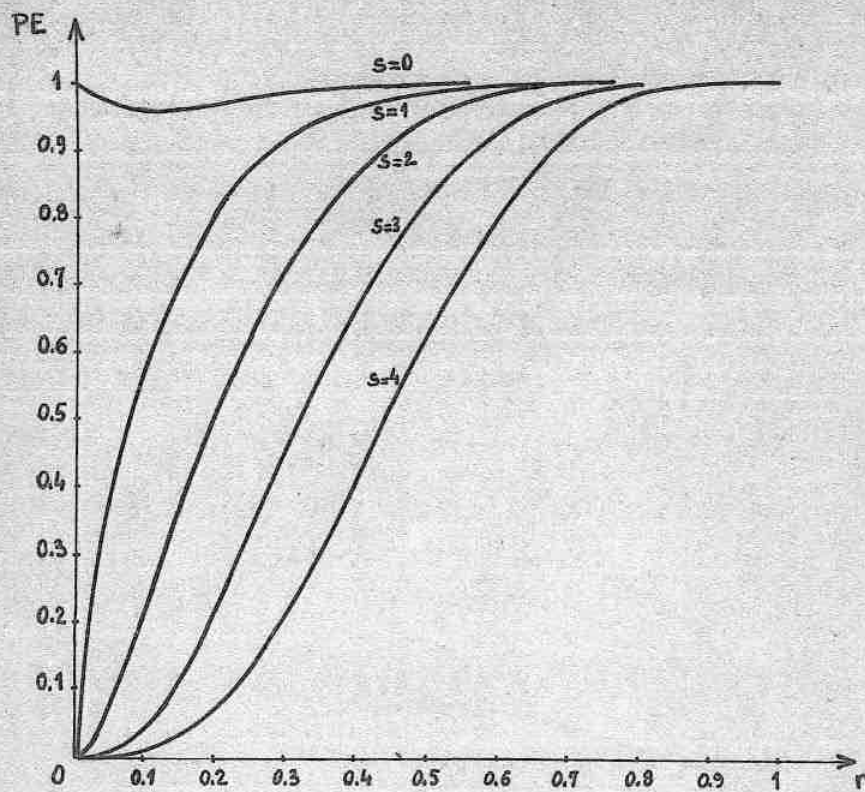
10 Entrées

{ 5 Excitations
5 Inhibitions

10 Entrées

{ 6 Excitations
4 Inhibitions

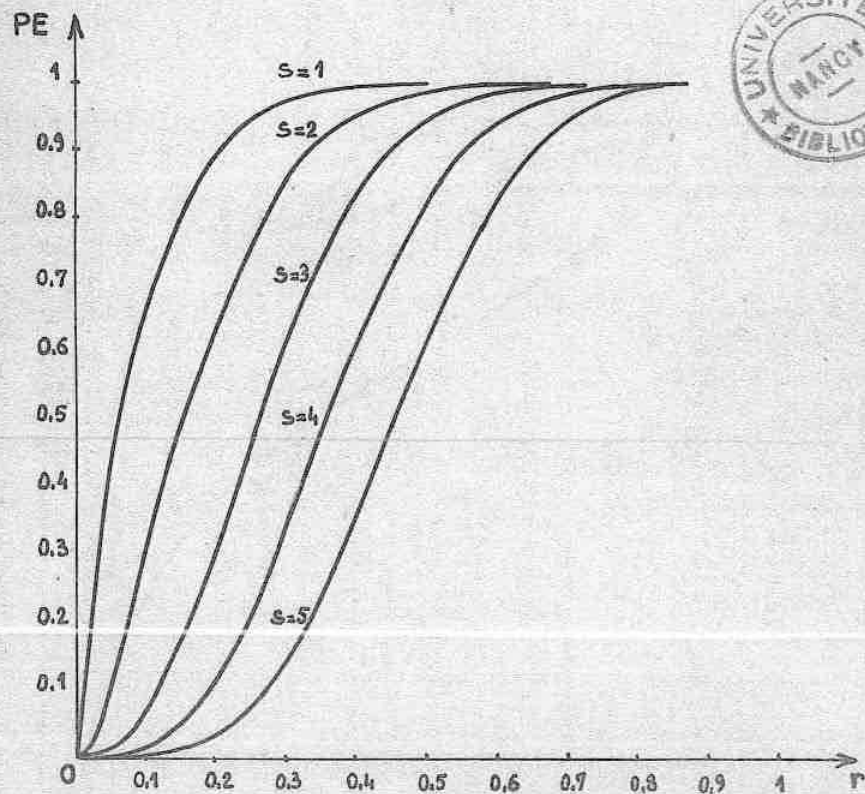




10 Entrées

{ 9 Excitations
1 Inhibition

graphique 6

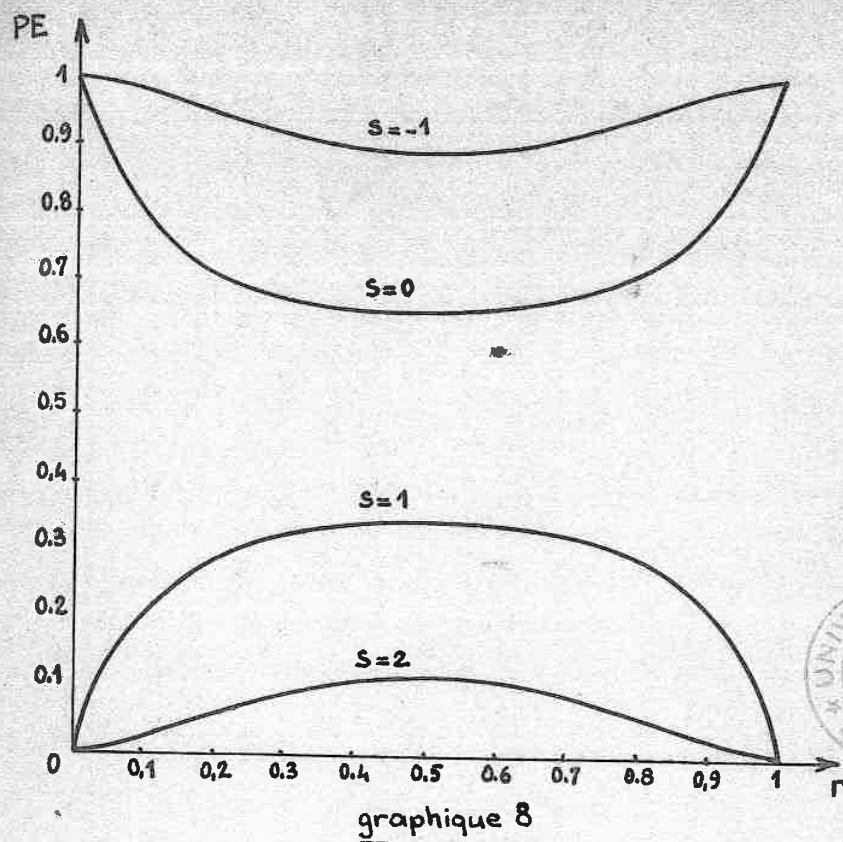


10 Entrées

{ 10 Excitations
0 Inhibitions

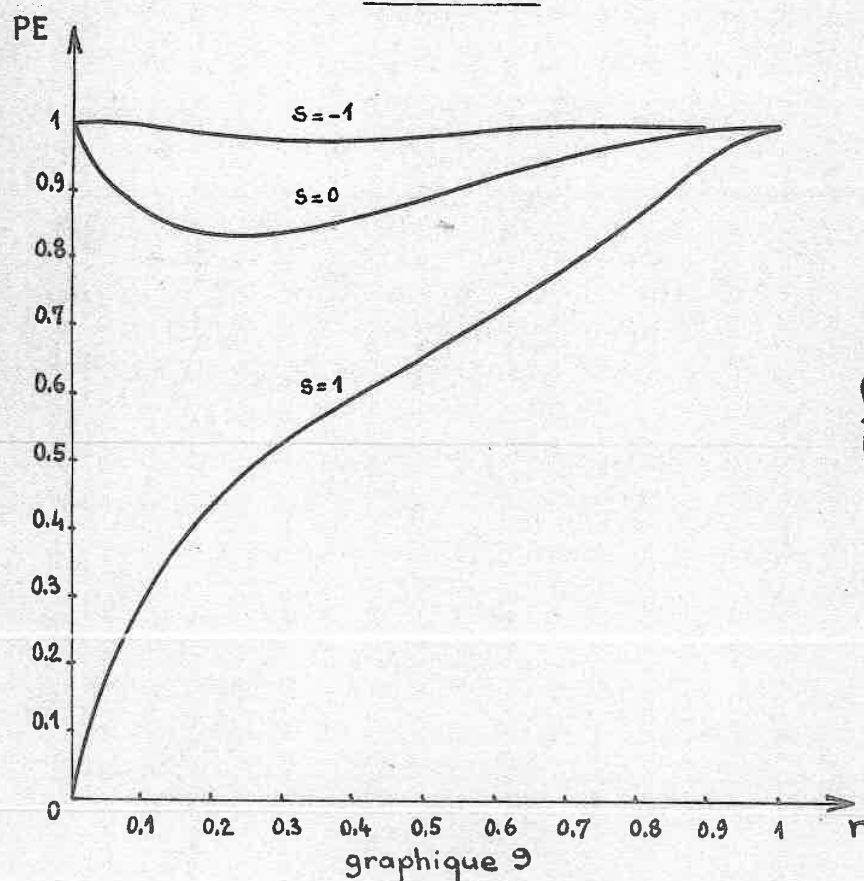
graphique 7





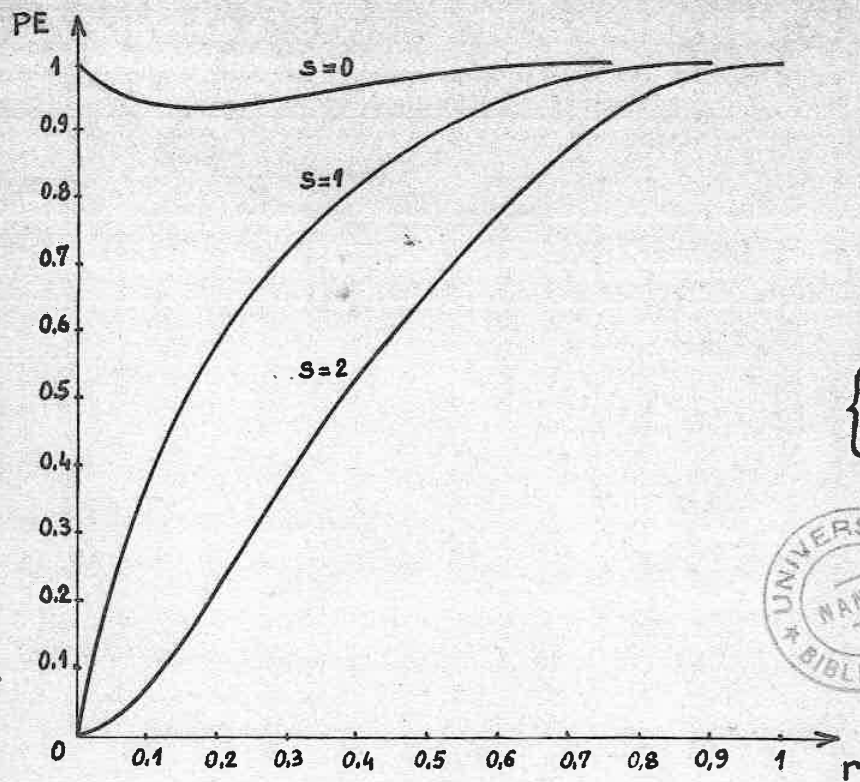
6 Entrées

{ 3 Excitations
3 Inhibitions



6 Entrées

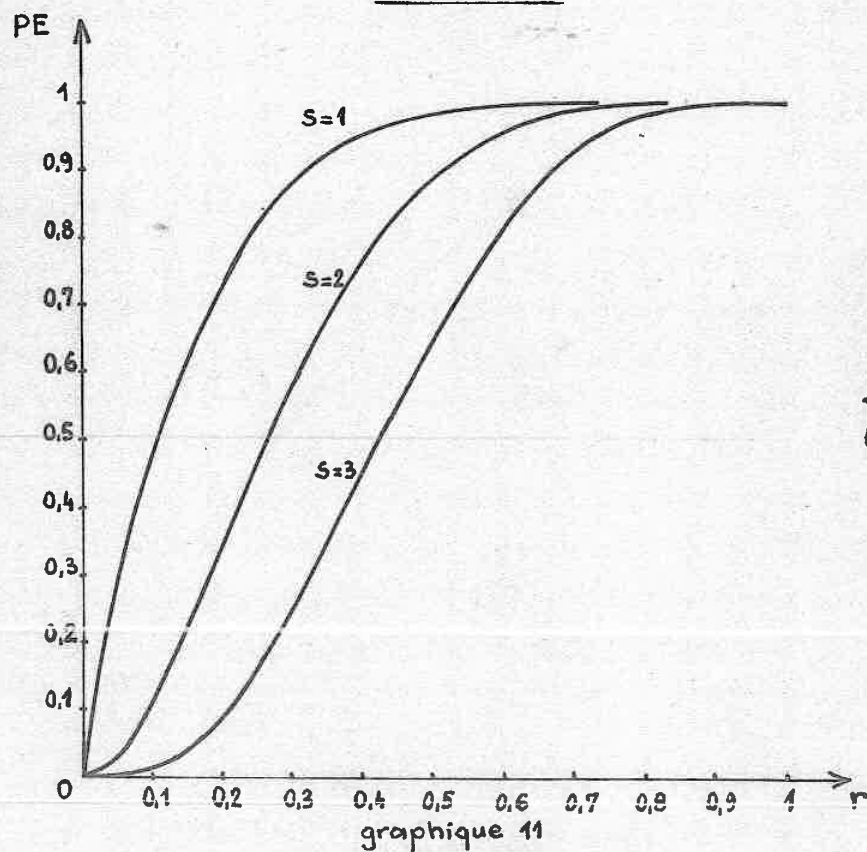
{ 4 Excitations
2 Inhibitions



6 Entrées
 { 5 Excitations
 1 Inhibition

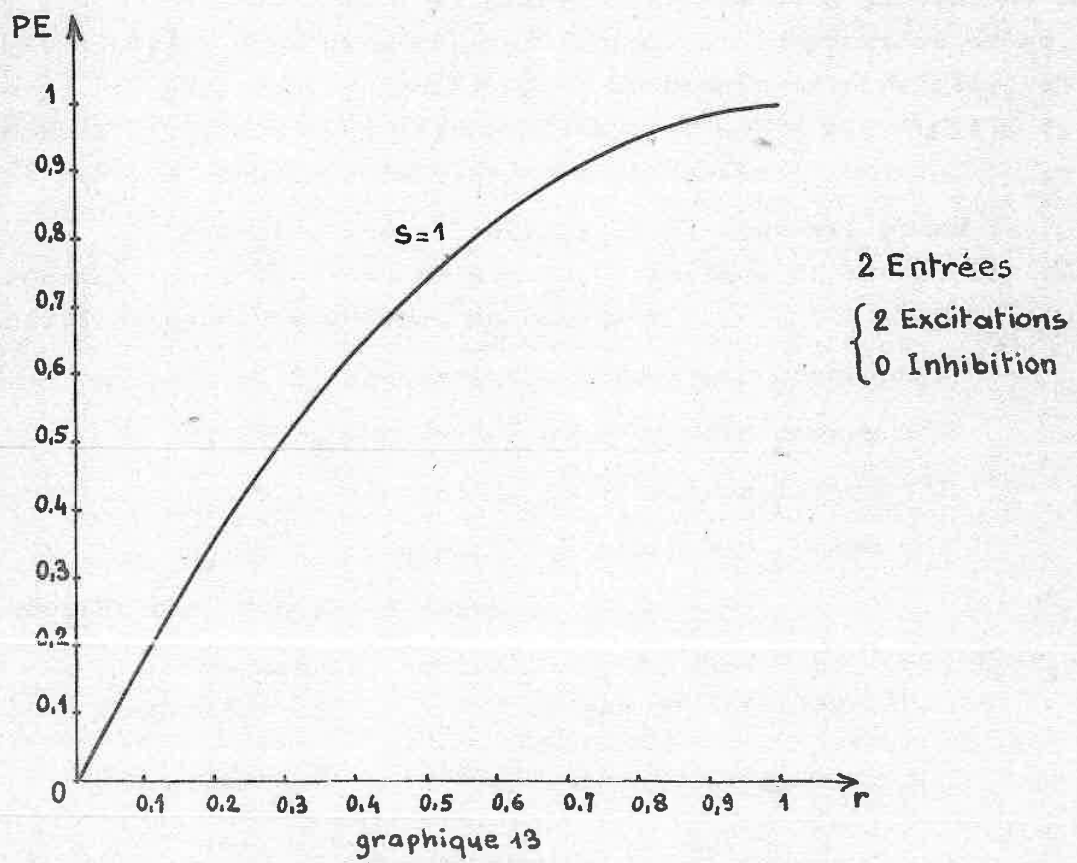
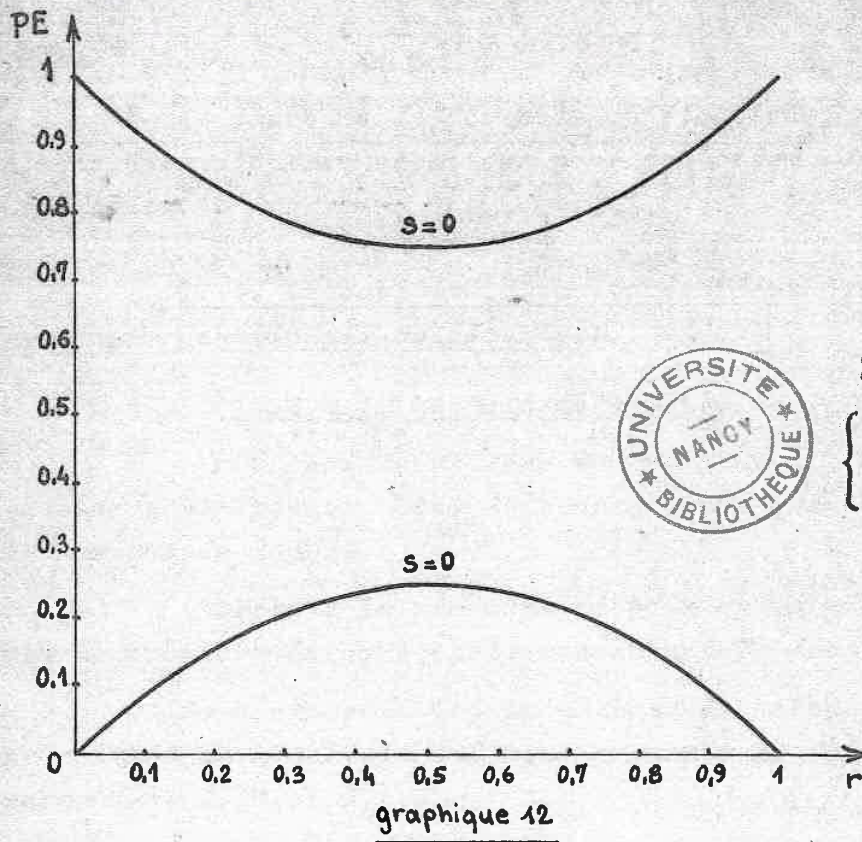


graphique 10



6 Entrées
 { 6 Excitations
 0 Inhibitions

graphique 11



Au cours de différentes applications, nous retrouverons bien d'autres occasions pour exploiter les résultats précédents.

II.2. Probabilité d'excitation d'un neurone par une puis par deux images consécutives.

II.2.1. Méthode de calcul.

Considérons deux images 1 et 2, qui excitent chacune R récepteurs, dont RC sont communs aux deux images (R variant de 2 à 10).

Cherchons la probabilité pour qu'un neurone excité par la première image le soit encore par la deuxième image.

Nous exposons ici la méthode de calcul que nous avons programmée en Algol, et qui nous a permis de faire varier les paramètres E , I et S_0 .

Soient X et Y le nombre des entrées d'excitation et d'inhibition d'un neurone, sollicitées par la première image, avec, du côté des neurones, $C_E^X \cdot C_I^Y$ combinaisons possibles, et pour X et Y , toujours les conditions $0 \leq X \leq E$, $0 \leq Y \leq I$, et $X - Y \geq S_0$ pour que le neurone soit excité.

Pour les X et Y entrées de ce neurone, quand la seconde image aura été présentée, stimulant RC récepteurs déjà utilisés par la première, on compte :

X_1 et Y_1 connectées au récepteur commun n°1

X_2 et Y_2 connectées au récepteur commun n°2

X_3 et Y_3 connectées au récepteur commun n°3

X_4 et Y_4 connectées au récepteur commun n°4

avec $RC = 4$, à titre d'exemple.

Les autres, soient $(X - X_1 - X_2 - X_3 - X_4)$ et $(Y - Y_1 - Y_2 - Y_3 - Y_4)$ sont connectées aux $(R - RC)$ autres récepteurs.

Les nombres des entrées $X_1, X_2, X_3, X_4, Y_1, Y_2, Y_3, Y_4$ doivent satisfaire aux conditions de compatibilité

$$\begin{cases} 0 \leq X_1 \leq X & 0 \leq Y_1 \leq Y \\ 0 \leq X_2 \leq X - X_1 & 0 \leq Y_2 \leq Y - Y_1 \\ 0 \leq X_3 \leq X - X_1 - X_2 & 0 \leq Y_3 \leq Y - Y_1 - Y_2 \\ 0 \leq X_4 \leq X - X_1 - X_2 - X_3 & 0 \leq Y_4 \leq Y - Y_1 - Y_2 - Y_3 \end{cases} \quad (2)$$

A chaque distribution $X_1, X_2, \dots$, correspond une probabilité partielle PP_1 d'excitation du neurone par la première image. La somme de ces probabilités partielles, pour toutes les distributions, donne évidemment la probabilité d'excitation d'un neurone par une image, calculée en II.1.1.

Lorsqu'on présente la deuxième image, on veut savoir si un neurone excité par la première l'est encore par la deuxième. Si le neurone a été excité par la première image, cela veut dire que ce neurone a déjà $(X_1 + X_2 + X_3 + X_4 + Y_1 + Y_2 + Y_3 + Y_4)$ entrées connectées à $(R-RC)$ récepteurs excités non communs. Pour que le neurone soit excité, il faut qu'avec la deuxième image $\sum X - \sum Y \geq S_0$, soit

$$X_1 + X_2 + X_3 + X_4 + X' - Y_1 - Y_2 - Y_3 - Y_4 - Y' \geq S_0$$

où

$$X' - Y' \geq S_0 - X_1 - X_2 - X_3 - X_4 + Y_1 - Y_2 - Y_3 - Y_4 = S$$

les valeurs possibles de X' et Y' étant,

$$\text{avec} \quad U = E - X_1 - X_2 - X_3 - X_4 \quad (3)$$

$$V = I - Y_1 - Y_2 - Y_3 - Y_4$$

$$0 \leq X' \leq U$$

$$0 \leq Y' \leq V$$

On cherche alors la probabilité PE_2 de l'excitation par une image de taille $R-RC$ d'un neurone à U et V entrées d'excitation et d'inhibition, et fonctionnant avec le seuil S défini ci-dessus, ce qui ramène au problème traité précédemment (II.1.1.).

Nous avons alors à faire le bilan des probabilités PP_1 et PE_2 , desquelles nous déduirons la probabilité d'excitation par les images 1 et 2, qui est le produit de la probabilité d'excitation pour 1 par la probabilité d'excitation pour 2, après que le neurone considéré ait été excité par 1

$$PP_{12} = PP_1 \cdot PE_2 \quad (4)$$

Pour avoir la probabilité totale d'excitation PE_{21} par les images 1 et 2, on fait la somme des PP_{12} pour toutes les combinaisons.

Nous pouvons maintenant présenter le calcul de PP_1 et de PE_2 , tel que nous l'avons effectué dans le programme Algol.

II.2.1.1. Calcul de PP_1 .

Pour $X, X_1, X_2, X_3, X_4, Y, Y_1, Y_2, Y_3, Y_4$ donnés et compatibles, on définit une combinaison possible. On a, comme on l'a vu plus haut, $C_E^X \cdot C_I^Y$ combinaisons possibles des connexions envisagées du côté du neurone. Il y a parmi les X entrées X_1 entrées reliées au récepteur commun n°1. Nous avons alors

$C_X^{X_1}$ combinaisons possibles des connexions entre X_1 entrées et ce récepteur. Par exemple, avec $E = 5, X = 3$ et $X_1 = 2$, on a, pour l'excitation (et tout aussi bien pour l'inhibition) les organisations possibles suivantes :

<i>n° des entrées stimulées du neurone 1, à E = 5</i>	<i>entrées stimulées connectées au ré- cepteur commun n°1</i>	<i>entrées stimu- lées connectées aux récepteurs non communs</i>	
$C_E^X=C_5^3=10$	1, 2, 3, 1, 2, 3, 2, 3,	1, 2, $C_X^{X_1}=C_3^2=3$ possi- 1, 3, $C_X^{X_2}=C_3^2=3$ bilités 2, 3,	3 2 1
	1, 2, 4, 1, 4, 2, 4,	1, 2, $C_X^{X_1}=C_3^2=3$ possi- 1, 4, $C_X^{X_2}=C_3^2=3$ bilités 2, 4,	4 2 1
	1, 2, 5, 1, 5, 2, 5,	1, 2, $C_X^{X_1}=C_3^2=3$ possi- 1, 5, $C_X^{X_2}=C_3^2=3$ bilités 2, 5,	5 2 1
	1, 3, 4, 1, 4, 3, 4,	1, 3, $C_X^{X_1}=C_3^2=3$ possi- 1, 4, $C_X^{X_2}=C_3^2=3$ bilités 3, 4,	4 3 1
	1, 3, 5, 1, 5, 3, 5,	1, 3, $C_X^{X_1}=C_3^2=3$ possi- 1, 5, $C_X^{X_2}=C_3^2=3$ bilités 3, 5,	5 3 1
	etc...	etc...	etc...
	3, 4, 5, 4, 5, 3, 5,	3, 4, $C_X^{X_1}=C_3^2=3$ possi- 4, 5, $C_X^{X_2}=C_3^2=3$ bilités 3, 5,	5 3 4

au total $C_E^X \cdot C_X^{X_1} = C_5^3 \cdot C_3^2$ possibilités.

Le nombre de combinaisons pour les connexions qui servent à amener un signal et viennent uniquement des récepteurs communs aux deux images est alors, en généralisant

$$C_E^X \cdot C_X^{X_1} \cdot C_Y^{Y_1} \cdot C_{X-X_1}^{Y_2} \cdot C_{Y-Y_1}^{Y_2} \cdot C_{X-X_2-X_1}^{X_3} \cdot C_{Y-Y_2-Y_1}^{Y_3} \cdot C_{X-X_1-X_2-X_3}^{X_4} \cdot C_{Y-Y_1-Y_2-Y_3}^{Y_4}$$

L'existence de ces facteurs, comme par exemple $C_{X-X_1}^{X_2}$ se justifie encore de la manière suivante. Il y a X excitations sur le neurone, X_1 et X_2 proviennent respectivement des récepteurs commune n°1 et n°2 avec $0 \leq X_1 + X_2 \leq X$. Pour une combinaison fixée de X et de X_1 , il y a ensuite à placer X_2 entrées parmi $X - X_1$ encore inoccupées, et on a bien $C_{X-X_1}^{X_2}$.

Il reste à considérer le cas des entrées parmi X et Y qui ne viennent pas des récepteurs communs, mais des récepteurs $R-RC$, et qui sont au nombre de $X-X_1-X_2-X_3-X_4+Y-Y_1-Y_2-Y_3-Y_4 = n$.

Le nombre des combinaisons de connexions entre ces entrées et les récepteurs $R-RC$ est $(R-RC)^n$, obtenu par n tirages non exhaustifs parmi les $R-RC$ récepteurs.

Une entrée a une probabilité de $\frac{R}{25}$ d'être connectée à un des récepteurs excités, donc une probabilité de $\frac{25-R}{25}$ d'être connectée à un récepteur non excité.

Pour un ensemble de valeurs de $X, X_1, X_2, \dots, Y, Y_1, Y_2, \dots$, dans le cas général, la probabilité totale d'avoir X et Y entrées connectées à des récepteurs excités est donc

$$C_E^X C_X^{X_1} C_{X-X_1}^{X_2} \dots C_I^Y C_Y^{Y_1} C_{Y-Y_1}^{Y_2} \dots [R-RC]^{(X+Y-X_1-X_2-\dots-Y_1-Y_2-\dots)} \cdot \left[\frac{R}{25}\right]^{(X+Y)}$$

Les nombres R et RC étant donnés, la probabilité partielle d'excitation du neurone, lorsque l'on a fixé $X, Y, X_1, X_2, \dots, Y_1, Y_2, \dots$ est la probabilité d'avoir à la fois $X+Y$ entrées reliées à des récepteurs excités et $(E+I-X-Y)$ reliées à des récepteurs non excités, soit

$$PP_1 = C_E^X C_X^{X_1} C_{X-X_1}^{X_2} \dots C_I^Y C_Y^{Y_1} C_{Y-Y_1}^{Y_2} \dots [R-RC]^{(X+Y-X_1-X_2-\dots-Y_1-Y_2-\dots)} \cdot \left[\frac{R}{25}\right]^{(X+Y)} \quad (5)$$

$$\left[\frac{R}{25}\right]^{(X+Y)} \cdot \left[\frac{25-R}{25}\right]^{(E+I-X-Y)}$$

II.2.1.2. Calcul de PE_2 .

Pour le calcul de PE_2 , on procède comme dans le paragraphe II.1.1., avec U et V entrées d'excitation et d'inhibition, et le seuil S , la rétine recevant une image de taille $R-RC$.

En effet, pour la rétine dans ce cas, il faut déduire les RC récepteurs communs qui n'interviennent plus par la définition même du nouveau neurone U, V, S , et les R-RC récepteurs stimulés par la première image, et non communs à la seconde, ce qui justement les élimine eux aussi.

On obtient ainsi par transcription de la formule (1)

$$PE_2 = \sum_{Z=0}^{Z=U} \sum_{T=0}^{T=V} C_U^Z \cdot C_V^T \cdot \left[\frac{R-RC}{25-R} \right]^{(Z+T)} \cdot \left[\frac{(25-R)-(R-RC)}{25-R} \right]^{(U+V-Z-T)} \quad (6)$$

II.2.1.3. Calcul de $PE_{21} = PP_{12}$.

La valeur de la probabilité totale $PE_{21} = \sum PP_{12} = (PP_1 \cdot PE_2)$ résulte alors du produit des expressions (5) et (6), dont il faut prendre la somme étendue à toutes les valeurs compatibles de $X, X_1, X_2, \dots, Y, Y_1, Y_2, \dots$:

$$PE_{21} = \sum_{X=0}^{X=E} \sum_{X_1=0}^{X_1=X} \sum_{X_2=0}^{X_2=X-X_1} \sum_{X_3=0}^{X_3=X-X_1-X_2} \dots \sum_{Y=0}^{Y=I} \sum_{Y_1=0}^{Y_1=Y} \sum_{Y_2=0}^{Y_2=Y-Y_1} \sum_{Y_3=0}^{Y_3=Y-Y_2-Y_1}$$

$$\sum_{Z=0}^{Z=U} \sum_{T=0}^{T=V} C_U^Z \cdot C_V^T \left[\frac{R-RC}{25-R} \right]^{(Z+T)} \left[\frac{(25-R)-(R-RC)}{25-R} \right]^{(U+V-Z-T)} \quad (7)$$

$$C_E^X C_X^{X_1} C_{X-X_1}^{X_2} C_{X-X_1-X_2}^{X_3} \dots C_I^Y C_Y^{Y_1} C_{Y-Y_1}^{Y_2} \dots \left[R-RC \right]^{(X+Y-X_1-X_2-X_3 \dots -Y_1-Y_2-Y_3 \dots)} \left[\frac{R}{25} \right]^{(X+Y)} \cdot \left[\frac{25-R}{25} \right]^{(E+I-X-Y)}$$

d'après les relations (2), (3), (4), (5), et (6).

II.2.2. Résultats.

On peut supposer que la réalisation d'une classification dépend de l'existence de neurones excités, indépendants pour chaque image.

Nous avons tracé les courbes (graphiques 15 et 16) pour les seuils $S_0 = 1$ et 2, du rapport de la probabilité d'excitation PE_1 d'un neurone pour une image présentée, à la probabilité d'excitation PE_{21} du même neurone par l'image 2 après que l'image 1 ait été présentée. En abscisse, R_1 est le nombre de récepteurs de la première image dont la taille varie de 1 à 10. Ces courbes ont été regroupées pour deux images ayant $RC = 0, 1$ et 2 récepteurs communs. Pour chacun des groupes récepteurs communs, nous avons fait varier la taille R_2 de la deuxième image, de 6 à 8, puis 10 récepteurs.

Les graphiques 16, 17, 18 donnent ce même rapport $\frac{PE_1}{PE_{21}}$ dans le cas de deux images de même taille R portée en

abscisse respectivement pour les seuils 0, 1 puis 2, et successivement pour $RC = 0, 1, 2$ et 3.

Toutes ces courbes s'arrêtent bien entendu à l'ordonnée unité. Considérons alors deux types d'images qui se présentent avec une taille donnée et avec 0, 1 ou 2 récepteurs communs. Les courbes précédentes fournissent une indication sur la possibilité de séparer les images, puisque la première excite un certain nombre de neurones et que, parmi ces neurones, la deuxième image en excite une partie. Cette fraction doit être relativement faible afin que la discrimination soit possible entre les deux images, ce qui demande que PE_1 soit notablement plus grand que PE_{21} , donc que PE_1/PE_{21} soit nettement supérieur à l'unité.

C'est ainsi que pour le seuil unité, ce sont les courbes à 0 récepteur commun qui offrent les meilleures possibilités, alors que les courbes à 2 récepteurs communs présentent un rapport plus faible.

On remarque que pour faire des prévisions sur l'apprentissage, il est nécessaire d'opérer en deux temps :

- d'examiner les courbes concernant l'excitation par une image et de choisir des paramètres pour déterminer le

PE1/PE21

10

9

8

7

6

5

4

3

2

1

SEUIL = 1



$R_2 = 10$

$R_2 = 8$

$R_2 = 6$

$RC = 0$

$R_2 = 10$

$R_2 = 8$

$R_2 = 6$

$RC = 1$

$R_2 = 10$

$R_2 = 8$

$R_2 = 6$

$RC = 2$

4

5

6

7

8

9

10

R

graphique 14

PE1/PE21A

100

90

80

70

60

50

40

30

20

10

SEUIL = 2



$R_2 = 10$

$R_2 = 8$

$R_2 = 6$

$RC = 0$

$R_2 = 10$

$R_2 = 8$

$R_2 = 6$

$RC = 1$

$R_2 = 10$

$R_2 = 8$

$R_2 = 6$

$RC = 2$

4

5

6

7

8

9

10

R

graphique 15

PE1/PE21A

2

1



RC=0

RC=1

RC=2

graphique 16

Seuil = 0

2

3

4

5

6

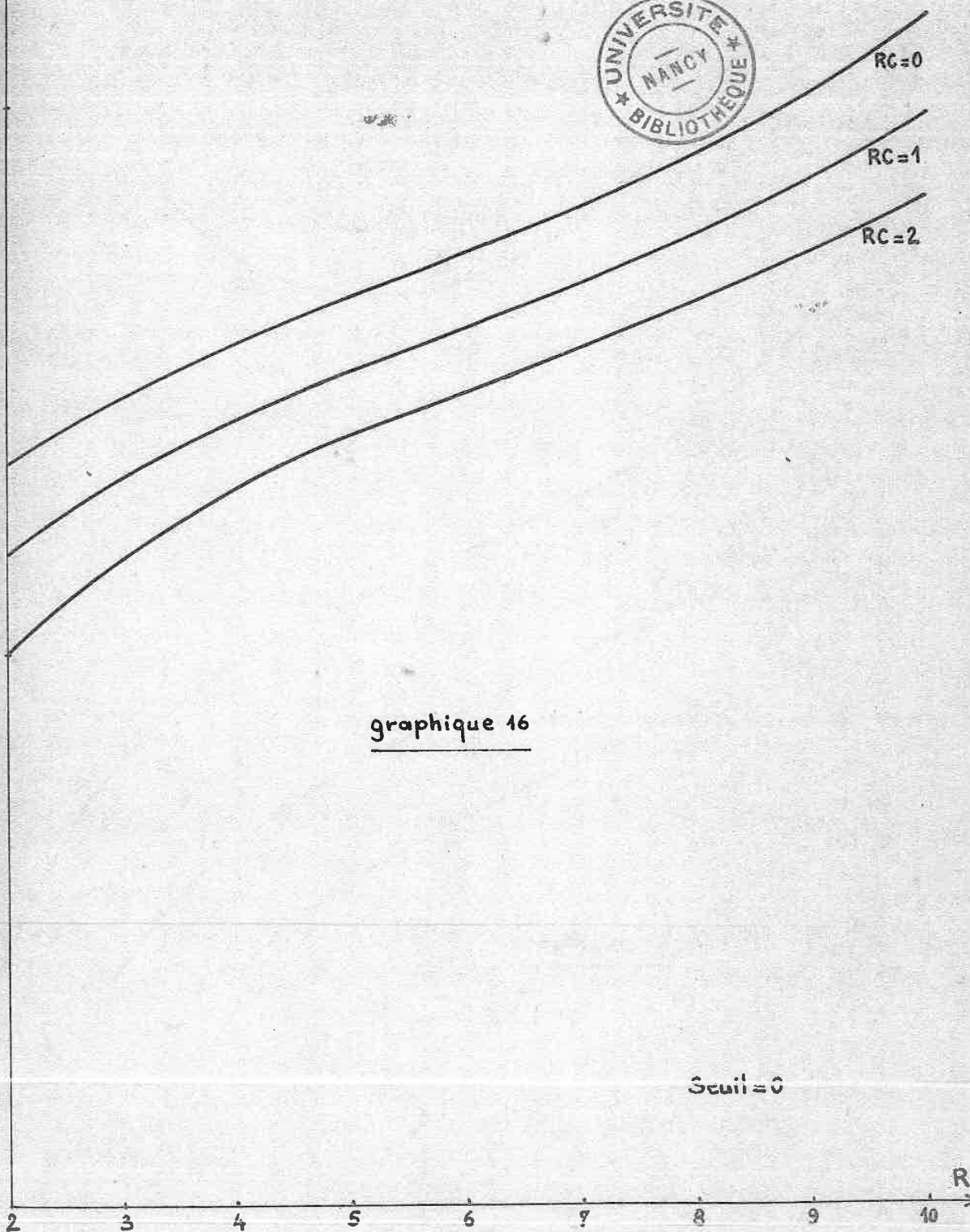
7

8

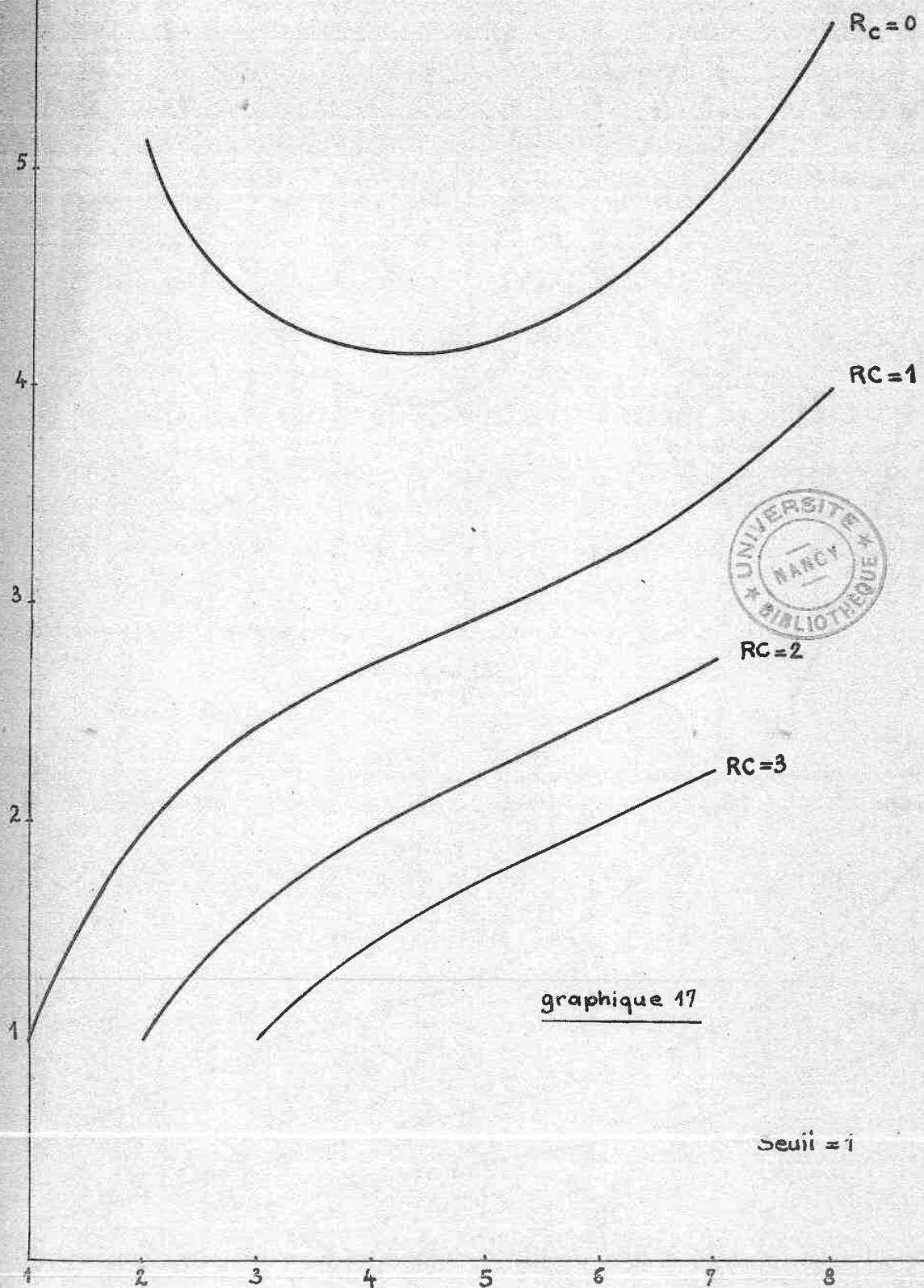
9

10

R



PE1/PE21 A

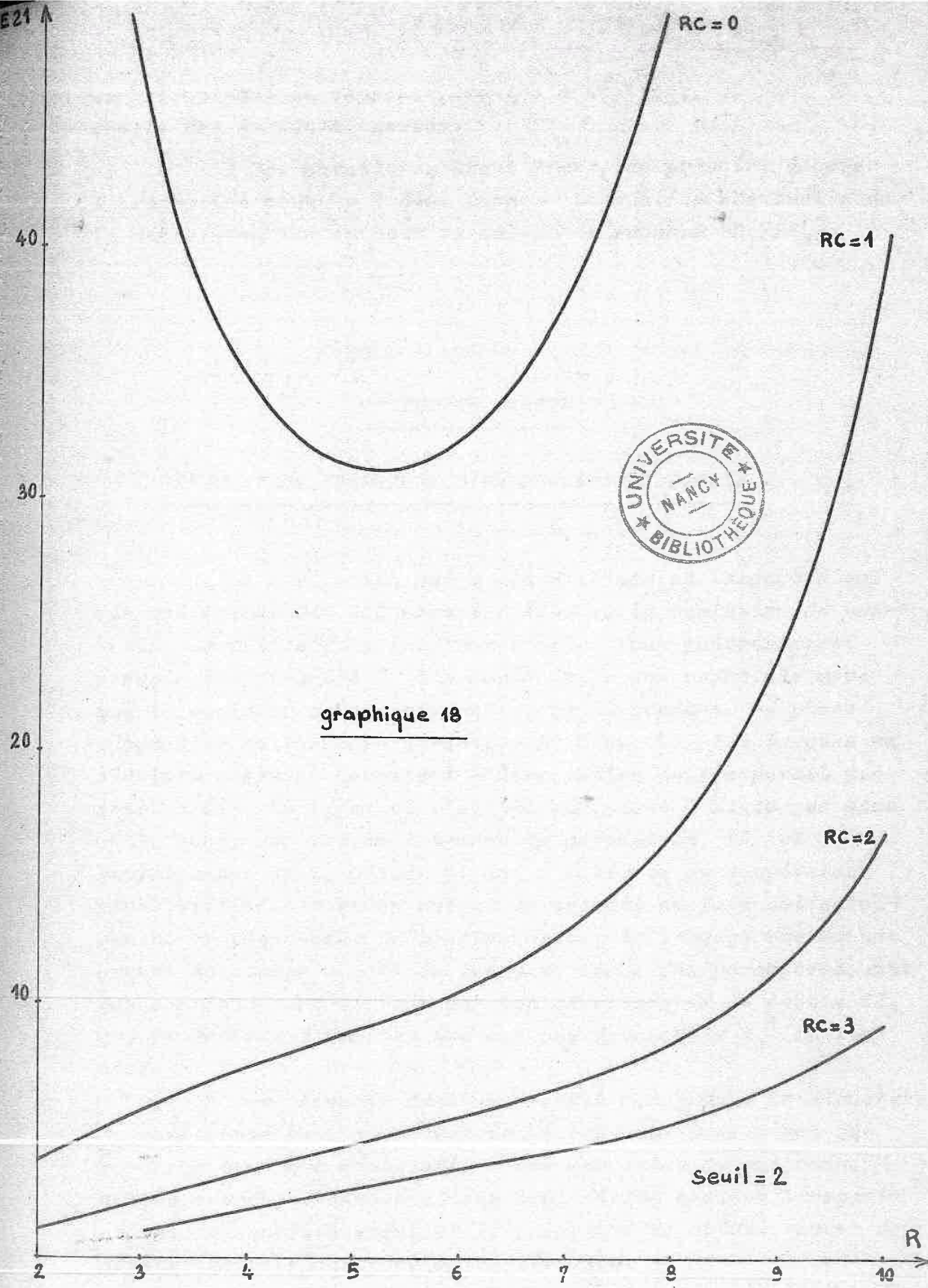


graphique 17

Seuil = 1

R

1/PE21



graphique 18



nombre optimal de neurones excités à utiliser, suivant la taille des images à classer.

- les paramètres étant fixés, de prévoir, d'après l'excitation commune à deux images, la qualité éventuelle de la discrimination suivant la valeur du rapport PE_1/PE_{21} .

+ + +

TROISIEME PARTIE

SIMULATION NUMERIQUE D'UN PERCEPTRON SIMPLE

La simulation qui a été réalisée en langage Algol sur ordinateur CAE 510 permet d'étudier la variation de nombreux paramètres du perceptron simple. Nous pouvons ainsi prévoir l'efficacité de l'appareil type en projet, de même que la rapidité de son apprentissage. Cependant, la phase adaptative et la phase savante sont beaucoup plus longues en simulation que ne devraient l'être celles de l'appareil proprement dit. En effet si l'ordinateur, dans l'usage que nous en faisons, réalise en lui-même le perceptron, il est d'un emploi assez lent, puisqu'il est tributaire du compilateur Algol utilisé, et qu'en outre, le travail se fait obligatoirement en séquences. En contre-partie, le langage assure une grande souplesse à l'étude des variations des paramètres, dont les domaines sont limités par les résultats de la partie II, qui permettent d'écarter les cas peu favorables à l'apprentissage.

Nous donnons dans un premier paragraphe la structure du perceptron complet en précisant les notations Algol qui correspondent aux déclarations des variables du programme notées entre guillemets ; nous explicitons ensuite l'organigramme de fonctionnement et le programme de calcul, avant de donner les résultats des apprentissages.

III.1. Simulation de la structure.

Nous prenons les éléments du perceptron dans l'ordre de la progression de l'information.

III.1.1. Récepteurs.

La couche d'entrée est composée de 25 récepteurs disposés en carré et numérotés de 1 à 25 (fig.5). Une image est constituée par un ensemble de récepteurs, par exemple 3, 12, 13, 14, 21.

1	2	3	4	5
6	7	8	9	10
11	12	13	14	15
16	17	18	19	20
21	22	23	24	25

Figure 5.

Toutes les images sont rangées suivant les lignes d'un tableau "TIM" (tableau image). Elles sont au nombre de "IM" (I maximum). Chaque image a une taille de "RM" récepteurs. Pour une image effectivement plus petite, on complètera la liste des récepteurs correspondants par autant de 0 qu'il faut pour obtenir "RM" termes (R maximum).

Le tableau image est noté "TIM(1 : IM, 1 : RM)". La classe d'appartenance d'une image est rangée dans un tableau d'une ligne "TIMC(1 : IM)" dont le nombre de termes est "IM".

Un élément i de ce dernier tableau est le numéro de la classe de la $i^{\text{ème}}$ image constituée par les récepteurs de la $i^{\text{ème}}$ ligne du tableau "TIM".

Avec la répartition de la figure 5, prenons par exemple quatre images réparties en deux classes telles que 1 désigne la classe des verticales, et 2 celle des horizontales. Nous avons alors

$$TIM \quad \left\{ \begin{array}{l} 2, \quad 7, \quad 12, \quad 17, \quad 22 \\ 4, \quad 9, \quad 14, \quad 19, \quad 24 \\ 6, \quad 7, \quad 8, \quad 9, \quad 10 \\ 16, \quad 17, \quad 18, \quad 19, \quad 20 \end{array} \right\}$$

TIMC (1, 1, 2, 2)

III.1.2. Couche d'éléments N.

Nous nous limitons à un maximum de 100 neurones ayant chacun "ENT" entrées numérotées arbitrairement de 1 à "ENT" ($ENT \leq 10$), mais dont les "EX" premières sont les entrées d'excitation et les "ENT-EX" les entrées d'inhibition. La généralisation du programme nous permet de faire varier le nombre d'entrées d'excitation et d'inhibition. La valeur du seuil commun à tous les neurones est un paramètre qui varie entre "seuil" et "SM". (seuil maximum). Recherchant le fonctionnement optimal du perceptron, nous avons tenu compte des résultats établis pour la probabilité d'excitation d'un neurone pour une deuxième image, si la première est excitée, dans le but de choisir les valeurs "ENT", "EX" et "seuil" du programme.

Le poids des neurones peut être connu à chaque instant par un tableau $PN[0 : 99]$ qui contient les poids propres des neurones numérotés de 0 à 99.

Chaque entrée d'excitation étant affectée d'un coefficient +1, et chaque entrée d'une inhibition d'un coefficient -1, quand les entrées sont reliées à un récepteur nécessairement excité, nous pouvons faire la somme des coefficients des entrées. Si elle est supérieure ou égale au seuil, le neurone est excité et il envoie alors son poids vers les unités K de réponse.

III.1.3. Connexions R-N.

Présentons la répartition aléatoire binômiale des connexions R-N pour laquelle nous avons étudié la probabilité d'excitation, avant de passer à la répartition avec tirage exhaustif, utilisée également afin de réduire le nombre des neurones.

III.1.3.1. Distribution purement binômiale.

Pour simuler une connexion aléatoire, nous avons attribué à chaque entrée de neurone un récepteur pris au hasard,

et dans l'application, nous prendrons le nombre total des entrées d'un neurone égal à 10.

Dans ce but, d'une liste de 1000 nombres aléatoires A , compris entre 0 et 99, nous tirons 1000 autres nombres aléatoires α , définis par

$$\alpha = A - (A \frac{0}{0} 25) 25 + 1$$

compris entre 1 et 25 inclusivement^(*). Nous conviendrons alors avec le $i^{\text{ième}}$ nombre A de la liste, de relier la $i^{\text{ième}}$ entrée dans la suite des neurones, au $\alpha^{\text{ième}}$ récepteur. Ainsi par exemple 67 ($A = 67$) étant le 24^{ième} ($i = 24$) nombre de la liste A , la connexion issue de la 24^{ième} entrée, donc de la 4^{ième} entrée du 3^{ième} neurone (avec 2.10 entrées pour les deux premiers neurones) au récepteur de numéro

$$67 - (67 \frac{0}{0} 25) 25 + 1 = 67 - 2.25 + 1 = 18.$$

Cette répartition faite par la machine pour ces connexions, est présentée par le tableau 1.

NUMERO DE NEURONE	ENTREES POUR CHAQUE NEURONE										
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	
0	14	19	3	22	17	25	20	12	2	13	Numéro des Récep- teurs
1	2	15	4	23	16	25	21	17	13	19	
.....											
N	11	14	11	3	7	10	9	6	25	13	
.....											
99	7	3	7	3	5	24	5	23	9	11	
100 lignes											

Tableau 1.

(*) Le symbole $\frac{0}{0}$ signifie division entière ; ainsi $67 \frac{0}{0} 25 = 2$.

Le récepteur numéro R est relié par des entrées d'excitation à tous les neurones des $R^{\text{ièmes}}$ colonnes des EX premiers tableaux "REI" et par des entrées d'inhibition aux neurones des tableaux "EX + 1" à "ENT" (tableau 3).

		1	R	25
EX	1 ^{ère} entrée			
	2 ^{ième} entrée			
IN				
	ENT ^{ième}			

Tableau 3.

En prenant une partie de l'ensemble des tableaux "REI", le programme permet alors de faire varier la construction des connexions du perceptron avec un nombre d'entrées globales de chaque neurone variant de 1 à 10.

III.1.3.2. Distribution exhaustive.

Les tableaux "REI" sont limités à leur plus petite dimension, soit "REI[1 : 4 , 1 : 25]". Chaque tableau "REI" est rempli avec 100 nombres de 0 à 99 pris au hasard de façon exhaustive. Tous les récepteurs sont reliés à 40 entrées de neurones et ont ainsi la même influence moyenne sur la couche N .

III.1.4. Couche K et connexions $N-K$.

Si nous présentons "IM" images rangées en "F" classes, "F" éléments K constituent la couche K . Tout neurone excité par une image apporte sa contribution en poids propre, à l'élément K auquel il est relié. Tous les neurones excités reliés à un élément de réponse K , représentatif a priori d'une certaine classe, libèrent leur poids dans cet élément qui les accumule.

Pour une image donnée, nous remplissons un tableau " $C[1 : F]$ " à " F " éléments représentatifs de ces accumulateurs. Le plus grand des éléments du tableau C donne la réponse du perceptron. Par exemple si le $i^{\text{ième}}$ élément K est le plus grand entre tous les autres, le perceptron classe l'image présentée dans la $i^{\text{ième}}$ classe.

Par constitution, la sortie unique d'un neurone va de façon aléatoire à un élément K de réponse. On peut réaliser ces connexions comme les précédentes, mais il est plus commode pour le calcul, sans altérer le caractère aléatoire des connexions, puisque les connexions $R-N$ sont déjà aléatoires, de grouper en séquence les neurones consécutifs qu'on relie à un même élément K . Ces groupes contiennent " FI " neurones pour un numéro de classe, " FI " étant le résultat de la division entière de 100 par F . Ainsi, avec par exemple 3 classes, les 33 premiers neurones appartiennent à la première classe, les 33 autres appartiennent à la deuxième classe et les 33 suivants à la troisième ; le neurone restant n'est pas utilisé pour la classification. Ceci revient à supprimer quelques connexions venant des récepteurs.

Pour une image présentée et pour l'exemple précédent du classement en trois classes, l'état du perceptron est celui du tableau 4 qui précise les numéros des neurones excités suivant la répartition de 0 à 32 dans chaque groupe, les poids correspondant aux neurones excités et la valeur des accumulateurs $C[1]$, $C[2]$, $C[3]$.

Numéro des neurones excités pour l'image précédente	Numéro des neurones excités dans chaque groupe	Poids	Elément K
0 6 7 10 20	0 6 7 10 20	10 0 3 8 0	$C[1] = 21$
34 43 51 65	1 10 18 32	4 2 2 4	$C[2] = 12$
67 76 80 96 97 98	1 10 14 30 31 32	0 0 1 7 7 0	$C[3] = 15$

Tableau 4.

III.2. Fonctionnement du perceptron simple.

Ayant défini le rôle et la fonction de chaque organe, nous détaillons la suite des opérations permettant de remplir finalement le tableau $C[1 : F]$, avant de passer à la phase des cycles de leçon et d'apprentissage.

III.2.1. Construction du tableau des neurones excités.III.2.1.1. Description du tableau.

Une séquence d'apprentissage ou de leçon est faite de plusieurs présentations d'un même ensemble d'images. D'une séquence à une autre, une même image excitera les mêmes neurones ; il est donc intéressant de construire une fois pour toutes les séquences, un tableau des neurones excités par image et par classe. Afin de regrouper toutes ces valeurs, nous avons

constitué un tableau "NEX" à 3 entrées. Une de ces entrées représente les images et varie de 1 à "IM", la deuxième représente les classes et varie de 1 à "F", et la troisième enfin représente les neurones d'une classe qui, d'après ce que nous avons déjà vu en III.1.4 (p. 34) varie de 0 à "FI -1".

La figure 6 représente en perspective ce bloc à 3 dimensions, étant entendu que les valeurs qui vont être définies sont sur les noeuds de ce réseau.

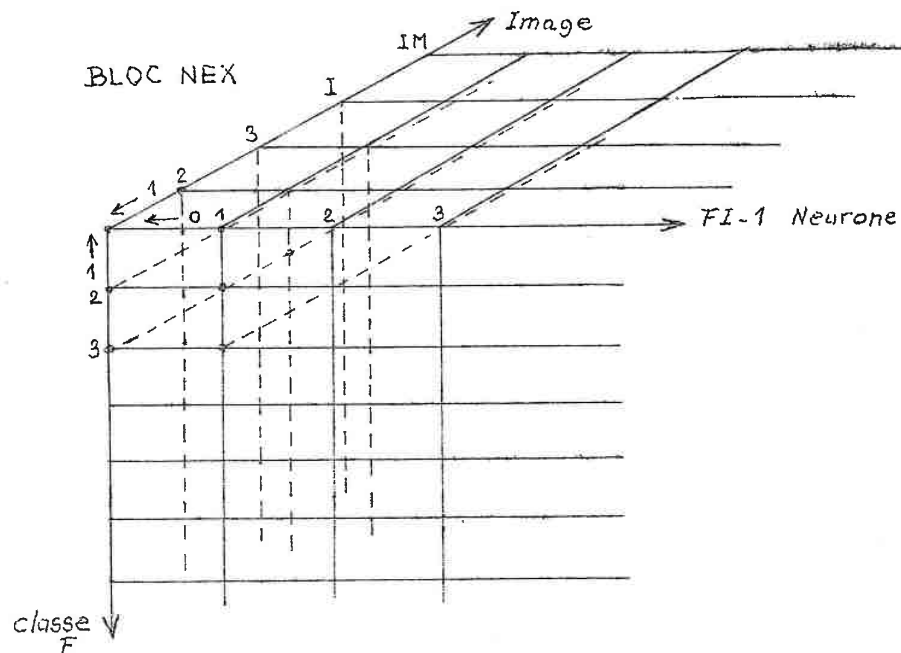


Figure 6.

Prenons un exemple, et considérons une classification de 10 images en 5 classes où les images

- 1 et 2 appartiennent à la classe 1,
- 3 et 4 appartiennent à la classe 2,
- 5 et 6 appartiennent à la classe 3,
- 7 et 8 appartiennent à la classe 4,
- 9 et 10 appartiennent à la classe 5.

Dans le trièdre (neurone - classe - image), nous avons $FI = 100 \frac{0}{0} 5 = 20$; $F = 5$, $IM = 10$. Un point tel que $NEURONE = 5$, $CLASSE = 3$, $IMAGE = 5$, représentera le neurone pour la 5^{ième} image appartenant à la classe 3 ; il s'agit du 45^{ième} neurone parmi les 100 neurones numérotés initialement de 0 à 99.

Le bloc "NEX[1 : IM , 1 : F , 0 : FI - 1]" ainsi défini, est rempli en 2 étapes : l'une de sommation des excitations et des inhibitions venant des récepteurs lors de la présentation d'une image, l'autre d'identification proprement dite de l'excitation du neurone par comparaison des sommes précédentes avec le seuil.

III.2.1.2. Tableau des sommes.

Considérons une image "I" formée de "RM" récepteurs. Prenons le premier de ceux-ci que nous appelons R. On lit alors la colonne R des tableaux "REI". Chaque élément de cette colonne indique un numéro N de neurone auquel le récepteur est relié. Pour les "EX" premiers tableaux, et à chaque neurone ainsi détecté, on ajoute +1 dans le réseau "NEX" au noeud $I, F_i \rightarrow N - FI.F_i$. Dans les mêmes conditions pour les tableaux "REI" correspondant à l'inhibition, on ajoute -1.

Le processus est répété pour les "RM" récepteurs constituant l'image "I". Les contributions +1 et -1 viennent alors s'accumuler par neurone dans le tableau 5a, où nous avons représenté une coupe du bloc "NEX" au niveau de l'image "I". Nous savons que ce tableau représente par ligne "CLASSE", le regroupement des neurones par classe. Par exemple, la valeur inscrite au 2^{ième} point de la deuxième ligne est en fait, pour l'image donnée, la valeur de la somme des entrées pour le $(FI.1+2)$ ^{ième} neurone de la liste des neurones de 0 à 99. On répète le même processus pour toutes les images afin de remplir complètement le bloc "NEX".

III.2.1.3. Identification des neurones excités.

Fixant un seuil commun à chaque neurone et reprenant chaque élément du tableau "NEX", nous convenons de remplacer la somme inscrite en chaque noeud par un 1 si la somme est supérieure ou égale au seuil fixé, et par 0 si elle est inférieure. Le tableau 5a se transforme alors avec le seuil 1 pour donner 5b.

A la présentation d'une image, comme le transfert des poids vers les unités de réponse et la correction éventuelle se font uniquement pour les neurones excités, il est commode de donner au tableau "PN" des poids, la même forme qu'une couche du tableau "NEX" pour une image, c'est-à-dire "PN[1 : F, 0 : FI-1]". Ce tableau précise l'état d'adaptation du perceptron à tout moment de l'apprentissage.

Les poids des neurones sont inscrits aux noeuds du réseau du tableau 5c. Dans le cas envisagé, tous les poids sont nuls initialement.

Tableau 5.

	0	1	2	3	4	FI-1	
1	3	-1	3				
2	-4	2	2				
3	0	1	-1				
4							
classes							

a)

	1	0	1				
1	1	0	1				
0	0	1	1				
0	0	1	0				
F classes							

b)

	0	1	2	3	4	FI-1	
1	0	0	0	0	0		
2	0	0	0	0	0		
3	0	0	0	0	0		
4	0	0	0	0	0		
F classes							

c)

En résumé, la construction du tableau "NEX" complet termine la phase préliminaire de construction du perceptron, puisqu'un ensemble d'images à classer donne un bloc "NEX" immuable.

Nous pouvons alors passer à la phase active proprement dite de classification.

III.2.2. Cycle leçon et apprentissage.

Le perceptron fonctionne en deux phases successives, un cycle d'apprentissage au cours duquel, par correction il s'adapte à chaque image présentée, suivi d'un cycle leçon sans correction, et qui teste la capacité de reconnaissance.

La phase leçon et la phase apprentissage ont en commun le processus de chargement des éléments K d'après le bilan des neurones excités pour chaque image. Quand une image est présentée, l'ensemble des éléments K forme alors le tableau $C[1 : F]$ des unités de réponse dont il suffit de comparer les sommes.

III.2.2.1. Chargement des éléments de réponse et comparaison entre eux.

§ Avant la présentation d'une image, le tableau "PN" est constitué de 100 valeurs entières, les poids des neurones avant la présentation de cette image, et qu'au début de l'apprentissage nous choisirons le plus souvent nuls.

Pour une image donnée, on peut alors remplir le tableau "C" $[1 : F]$ des classes de réponses. Pour cette image et pour une unité de réponse K, la ligne K (tableau "NEX" à I fixe) nous indique les neurones excités par la présence du chiffre 1. Puisque les tableaux "NEX" à I fixé ont la même forme, seuls les poids des neurones du tableau "PN" en correspondance avec un chiffre 1 de ce tableau "NEX" sont transmis à l'unité de réponse K.

L'opération sera répétée pour toutes les lignes K correspondant à toutes les classes ; nous aurons par exemple pour 20 neurones au total répartis en 4 classes et pour une

image qui appartient à la classe 2, le tableau " $C[1 : F]$ " explicité ci-dessous.

	1	0	0	1	0	→ Neurones			
0		1	0	1	1				
1		0	0	1	1				
0		1	0	1	1				
F classes									
	3	2	1	4	3	7			
1		2	7	3	0	5		X	mauvaise.
4		6	0	3	1	8			
5		3	3	1	6	10		X	
F classes									

Tableau 6.

Comme l'élément de réponse 4 est le plus fort, le perceptron place l'image dans la classe 4. Or, nous désirons qu'il reconnaisse la classe d'appartenance 2 ; la réponse pour cette image est donc mauvaise.

Intéressons-nous maintenant à la comparaison des éléments K.

Dans la réponse du perceptron, plusieurs éléments K peuvent être égaux. Dans ce cas, il y aura donc un doute qui, dans le programme est indiqué par "DOUTE" = 1. Dans le cas où un seul élément a une valeur prépondérante, on écrit "DOUTE" = 0.

Nous aurons ainsi l'organigramme détaillé de comparaison de la figure 7.

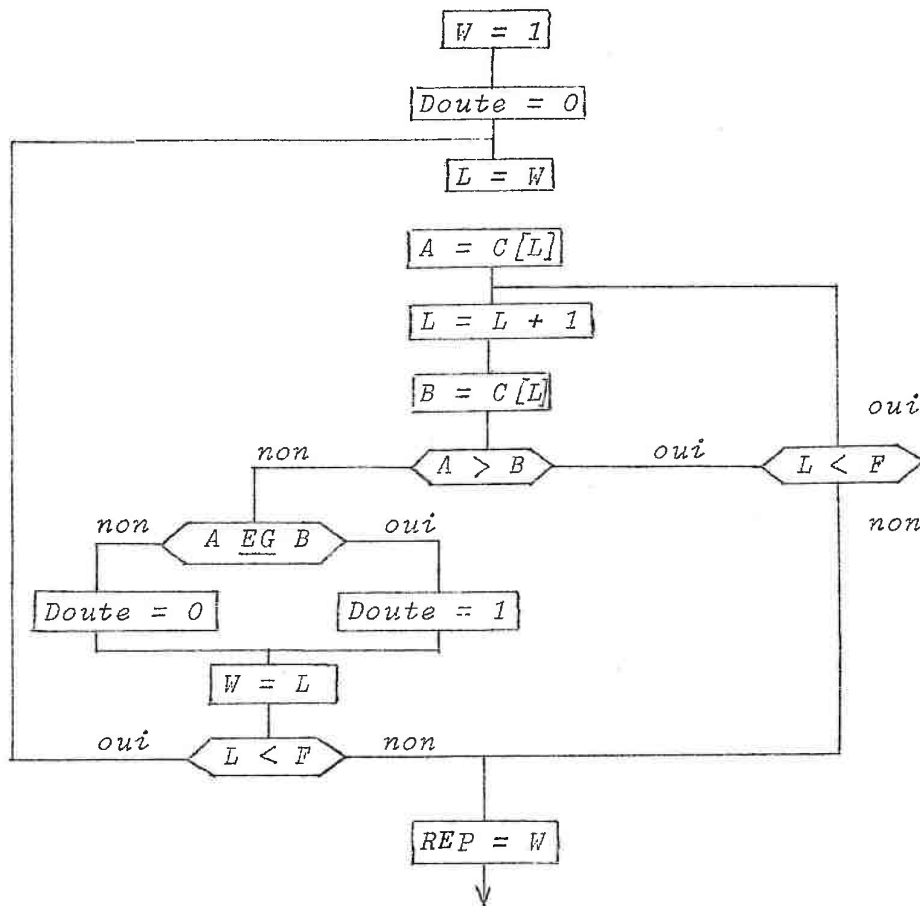


Figure 7

Le premier élément $C[1]$ est comparé avec $C[2]$ puis $C[3]$, etc..., jusqu'à $C[F]$. Si $C[1]$ rencontre un élément plus grand que lui, c'est celui-ci que l'on compare ensuite à tous les autres restants. En cas d'égalité de 2 éléments, $DOUTE = 1$ s'inscrit en mémoire et la comparaison continue. Si par la suite, un élément est reconnu supérieur aux 2 éléments égaux, $DOUTE = 1$ est remplacé par $DOUTE = 0$. "REP" indique le numéro de l'élément de réponse le plus grand. Dans l'exemple du tableau 6 où l'on compare 7, 5, 8, 10, nous avons,

$C[1] = 7$ $C[2] = 5$? oui : on compare alors $C[1]$ et $C[3]$.
 $C[1] = 7$ $C[3] = 8$? non : $C[3]$ devient la base de comparaison.
 $C[3] = 8$ $C[4] = 10$? non : épuisement de tous les éléments ;
 DOUTE conserve la valeur 0 et c'est
 le quatrième accumulateur qui
 contient la plus grande somme.

III.2.2.2. Phase leçon.

Pour un état des poids des neurones, nous présentons au perceptron "IM" images données par le tableau "TIM[1:IM]" et classées en "F" classes dans l'ordre du tableau "TIMC[1:IM]", chaque image étant présentée une fois.

Pour 10 images réparties en 5 classes, le tableau 7 nous donne un exemple de classification.

Image présentée	Classe d'appartenance	Classification du perceptron	Bonne réponse
1 ^{ère} image	1	2	Non
2 ^{ième} image	1	1	Oui
3 ^{ième} image	2	1	Non
4 ^{ième} image	2	5	Non
5 ^{ième} image	3	2	Non
6 ^{ième} image	3	3	Oui
7 ^{ième} image	4	1	Non
8 ^{ième} image	4	1	Non
9 ^{ième} image	5	DOUTE = 1	Non
10 ^{ième} image	5	1	Non

Tableau 7.

Comme un doute est une mauvaise réponse, la note obtenue dans le tableau 7 est 2/10.

Si la note était de 10/10, la classification serait satisfaisante et le programme s'arrêterait. Comme cela n'est pas le cas, il faut passer par la phase d'apprentissage avant de recommencer la phase leçon.

III.2.2.3. Phase d'apprentissage.

Si, en phase leçon, le perceptron n'obtient pas une note satisfaisante, il doit se corriger dans une phase d'apprentissage pour laquelle on utilise la règle de correction suivante.

1) Si, à la suite de la comparaison des éléments K, le perceptron répond que l'image présentée appartient à la classe exigée, alors on peut passer à l'image suivante, puisque le perceptron n'a rien à apprendre.

2) Si le perceptron répond que l'image appartient à une classe qui n'est pas la bonne, on renforce la contribution à l'unité de réponse qui aurait dû être sélectionnée. Pour cela, on ajoute +1 au poids des neurones excités reliés à l'unité de réponse qui aurait dû être sélectionnée, et qui se trouvent aux noeuds +1 du tableau NEX, pour l'image considérée et la classe repérée. Puis on passe à l'image suivante.

3) S'il y a doute, on corrige systématiquement comme en 2).

De cette manière, si au cours de l'apprentissage nous rencontrons par exemple successivement les cas du tableau 7, il faudra d'abord pour la première image renforcer le poids des neurones excités reliés au premier élément K, et ainsi de suite jusqu'à la 9^{ième} image, pour laquelle nous renforcerons le poids des neurones reliés au 5^{ième} élément K, sauf pour les 2^{ième} et 6^{ième} images pour lesquelles il n'y a pas de changement.

Remarque : Au cours d'un cycle d'apprentissage, la reconnaissance de la n^{ième} image tient compte évidemment des corrections éventuelles sur les (n-1)^{ières} images précédentes : les opérations se font en séquences.

Quand toutes les images sont passées, on refait un cycle leçon pour tester "la connaissance" du perceptron.

Il peut arriver cependant que, par le jeu des combinaisons des neurones qui répondent pour différentes images, la modification des poids n'améliore plus les facultés de correction. On dit que le perceptron est saturé, et il est alors inutile de continuer l'apprentissage. Le programme doit s'arrêter.

III.3. Organigramme simplifié de la simulation du perceptron élémentaire.

Nous donnons le programme Algol qui nous a servi, en précisant auparavant les notations et l'organigramme général.

III.3.1. Notations et organigramme simplifié.

IM	Nombre total d'images
RM	nombre de récepteurs par image
F	nombre de classes
FI	nombre total de neurones $\frac{0}{0}$ F, c'est-à-dire nombre de neurones par classe
SEUIL	valeur inférieure du seuil d'un neurone
SM	valeur supérieure du seuil d'un neurone
EX	nombre d'entrées d'excitation
CYM	nombre de leçons et d'apprentissages demandé pour une valeur déterminée de seuil de neurone
ENT	nombre d'entrées d'un neurone
TIM[1:IM, 1:RM]	tableau des images
TIMC[1 : IM]	tableau des classes par image
REI[1:8, 1:25]	tableau des connexions reliant les 25 récepteurs à une entrée des neurones ; [-1 dans ce tableau indique l'absence de connexions]
ou	
REI[1:4, 1:25]	
NEX[1:IM, 1:F, 0:FI-1]	tableau à 3 entrées donnant par image le nombre de neurones par classe (se présente pour la phase adaptative rempli de 0 ou de 1).
C[1 : F]	tableau des valeurs des éléments de réponse
PN[1:F, 0:FI-1]	poids de tous les neurones reliés aux éléments K de réponse.

Blocs décrits.

BOUCLE	bloc qui effectue un type de classification avec IM, RM, EX, ENT, F, F et FI constants, alors que SEUIL est variable ; il est décrit BMAX fois.
SEUIL	bloc qui effectue une seule classification avec les paramètres du bloc BOUCLE ; il est décrit de SEUIL à SM compris.
CYCLE	bloc à parcourir CYM fois autant qu'il y a de leçon et apprentissage prévus.
Z	identificateur du cycle en cours (= 1 pour un cycle d'apprentissage et 0 pour un cycle leçon)
IMAGE	bloc à parcourir IM fois dans un cycle d'apprentissage ou de leçon.

Ecriture des Tableaux R E I sur bande magnétique

DEBUT DE BOUCLE (12)

Lire sur cartes, extraire et imprimer IM, RM, F, SEUIL,

FI, EX, CYM, SM, ENT (14 à 18)

Lire sur cartes, extraire et imprimer TIM et TIMC (19 à 35)

DEBUT de SEUIL (36)

Extraire et imprimer la valeur de SEUIL (38 à 40)

Initialisation des poids du tableau PN (41 à 47)

Initialisation des éléments du tableau NEX

Construction du tableau NEX (48 à 75)
avec lecture sur bande des tableaux REI

$Z = 0$ (76)

Impression du tableau NEX (77 à 88)

DEBUT DE CYCLE (89)

DEBUT IMAGE (99)

Initialisation des éléments du tableau (101)

Chargement des éléments K (102 - 104)

Comparaison des éléments K (105 - 127)

Non

Oui

$Z = 0$

Non

Oui

Manvaise Réponse

Correction
des poids.

Accumuler les bonnes
réponses par image.
Imprimer.

FIN IMAGE (160)

Non

Oui

$Z = 0$

$Z = 0$

$Z = 1$

FIN de CYCLE (164)

FIN de SEUIL (165)

FIN de BOUCLE (166)

```

1  ALGOL
   DEBUT 'ENTIER' U, V, K, IM, RM, F, I, SEUIL, FI, EX, CYM, SM, ENT, UN, LEC,
   R, A, N, B, Z, BON, L, X, W, REP, DOUTE, BMAX, BOUCLE, CYCLE, CH ;
   'ENTIER' 'TABLEAU' REL (1 : 4, 1 : 25).;
   'POUR' V = 1 'PAS' 1 'JUSQUA' 10 'FAIRE'
   'DEBUT'
   LRTC (REI) ;
   ECBA (O, REI)
   'FIN' ;
10  SABA (0, 10) ;
   LIRC (BMAX) ;
   'POUR' BOUCLE = 1 'PAS' 1 'JUSQUA' BMAX 'FAIRE'
   'DEBUT'
   LIRC (IM, RM, F, SEUIL, FI, EX, CYM, SM, ENT);
   EXL (< ...IM...RM...F - SEUIL...FI...EX...CYM...SM...ENT>);
   IMPR ;
   EXE (5, IM, RM, F, SEUIL, FI, EX, CYM, SM, ENT) ;
   IMPR ;
   'DEBUT'
20  'ENTIER' 'TABLEAU' TIM. (1 : IM, 1 : RM)., TIMC. (1 : IM).,
   NEX. (1 : IM, 1 : F, 0 : FI - 1)., C. (1 : F), PN. (1 : F, 0 : FI - 1). ;
   LRTC (TIM) ;
   LRTC (TIMC) ;
   EXL (< IMAGES>);
   IMPR ;
   'POUR' J = 1 'PAS' 1 'JUSQUA' IM 'FAIRE'
   'DEBUT'
   'POUR' R = 1 'PAS' 1 'JUSQUA' RM 'FAIRE'
   EXE (4, TIM. (I, R). ) ;
30  IMPR
   'FIN' ;
   EXL ( CLASSES );
   'POUR' K = 1 'PAS' 1 'JUSQUA' IM 'FAIRE'
   EXE (3, TIMC. (K).);
   IMPR ;
   'POUR' SEUIL = SEUIL 'PAS' 1 'JUSQUA' SM 'FAIRE'
   'DEBUT'
   EXL (< SEUIL>);
   EXE ( 3, SEUIL);
40  IMPR ;
   'POUR' I = 1 'PAS' 1 'JUSQUA' IM 'FAIRE'
   'POUR' K = 1 'PAS' 1 'JUSQUA' F 'FAIRE'
   'POUR' X = 0 'PAS' 1 'JUSQUA' FI - 1 'FAIRE'
   NEX. (I, K, X). = 0 ;
   'POUR' L = 1 'PAS' 1 'JUSQUA' F 'FAIRE'
   'POUR' X = 0 'PAS' 1 'JUSQUA' FI - 1 'FAIRE'
   PN. (L, X). = 0 ;
   UN = 1 ;

```

```

      'POUR' LEC = 1 'PAS' 1 'JUSQUA' ENT 'FAIRE'
50  'DEBUT'
      LIBA (O, REI) ;
      'POUR' I = 1 'PAS' 1 'JUSQUA' IM 'FAIRE'
      'POUR' R = 1 'PAS' 1 'JUSQUA' RM 'FAIRE'
      'DEBUT'
      U = TIM. (I, R). ;
      'SI' U 'EG' O 'ALORS' 'ALLERA' NUL ;
      'POUR' A = 1 'PAS' 1 'JUSQUA' 4 'FAIRE'
      'DEBUT'
      N = REI. (A, U). ;
60  'SI' N 'INF' F * FI 'ALORS'
      'DEBUT'
       $K = (N \frac{O}{FI} + 1)$  ;
      NEX. (I, K, N - FI * (K - 1)). = NEX. (I, K, N - FI * (K - 1)). + UN
      'FIN'
      'FIN' ;
      NUL :
      'FIN' ;
      'SI' LEC 'SUG EX' 'ALORS' UN = -1
      'FIN'
70  SABA (O, ENT) ;
      'POUR' I = 1 'PAS' 1 'JUSQUA' IM 'FAIRE'
      'POUR' K = 1 'PAS' 1 'JUSQUA' F 'FAIRE'
      'POUR' X = 0 'PAS' 1 'JUSQUA' FI - 1 'FAIRE'
      'SI' NEX. (I, K, X). 'SUG' SEUIL 'ALORS' NEX. (I, K, X). = 1 'SINON'
      NEX. (I, K, X). = 0 ;
      Z = 0 ;
      'POUR' I = 1 'PAS' 1 'JUSQUA' IM 'FAIRE'
      'DEBUT'
      EXL (< IMAGE >) ;
80  EXE (3, 1) ;
      IMPR ;
      'POUR' K = 1 'PAS' 1 'JUSQUA' F 'FAIRE'
      'DEBUT'
      'POUR' X = 1 'PAS' 1 'JUSQUA' FI - 1 'FAIRE'
      EXE (2, NEX. (I, K, X).) ;
      IMPR
      'FIN'
      'FIN' ;
      'POUR' CYCLE = 1 'PAS' 1 'JUSQUA' CYM 'FAIRE'
90  'DEBUT'
      BON = 0 ;
      'SI' Z 'EG' O 'ALORS'
      'DEBUT'
      EXL (< LEC >) ;
      EXE (3, (CYCLE + 1) / 2) ;

```

```

IMPR
'FIN';
CH= 0;
100 'POUR' I = 1 'PAS' 1 'JUSQUA' IM 'FAIRE'
'DEBUT'
'POUR' L= 1 'PAS' 1 'JUSQUA' F 'FAIRE' C.(L). = 0 ;
'POUR' L = 1 'PAS' 1 'JUSQUA' F 'FAIRE'
'POUR' X = 0 'PAS' 1 'JUSQUA' FI - 1 'FAIRE'
'SI' NEX. (I, L, X). 'EG' 1 'ALORS' C.(L). = C.(L). + PN.(L, X). ;
W = 1 ;
DOUTE = 0 ;
COMPAR :
L = W ;
A = C.(L). ;
110 L = L + 1 ;
B = C.(L). ;
CLASSES :
'SI' A 'SUP' B 'ALORS'
'DEBUT'
'SI' L 'INF' F 'ALORS'
'DEBUT'
L = L + 1 ;
B = C.(L). ;
'ALLERA' CLASSES
120 'FIN'
'FIN' 'SINON'
'DEBUT'
DOUTE = 'SI' A 'EG' B 'ALORS' 1 'SINON' 0 ;
W = L ;
'SI' L 'INF' F 'ALORS' 'ALLERA' COMPAR
'FIN' ;
REP = W ;
'SI' Z 'EG' O 'ALORS'
'DEBUT'
130 'SI' DOUTE 'EG' O 'ALORS'
'DEBUT'
'SI' TIMC.(I). 'EG' 'REP' 'ALORS' BON = BON + 1
'FIN' ;
EXE (3, BON)
'FIN' 'SINON'
'DEBUT'
'SI' DOUTE 'EG' 1 'ALORS' 'ALLERA' REGLE ;
'SI' TIMC.(I). 'DIF' REP 'ALORS' 'ALLERA' REGLE 'SINON' 'ALLERA' DER ;
REGLE :
140 L = TIMC.(I). ;
'POUR' X = 0 'PAS' 1 'JUSQUA' FI - 1 'FAIRE'

```

```

'SI' NEX. (I, L, X). 'EG' 1 'ALORS'
'DEBUT'
PN. (L, X). = PN. (L, X). + 1 ;
CH = CH + 1
'FIN'
'FIN' ;
DER :
'FIN' ;
150 'SI' Z 'EG' 0 'ALORS'
'DEBUT'
IMPR ;
Z = 1 ;
'SI' BON 'EG' IM 'ALORS' ALLERA' MS 'SINON' ALLERA' MYC
'FIN' 'SINON'
'DEBUT'
Z = 0 ;
'SI' CH 'EG' 0 'ALORS' CYCLE = CYM - 1 ;
'ALLERA' MYC
160 'FIN' ;
MYC :
'FIN' ;
MS :
'FIN'
'FIN'
'FIN'
167 'FIN' #

```

III.4. Résultats.

III.4.1. Nombre de cycles d'apprentissage pour des images de même taille en fonction de la probabilité d'excitation des neurones.

Pour des images de taille donnée, ici 5, la probabilité PE est fixée par les nombres E, E+I, des entrées d'excitation "EX" et le nombre total des entrées "ENT" des neurones, ainsi que par leur seuil S.

On considère alors, successivement un apprentissage avec 5 images classées dans 5 catégories, et un apprentissage avec 10 images classées dans 10 catégories.

Les images étant composées par un choix arbitraire des récepteurs correspondants, certaines d'entre elles ont 5, 4, 3, 2 ou 1 récepteurs communs, et certaines pas du tout.

Sur le graphique n°19, on a porté en ordonnées le nombre des séquences d'apprentissage nécessaires obtenues pour divers ensembles E, I, S auxquels correspondent les probabilités PE des graphiques 2 à 13, disposées en abscisse. Malgré la répartition diffuse des points expérimentaux qui résulte de la structure aléatoire des images et du perceptron, trois constatations s'imposent.

1) Pour des probabilités d'excitation faibles, inférieures à 0,2 environ, on observe un phénomène de saturation : après quelques cycles d'apprentissage, dont le nombre est porté le cas échéant sur le graphique, certaines images sont reconnues, mais l'amélioration de la reconnaissance ne se poursuit pas.

Par exemple, avec 10 images, 10 classes et une probabilité d'excitation de 0,07, le nombre de neurones excités par image et reliés à la classe correspondant à cette image est, d'après le tableau NEX,

0 pour l'image 1	0 pour l'image 6
0 pour l'image 2	1 pour l'image 7
0 pour l'image 3	0 pour l'image 8
2 pour l'image 4	2 pour l'image 9
1 pour l'image 5	0 pour l'image 10

Après le premier cycle d'apprentissage, les images reconnues sont les images 4, 5, 7 et 9. Ensuite, il n'est plus possible d'améliorer la reconnaissance. En effet, comme l'image 1 par exemple n'excite aucun neurone relié à l'unité de réponse 1, cette unité aura toujours un contenu nul, inférieur à d'autres unités de réponse, ayant un contenu positif.

Cette saturation apparaît chaque fois que la probabilité d'excitation est faible, et d'autant plus vite que le nombre de classes est plus élevé. Par exemple, avec un perceptron à 100 neurones et une probabilité d'excitation de 0,10, il y a en moyenne 10 neurones excités par image. En travaillant avec deux classes, chacune des deux unités de réponse est reliée en moyenne à 5 neurones excités et le risque de saturation est faible. Par contre, avec 5 classes et, à plus forte raison avec 10 classes, le nombre de neurones excités reliés à chaque unité de réponse est en moyenne de 2 et 1 respectivement. Il est alors probable que quelques unités de réponse ne soient reliées à aucun neurone excité.

Il se peut également que l'on rencontre un autre type de saturation, quelle que soit la probabilité d'excitation, comme le montre l'exemple suivant, pour lequel on effectue l'apprentissage portant sur 10 images à classer en 10 catégories. Le tableau 8 qui est un extrait du tableau NEX des neurones excités, indique le numéro des neurones excités par les images 1, 2 et 9. Comme les neurones sont reliés par groupe de dix, aux unités de réponse, l'unité de réponse 1 reçoit les poids des neurones 1 et 2 pour l'image 1, et du neurone 2 pour l'image 9, etc....

	Unité de réponse n°1	Unité de réponse n°2		Unité de réponse n°9
image 1	1, 2,	10		
image 2		10, 11, 14		21, 22, 29
image 9	2	10, 11, 14		81, 88, 89

Tableau 8

On constate alors que les neurones 10, 11 et 14 reliés à l'unité de réponse 2 sont excités par les images 2 et 9, et qu'il en est de même pour les neurones 81, 88 et 89, reliés à l'unité de réponse 9. Expliquons comment se présente le contenu des unités de réponse et la correction des poids au cours de plusieurs cycles d'apprentissage, tous les poids étant nuls initialement.

Cycle	1	2	3	4	5	6
Numéro d'image présentée	1 2 9	1 2 9	1 2 9	1 2 9	1 2 9	1 2 9
U R n°1	<u>0</u> 0 1	<u>2</u> 0 1	<u>2</u> 0 2	<u>4</u> 0 2	<u>4</u> 0 3	
U R n°2	0 <u>0</u> 3	1 <u>3</u> 6	2 <u>6</u> 9	3 <u>9</u> 12	4 <u>12</u> 15	
U R n°9	0 0 <u>0</u>	0 3 <u>3</u>	0 6 <u>6</u>	0 9 <u>9</u>	0 <u>12</u> <u>12</u>	
Correction	x x x	x x	x x x	x x	x x x	
Neurones						
Poids des neurones	1	1 1 1	1 1 1	2 2 2	2 2 2	3 3 3
	2	1 1 1	1 1 1	2 2 2	2 2 2	3 3 3
	10	0 1 1	1 2 2	2 3 3	3 4 4	4 5 5
	11	0 1 1	1 2 2	2 3 3	3 4 4	4 5 5
	14	0 1 1	1 2 2	2 3 3	3 4 4	4 5 5
	81	0 0 1	1 1 2	2 2 3	3 3 4	4 4 5
	88	0 0 1	1 1 2	2 2 3	3 3 4	4 4 5
	89	0 0 1	1 1 2	2 2 3	3 3 4	4 4 5

Tableau 9

Dans la ligne "correction" du tableau 9, une croix indique qu'il y a eu correction, c'est-à-dire que le contenu de l'unité de réponse qui aurait dû répondre n'est pas le plus grand. La valeur des poids est celle de neurones après le passage de l'image, correction comprise.

En examinant la valeur des poids après chaque cycle, nous voyons que, au cours d'une leçon, les images 2 et 9 ne sont jamais reconnues. En effet, au cours d'un cycle d'apprentissage, les neurones 10, 11 et 14 correspondant à l'image 2 voient leur poids augmenter de une unité. Puis, lorsque l'image 9 se présente, l'unité de réponse 2 a un contenu supérieur de 3 unités sur l'unité de réponse 9. Il y a alors correction des 3 neurones 81, 88 et 89. A la fin du cycle, les neurones 10, 11, 14, 81, 88, 89 ont un poids identique, et pour le cycle d'apprentissage suivant, on se retrouve dans la même position. Il y a donc saturation : le perceptron ne peut pas distinguer les images 2 et 9, bien que ces images excitent des neurones dans l'unité de réponse désirée.

Sur cet exemple, il apparaît en outre que l'image 1 est reconnue une fois sur deux. En effet, l'image 1 charge l'unité de réponse 1 par les poids des neurones 1 et 2, et l'unité de réponse 2 par le neurone 10. Or, nous venons de voir que le poids du neurone 10 augmente de une unité à chaque cycle. Il est alors nécessaire d'augmenter les poids des neurones 1 et 2, une fois tous les deux cycles. Nous avons alors affaire à une oscillation dans le processus de reconnaissance. Dans le cas précédent (avec 10 images) le nombre de réponses correctes oscille constamment entre 7 et 8.

Le cas des oscillations est représenté sur le graphique par le nombre des 30 séquences, après lesquelles le régime permanent est toujours établi. On remarquera qu'il n'est qu'un cas particulier du processus général de reconnaissance par apprentissage où la reconnaissance d'une forme peut entraîner provisoirement la perte de reconnaissance d'une autre image, quelle que soit la probabilité d'excitation.

2) Existence d'une probabilité d'excitation optimale pour la reconnaissance.

Pour les essais du premier groupe de 5 images, on reconnaît sur le graphique 19 que les points correspondants se trouvent dans une zone limitée en haut par une courbe qui présente un creux accentué aux environs de $PE = 0,55$, ce qui signifie que la vitesse d'apprentissage est maximale dans ce

domaine, et l'efficacité totale puisqu'il n'y a ni saturation, ni oscillation. Pour la seconde série, on obtient un résultat semblable, avec 0,4 environ pour l'optimum de PE.

La probabilité la plus favorable étant ainsi fixée, on en déduit sur les réseaux des graphiques 2 à 13, le seuil des neurones pour lesquels on aura choisi E et I.

Ce résultat signifie que, grâce à la probabilité d'excitation assez élevée, chaque image a des chances d'exciter au moins un neurone relié à l'unité de réponse correspondant à cette image. Il ne peut donc y avoir de saturation dans la reconnaissance due au manque de neurones excités, et, d'un autre côté, le nombre de neurones excités par image et par unité de réponse n'étant pas très élevé, on évite un recul de l'apprentissage au cours d'un cycle.

3) Lorsque la probabilité d'excitation est au-delà du domaine optimal, le nombre de neurones excités par image et par unité de réponse étant élevé, la reconnaissance des images est plus difficile, avec, en outre, un risque d'oscillation.

A titre d'exemple, le tableau 10 donne l'état d'excitation des neurones 0 à 9 qui sont reliés à l'unité de réponse 1, lorsque 10 images sont présentées.

		N E U R O N E S									
		0	1	2	3	4	5	6	7	8	9
Image	1			E	E	E		E			E
	2	E	E	E	E	E			E	E	E
	3		E	E	E		E	E	E		
	4		E	E	E	E	E	E	E		E
	5	E	E	E		E	E		E	E	E
	6	E	E	E		E	E		E	E	E
	7	E	E		E	E	E	E		E	E
	8	E	E		E	E	E	E	E	E	E
	9		E	E	E		E	E	E	E	E
	10	E	E	E	E	E	E	E	E	E	E

Tableau 10.

Dans ces conditions, lorsque l'image 1 est présentée, si le perceptron donne une réponse incorrecte, les poids des neurones 2, 3, 4, 6 et 9 sont augmentés de une unité chacun. Ensuite, lorsque vient l'image 2, l'unité de réponse 1 fait la somme des poids des neurones 0, 1, 2, 3, 4, 7, 8 et 9, et cette somme est supérieure de 4 unités (provenant des neurones excités communs 2, 3, 4 et 9) à celle qui aurait été formée si une correction n'était pas intervenue au passage de l'image 1. De ce fait, il est plus probable qu'une correction soit nécessaire sur les poids des neurones constituant l'unité de réponse 2. A son tour, cette éventuelle correction entraînera sans doute la nécessité d'effectuer une nouvelle correction au passage de l'image 3, et ainsi de suite.

En réalité, en considérant les 10 images, le mécanisme précédent est plus complexe, car une correction après le passage d'une image améliore la reconnaissance de cette image, mais risque de perturber la reconnaissance des autres images. C'est pourquoi la reconnaissance oscille autour d'une valeur limite.

L'influence de la probabilité d'excitation est mise en évidence par la série des courbes d'apprentissage des graphiques 20 à 23.

Remarque : Les deux cas extrêmes de la probabilité d'excitation $PE = 0$ et $PE = 1$ conduisent à une reconnaissance nulle. Dans le premier cas, aucun neurone n'étant excité, la somme des poids sur les unités de réponse est toujours nulle. Dans le second, tous les neurones sont excités, et le perceptron ne peut savoir par quelle image ces excitations sont produites.

Les conclusions précédentes peuvent se résumer par le schéma de la figure 8, qui donne la reconnaissance en fonction de la probabilité d'excitation, et le nombre de cycles d'apprentissage nécessaires.

25
Nombre
de séquences
d'apprentissage

20

15

10

5

0

5 images

5 récepteurs

{ saturation □
cycle +
oscillation ⊞

10 images

5 récepteurs

{ saturation ○
cycle x
oscillation ⊗

Images homogènes

graphique 19

0

0,1

0,2

0,3

0,4

0,5

0,6

0,7

0,8

PE



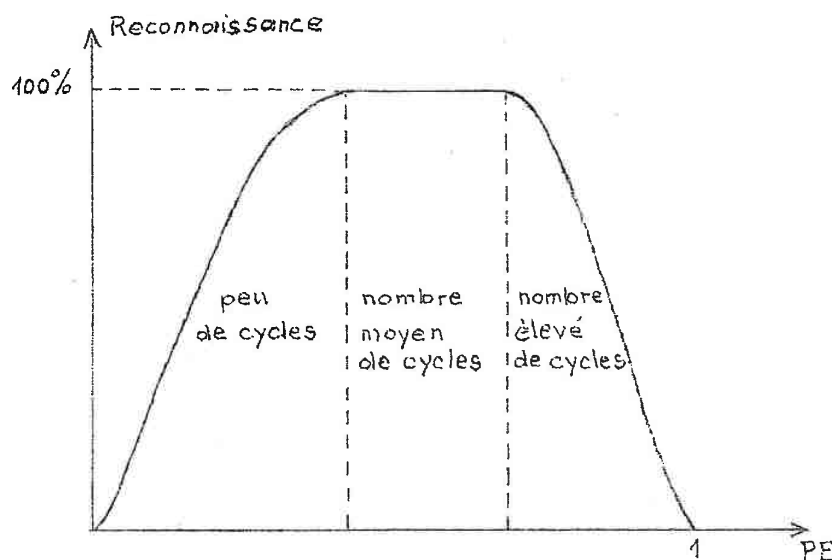


Figure 8.

III.4.2. Exemples de classification. Analyse des résultats.

Avec les nombreux résultats que nous avons obtenus, nous avons mis en évidence l'influence de certains paramètres dans des classifications organisées de la façon suivante :

III.4.2.1. On s'occupe d'une série d'images à 5 récepteurs, la classe 1 étant composée de récepteurs numérotés de 1 à 12, et la classe 2 de récepteurs numérotés de 14 à 25.

On prend d'abord 10 images dont 5 sont uniquement composées de récepteurs numérotés de 1 à 12 et 5 récepteurs de 14 à 25. On présente ces images en alternant régulièrement leur classe d'appartenance, afin de ne pas favoriser l'une des images par rapport à l'autre puisqu'on a pu constater que les dernières images de la séquence sont reconnues les premières.

Puis on considère des séquences de 10 images obtenues à partir de la première, en remplaçant 1, 2 et 3 récepteurs de l'une des classes par 1, 2 et 3 récepteurs de l'autre.

On effectue alors l'apprentissage pour chacune de ces quatre séquences d'images en prenant pour probabilité d'excitation d'un neurone à la présentation d'une image, les valeurs 0,05 ; 0,09 ; 0,20 ; 0,42 ; 0,61 et 0,82. De plus, on répète chacun de ces apprentissages avec des perceptrons à 100, 50 et 25 neurones.

Les résultats portés sur le tableau 11 mettent en évidence les influences de la probabilité d'excitation, des récepteurs communs et du nombre des neurones.

PE		Récepteurs communs	Images reconnues (pour les 10 présentées)			
			Perceptron à 100 neurones		Perceptron à 50 neurones	
Probabilités faibles	0,05	0	8	R	8	R
		1	7	R	5	R
		2	9	R	7	R
		3	7	R	6	R
	0,09	0	10	R	10	R
		1	10	R	9	R
		2	10	R	9	R
		3	10	M	8	R
	0,20	0	10	R	10	R
		1	10	R	10	R
		2	10	M	10	R
		3	10	L	10	M
Probabilités moyennes	0,42	0	10	R	10	R
		1	10	R	10	R
		2	10	M	10	M
		3	10	M	(6)	O
	0,61	0	10	R	10	R
		1	10	R	10	R
		2	(7)	O	10	M
		3	(10)	R	(8)	O
	0,82	0	10	M	10	R
		1	10	L	10	L
		2	(7)	O	10	L
		3	(7)	O	10	L

R : nombre de cycles d'apprentissage ≤ 3 (processus rapide)

M : nombre de cycles d'apprentissage compris entre 3 et 10

L : nombre de cycles > 10 (processus lent)

O : existence d'une oscillation. Le nombre d'images reconnues varie autour de la valeur moyenne indiquée entre parenthèses.

Tableau 11.

Comme on l'a déjà remarqué, pour les probabilités faibles, il apparaît une saturation et pour les probabilités fortes, le nombre de cycles s'allonge, entraînant souvent l'apparition d'oscillations car une image corrigée amène la destruction de la reconnaissance des images de l'autre classe, puisque les neurones excités en commun sont nombreux (graphique 20).

Influence des récepteurs communs.

Lorsque le nombre des récepteurs communs augmente, la vitesse d'apprentissage diminue, avec en outre, une tendance aux oscillations, lorsque la probabilité est élevée.

Influence du nombre des neurones.

De façon générale, la reconnaissance est plus rapide avec 100 neurones qu'avec 50, et à plus forte raison qu'avec 25. En particulier pour des probabilités d'excitation faibles, le niveau de la saturation augmente avec le nombre de neurones (graphiques 20 et 21).

III.4.2.2. Comparaison de l'apprentissage pour des images de même taille et des images de taille variable

Sur le graphique 22, nous avons tracé les courbes d'apprentissage de 8 images classées en 4 catégories d'images de taille 3, 4, 5 et de 8 images de tailles respectives 1 à 3, 1 à 4, et 1 à 5 en quatre catégories.

En examinant le graphique 2 de la probabilité d'excitation d'un neurone pour 10 entrées dont 5 sont des entrées d'excitation et pour un seuil de 0, nous constatons que cette probabilité pour une image de un récepteur est de 0,83, et que pour une image de 5 récepteurs, elle est de 0,66. D'après ce que nous avons déjà constaté, l'introduction dans la séquence, d'images plus courtes, entraîne ainsi un allongement du cycle d'apprentissage et même des oscillations.

III.4.2.3. Influence des poids initiaux.

Pour une série de cinq images quelconques à 5 et 10 récepteurs, avec la probabilité 0,37, nous avons pris les

éléments du tableau initial "PN",

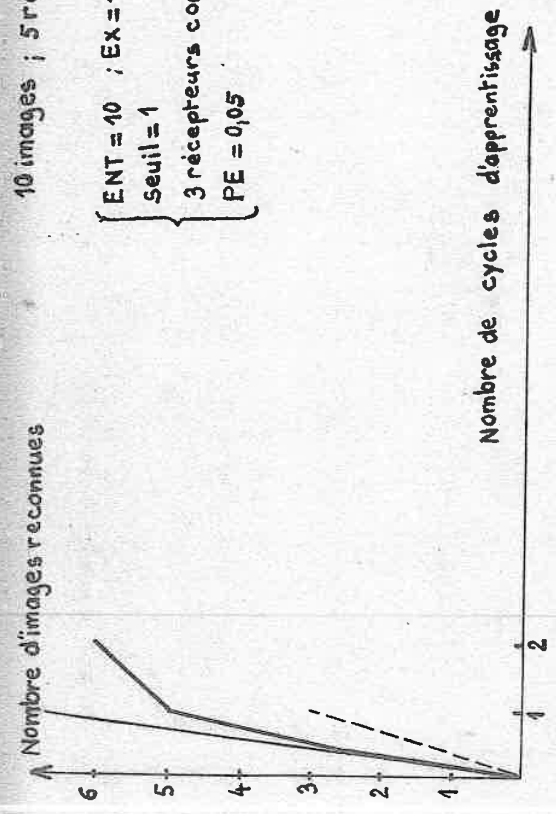
*avec des poids de 0 et 1 distribués aléatoirement,
puis avec des poids de 0, 1 et 2 distribués aléatoirement,
et enfin avec des poids de 0, 1, 2 et 3, distribués aléatoire-
ment.*

Quand les poids initiaux sont très différents, l'apprentissage peut être assez lent, comme le montrent les résultats du graphique 23.

Les poids initiaux étant aléatoires, il est possible qu'une unité de réponse qui devrait apparaître, possède pendant le premier cycle d'apprentissage une somme nettement inférieure à d'autres unités de réponse, ce qui exige plusieurs cycles d'apprentissage pour rattraper ce retard. Par contre, il se peut que des images soient reconnues avant le premier cycle d'apprentissage. Ces deux phénomènes de sens opposés ne se compensent pas, mais entraînent une dispersion plus grande dans la capacité de reconnaissance des images.

10 images ; 5 récepteurs ; 2 classes

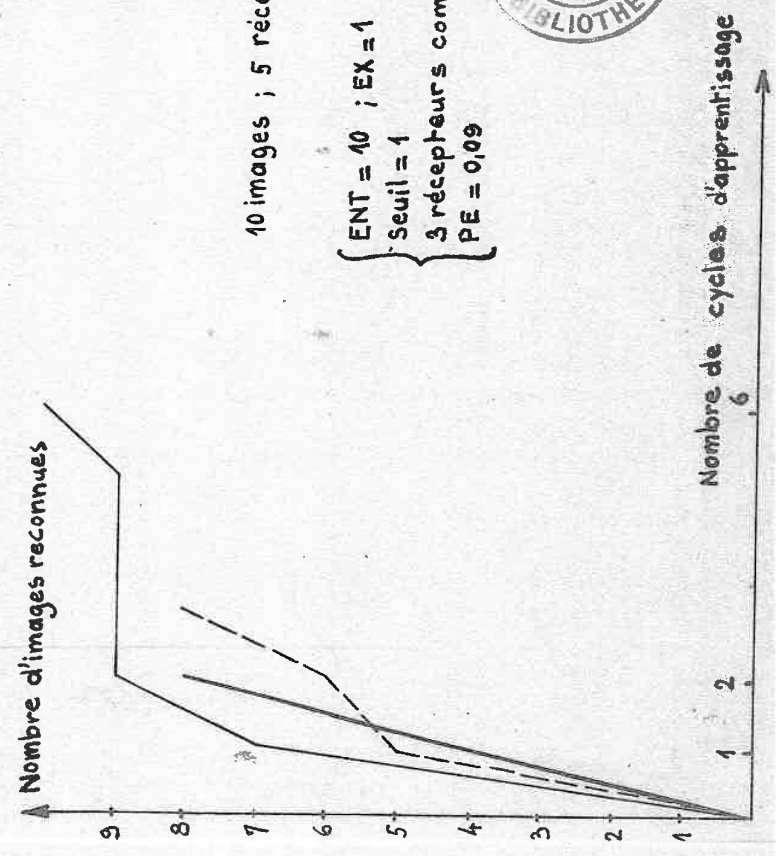
$\left\{ \begin{array}{l} \text{ENT} = 10 ; \text{EX} = 1 \\ \text{seuil} = 1 \\ 3 \text{ récepteurs communs} \\ \text{PE} = 0,05 \end{array} \right.$



graphique 20

10 images ; 5 récepteurs ; 2 classes

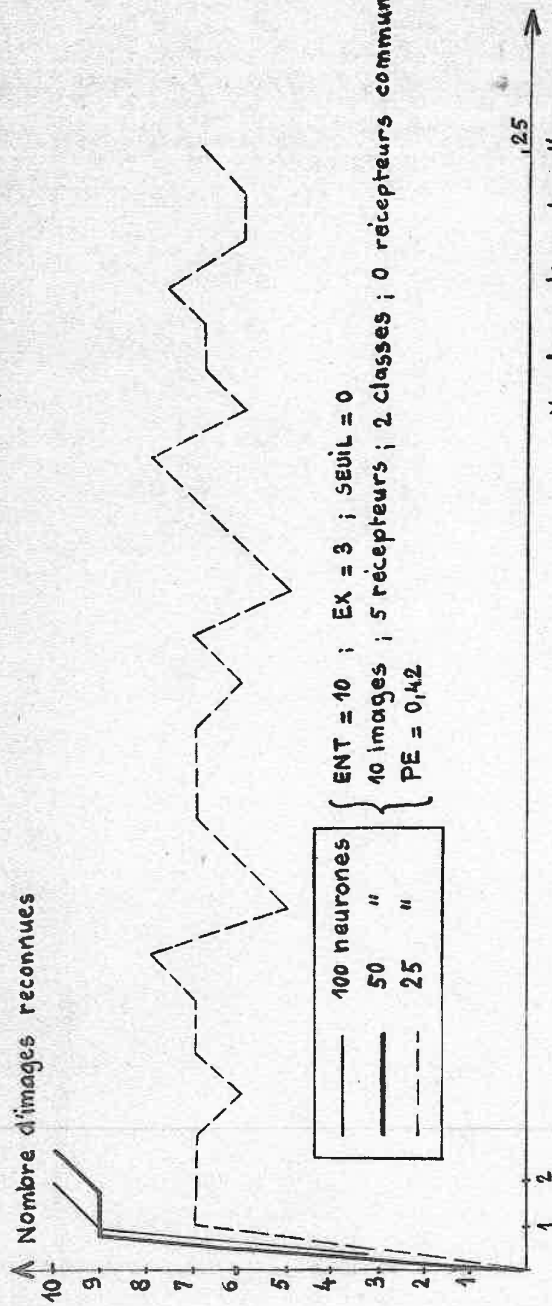
$\left\{ \begin{array}{l} \text{ENT} = 10 ; \text{EX} = 1 \\ \text{Seuil} = 1 \\ 3 \text{ récepteurs communs} \\ \text{PE} = 0,09 \end{array} \right.$



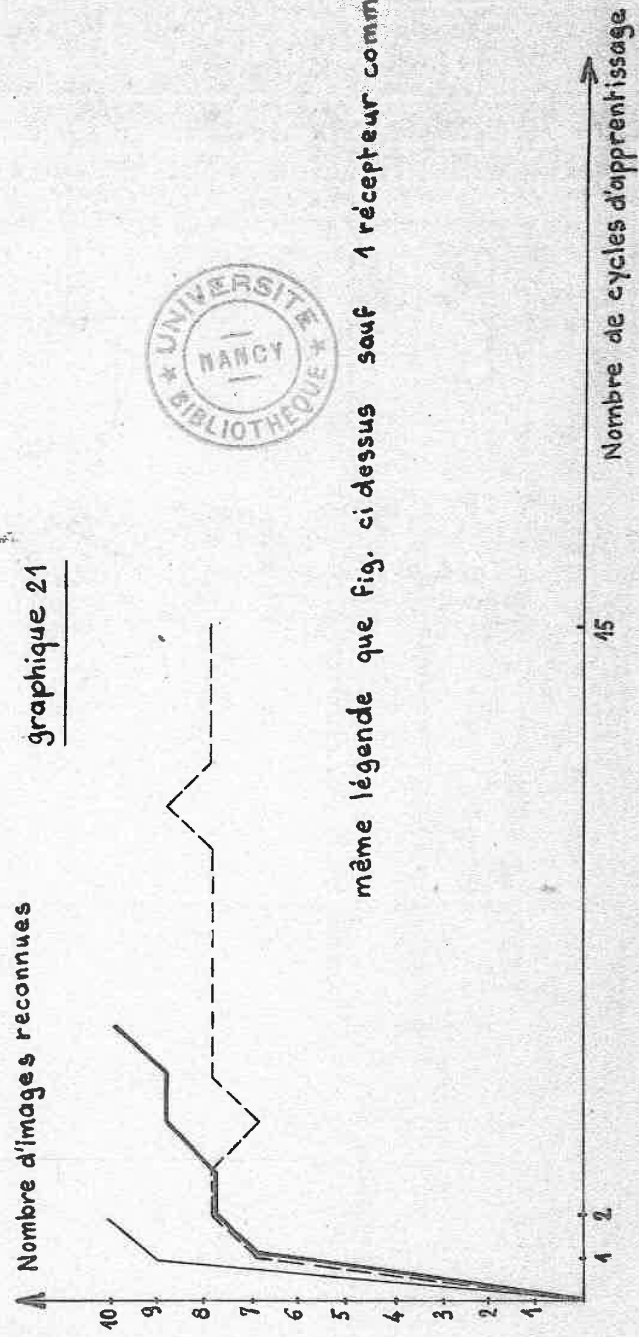
100 Neurones	—
50 "	—
25 "	- - -

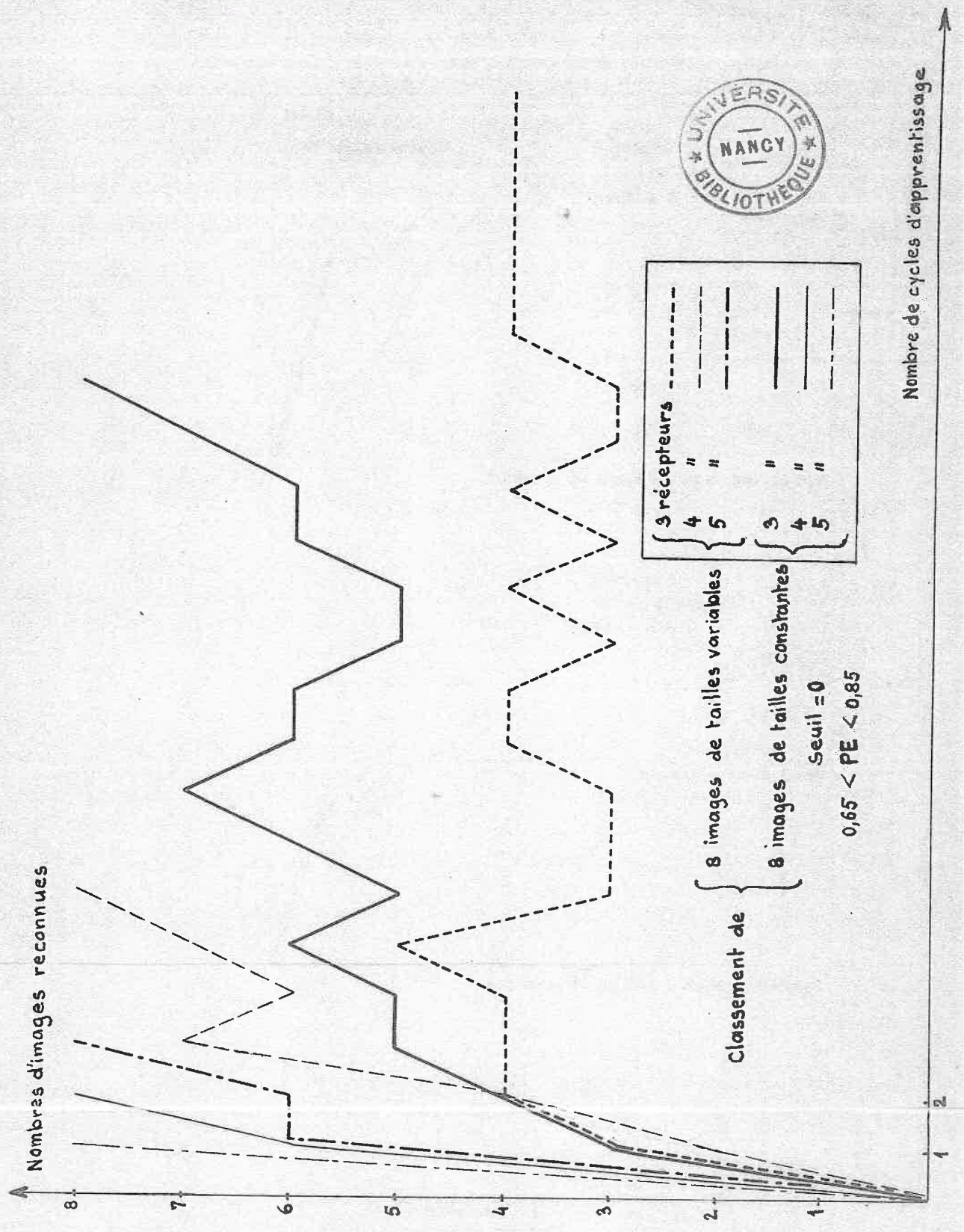


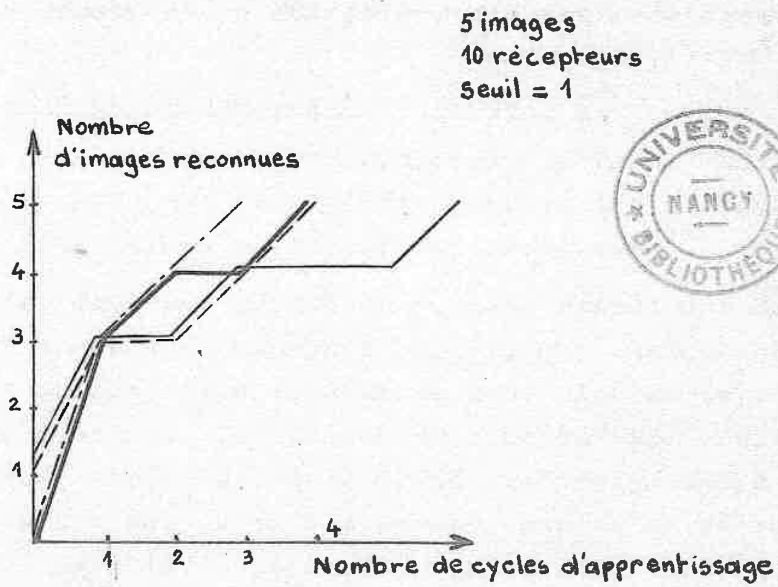
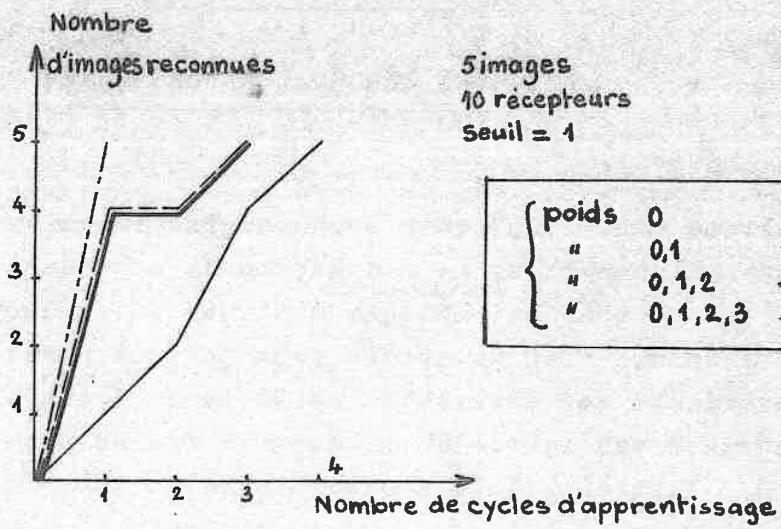
Nombre d'images reconnues



Nombre d'images reconnues







Influence des poids initiaux

graphique 23

QUATRIEME PARTIE

PERCEPTRON A NEURONES ASSOCIES

Nous avons imaginé dans cette quatrième partie d'influencer la structure du perceptron en modifiant les connexions de façon à rendre les neurones dépendants, dans le but éventuel de les réduire en nombre, sans perturber pour autant l'apprentissage. Nous avons constaté en effet, dans les résultats de la troisième partie, qu'une diminution du nombre des neurones indépendants avait pour effet d'atténuer l'efficacité.

Les cycles de leçon et apprentissage restant identiques aux cycles du perceptron élémentaire, nous allons uniquement considérer la construction du tableau des neurones excités.

IV.1. Simulation numérique des connexions R-N.

Au départ, nous construisons 10 tableaux "REI" de base, comme pour le perceptron élémentaire, toutes les entrées de tous les neurones étant alors reliées à des récepteurs.

Puis, dans ces 10 tableaux, nous remplaçons de façon aléatoire des numéros de neurones par -1, qui indique que la connexion est coupée entre le neurone considéré et le récepteur défini par le numéro de la colonne du tableau "REI". Cette entrée qui est devenue libre, est alors reliée aléatoirement à la sortie d'un autre neurone qui, s'il est excité, envoie un signal au premier. Cette association neurone-neurone d'un nouveau type est inscrite dans un tableau "EIX" à deux entrées, dont un extrait est donné ci-dessous.

	8	9	10	11	numéro des neurones qui reçoivent des signaux
excitation	22	10	20	-1	numéro des neurones qui envoient un signal
	-1	3	-1	-1	
inhibition	11	8	14	12	
	5	18	-1	-1	

Le neurone 22 envoie un signal d'excitation au neurone 8 et les neurones 11 et 5 lui envoient un signal d'inhibition. L'indication -1 signifie que les connexions restent coupées.

A partir des tableaux "REI" de base, on a construit des tableaux "REI" modifiés comme il a été dit et des tableaux "EIX" correspondants pour respectivement 1, 3, 5 et 7 entrées de neurones réunis à la sortie d'autres neurones.

IV.1.2. Construction du tableau "NEX".

Dans une première étape, nous faisons pour chaque neurone la somme des excitations et des inhibitions en tenant compte uniquement des récepteurs excités. Le bilan de ces sommes partielles va dans un tableau "SOM $[1 : F, -1 : FI-1]$ ", de même dimension que le tableau "NEX".

Par comparaison avec le seuil, on dresse le tableau "NEX 1" des neurones excités par les seuls récepteurs. Puis, pour chaque neurone, on reprend la somme partielle en lui ajoutant éventuellement les excitations et les inhibitions venant des neurones qui lui sont associés.

En comparant cette nouvelle somme avec le seuil, on remplit un deuxième tableau "NEX 2", différent du tableau "NEX 1" qu'il remplace élément par élément.

On répète l'opération avec ce nouveau tableau qui joue le rôle de "NEX 1", jusqu'à ce que les tableaux "NEX 2" soient invariants, donc qu'au cours du calcul, les tableaux "NEX 1" et "NEX 2" soient identiques. L'état des neurones excités est alors stable.

Cependant, le caractère aléatoire des connexions peut entraîner une instabilité. C'est ainsi que par exemple dans le cas où trois entrées de neurones sont réunies en moyenne à la sortie d'autres neurones, on a pu constater que le nombre d'éléments différents entre "NEX 1" et "NEX 2" varie périodiquement comme le montre le tableau 12. La première colonne de ce tableau donne le nombre des éléments qui changent dans le passage d'un tableau "NEX 1" à un tableau "NEX 2", et qui reproduit ligne par ligne ces tableaux pour les neurones désignés.

Neurones Changement	0	...	7	...	12	...	17
3	E						$\left. \begin{matrix} E \\ E \\ E \\ E \end{matrix} \right\} \text{pé-riode}$
3					E		
2	E						
2	E		E		E		
3	E						$\left. \begin{matrix} E \\ E \\ E \\ E \end{matrix} \right\} \text{pé-riode}$
3					E		
2	E						
2	E		E		E		

Tableau 12.

IV.2. Résultats.

Nous avions espéré qu'en utilisant un perceptron à neurones associés, nous aurions une plus grande sélection des images. En fait, cette méthode n'apporte pas d'amélioration et, avec les quelques essais que nous avons faits, nous constatons que l'efficacité de la reconnaissance est comparable à celle du perceptron élémentaire.

La seule amélioration apportée est une élévation du seuil de saturation dans le domaine des probabilités faibles. En effet, on a relevé pour les 10 images présentées, une moyenne de neurones excités de 2,3 ; 2,3 ; 2,8 ; 3,2 ; 8,4 ; correspondant respectivement à 0, 1, 3, 5 et 7 entrées reliées à des neurones.

Le graphique 24 explicite cette tendance et montre en particulier qu'avec 7 entrées associées, on a une reconnaissance complète.

Nombre
d'images reconnues

10
9
8
7
6
5
4
3
2
1

10 images - 5 récepteurs - 2 classes - 0 récepteur commun.

PE = 0,065 - 24 neurones utilisés

Entrées associées

{ 0 ———
 1 ———
 3 - - - -
 5 - - - -
 7 - - - -

Nombre de cycles
d'apprentissage



Nombre
d'images reconnues

graphique 24

8
7
6
5
4
3
2
1

même légende que ci-dessus mais avec 1 récepteur commun

PE = 0,065 - 24 neurones utilisés

Nombre de cycles
d'apprentissage.

12

CINQUIEME PARTIE

PERCEPTRON A DEFILEMENT D'IMAGES

Parmi les applications possibles du perceptron à la reconnaissance des formes, nous envisageons le cas particulier de la reconnaissance des formes acoustiques de la voix parlée.

Dans ce but, rappelons quelques notions de phonétique, avant de décrire la méthode qui permet d'obtenir des formes applicables au perceptron à partir de la voix parlée et d'expliquer les modifications à apporter à la simulation pour traiter ce genre de formes.

V.1. La voix parlée.

Par reconnaissance de la voix parlée, nous entendons tout processus capable d'extraire du signal vocal, et en temps réel, les différents phonèmes. Ce faisant, nous nous limitons aux composants élémentaires de la parole qui, en première approximation, peuvent être transcrits en écriture phonétique et sont donc en nombre fini (de l'ordre de 40).

Une reconnaissance au niveau du mot semble difficilement accessible, car en dehors de cas très particuliers, comme par exemple la reconnaissance des chiffres parlés, la capacité de mémoire d'un appareil de reconnaissance des mots devrait être très grande.

Le phonème peut s'analyser et se représenter sous la forme d'un "objet sonore" dans un repère à trois dimensions : temps - fréquence - amplitude.

On divise très grossièrement les phonèmes en :

- voyelles qui présentent un spectre fixe. Certaines fréquences apparaissent prépondérantes et constituent les formants vocaliques.

- consonnes qui présentent un spectre transitoire : variation d'amplitude et de fréquence des formants.

En fait, cette classification est très succincte, car on distingue encore les consonnes sourdes et les consonnes sonores, De plus, les voyelles réagissent sur les consonnes adjacentes et réciproquement.

V.2. Obtention de la forme de l'objet sonore.

Le signal acoustique est d'abord traduit en un signal électrique puis est analysé par une série de filtres en parallèle dont les fréquences de résonance sont réparties selon une loi exponentielle entre 100 et 10.000 Hz. A la sortie de chaque filtre, le signal est redressé et filtré par un filtre passe-bas de façon à recueillir la composante transitoire du signal vocal et à éliminer la fréquence acoustique porteuse.

Comme nous voulons reconnaître les phonèmes par la position des formants, nous réduisons le nombre d'informations en détectant à tout instant les fréquences dont l'amplitude est la plus grande. Cette opération s'effectue à l'aide de comparateurs d'amplitude qui reçoivent deux signaux de sortie de filtres voisins et fournissent une information binaire S ou 0, indiquant pour quelle fréquence l'amplitude est la plus grande.

L'objet sonore appliqué à la rétine du perceptron va alors se présenter comme sur la figure 9

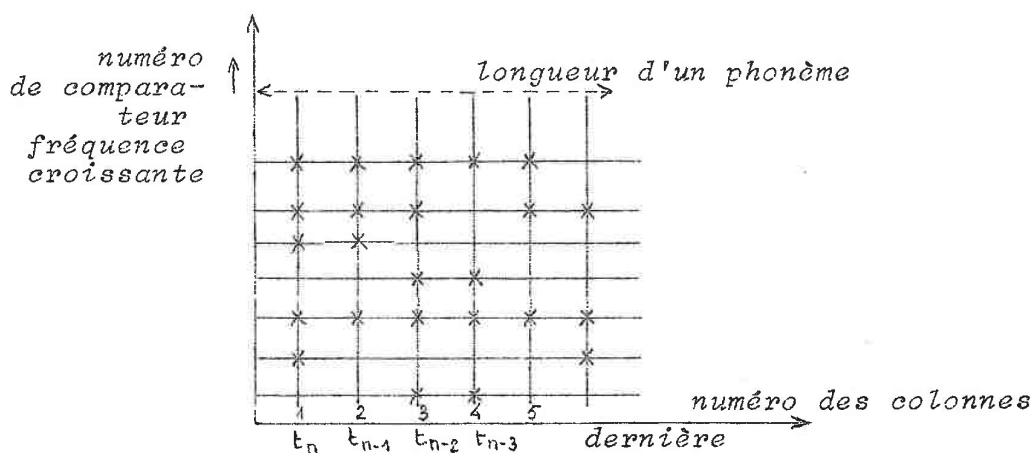


Figure 9.

Au temps actuel t_n , chaque comparateur délivre, soit un S (une croix sur la figure), soit un O. Suivant une colonne, on a alors une schématisation du graphique amplitude-fréquence. En se dirigeant selon la direction des fréquences croissantes, le passage d'un S à un S indique que l'amplitude augmente ; le passage de un S à un O indique un sommet (formant) entre les deux positions, etc... .

A l'instant d'échantillonnage suivant, toutes les colonnes sont décalées d'un cran vers la droite, la dernière colonne est effacée et la première est remplie par les données des comparateurs à cet instant.

Le nombre des colonnes est tel que, compte tenu du temps d'échantillonnage, la forme d'un phonème puisse apparaître en entier dans le cadre de la rétine, pour laquelle chaque croix du schéma simule un récepteur excité.

Les formes des phonèmes à classer se présentent alors comme les images d'une bande de longueur égale à la durée du texte parlé qui seraient vues à travers une fenêtre dont la largeur est celle de la rétine. Lorsque l'on commence à prononcer un phonème, l'image vue correspond au début de ce phonème et les indications recueillies ne sont pas suffisantes pour effectuer une reconnaissance. Puis, grâce aux échantillonnages suivants, l'image se forme peu à peu et l'information est complète lorsque l'image du phonème est centrée sur la fenêtre. Puis l'image continuant à se déplacer, perd progressivement les caractères attachés au phonème prononcé et la reconnaissance n'est plus possible. C'est pourquoi, au cours de la phase d'apprentissage, les images correspondant au début et à la fin d'un phonème sont classées à part dans une classe pour laquelle la réponse du perceptron doit être neutre.

V.3. Principe de la présentation des formes dans le cas de la simulation.

Le processus décrit précédemment amène une extension au perceptron simulé dans la définition des images qui défilent devant la rétine et une autre organisation des connexions neurones - unités de réponse.

V.3.1. Construction et classement des images.

Prenons par exemple une image de base, ou image initiale en position médiane sur la rétine, par exemple 3, 4, 7, 12, 17, 23, 24 (figure 10).

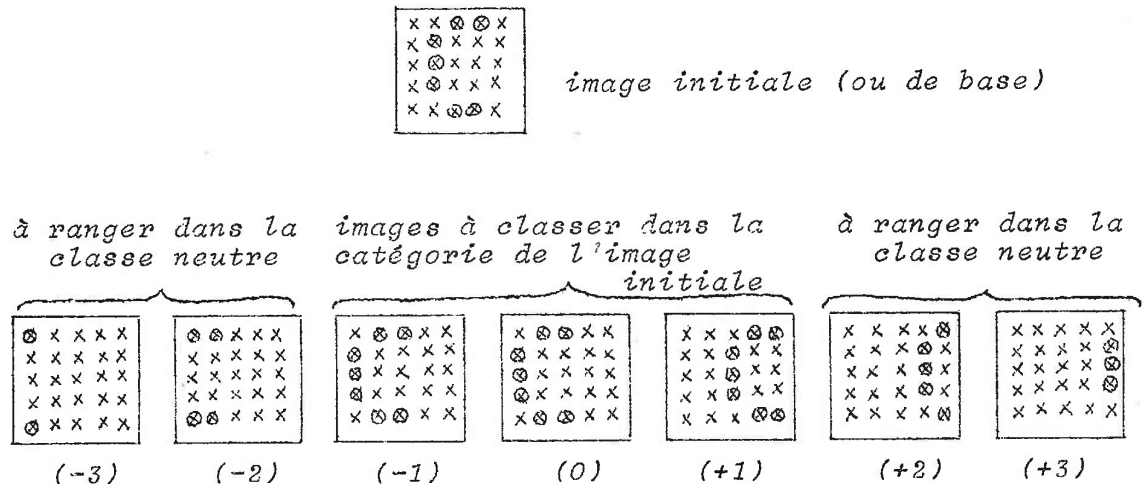


Figure 10.

Nous faisons subir 7 décalages successifs que nous numérotions positivement et négativement à partir de la position médiane respectivement vers la droite et vers la gauche, pour obtenir les dispositions successives de l'image de base qui défile de la gauche vers la droite.

Pour une image présentée, nous envisageons, comme dans le perceptron élémentaire, le problème de classification des images (-1), (0) et (1) dans la classe appartenant à l'image initiale et dont elles constituent ainsi les trois définitions, tandis que les autres, (-3), (-2), (2) et (3) sont à ranger dans une classe neutre.

Pour une deuxième image présentée de la même façon, l'ensemble des images construites comme précédemment est rangé pour les trois images sélectionnées en une deuxième classe qui est celle de l'image de base correspondante, alors que les quatre autres sont reléguées dans la classe neutre définie plus haut.

Le nombre des unités de réponse est supérieur d'une unité au nombre de classes d'images de base, à cause de la

classe neutre ; le nombre de neurones reliés à cette dernière est du même ordre de grandeur que le nombre des neurones reliés à une classe vraie d'images.

La classification de ces images se faisant ainsi de la même manière que pour le perceptron élémentaire, nous tiendrons compte, dans la détermination des paramètres, de la probabilité d'excitation des neurones par une image. Nous avons vu en effet que cette probabilité variait avec la taille de l'image. En première approximation, nous choisissons parmi les courbes d'excitation, celles qui présentent un palier pour une valeur moyenne de la probabilité d'excitation. Ainsi toutes les images auront à peu près autant de neurones actifs, ce qui permettra de les classer.

V.3.2. Organigramme de la simulation numérique du perceptron.

L'organigramme n'est foncièrement modifié que dans la construction des tableaux "TIM" et "TMC" relatifs aux images. La construction est explicitée dans l'organigramme suivant où :

"TII[1 : IM , 1 : RM+1]" est le tableau des "IM" images de base dont chaque ligne représente une image susceptible de défiler. Elle est composée de "RM" récepteurs. Le (RM+1)^{ième} élément est le numéro de la classe d'appartenance de l'image.

Chaque image donne "DMAX - DMIN + 1" images décalées où "DMIN" est le numéro de l'image la plus à gauche dans le décalage, et "DMAX" la plus droite (avec, sur la figure 10, DMIN = -3, DMAX = 3).

Les images comprises entre "MIN" et "MAX" sont les images appartenant à la classe de l'image de base. Sur la figure 10, les deux variables "MAX" = 1 , "MIN" = -1 indiquent que les images (-1), (0), et (1) devront être reconnues comme appartenant à la classe de l'image de base. Les autres images, (-3), (-2), (2) et (3) appartiennent à la classe neutre dont le numéro est "FN". Si "IM" est le nombre d'images de base, "FN" est égal à "IM+1", car il n'y a qu'une seule classe neutre pour toutes les images.

En ce qui concerne le groupement des neurones sur les unités de réponse, les images initiales se partagent équitablement les neurones de 0 à NN, le reste, de NN à 99 appartient à la classe neutre.

Nous pouvons faire varier la dimension de la classe neutre grâce au numéro de neurone "NN" de cette classe.

Nous développons sur la figure 11, la partie de l'organigramme qui donne les tableaux $TIM[1 : IM(DMAX - DMIN + 1), 1 : RM]$ et $TIMC[1 : IM(DMAX - DMIN + 1)]$ identiques à ceux que nous avons déjà définis pour le perceptron élémentaire.

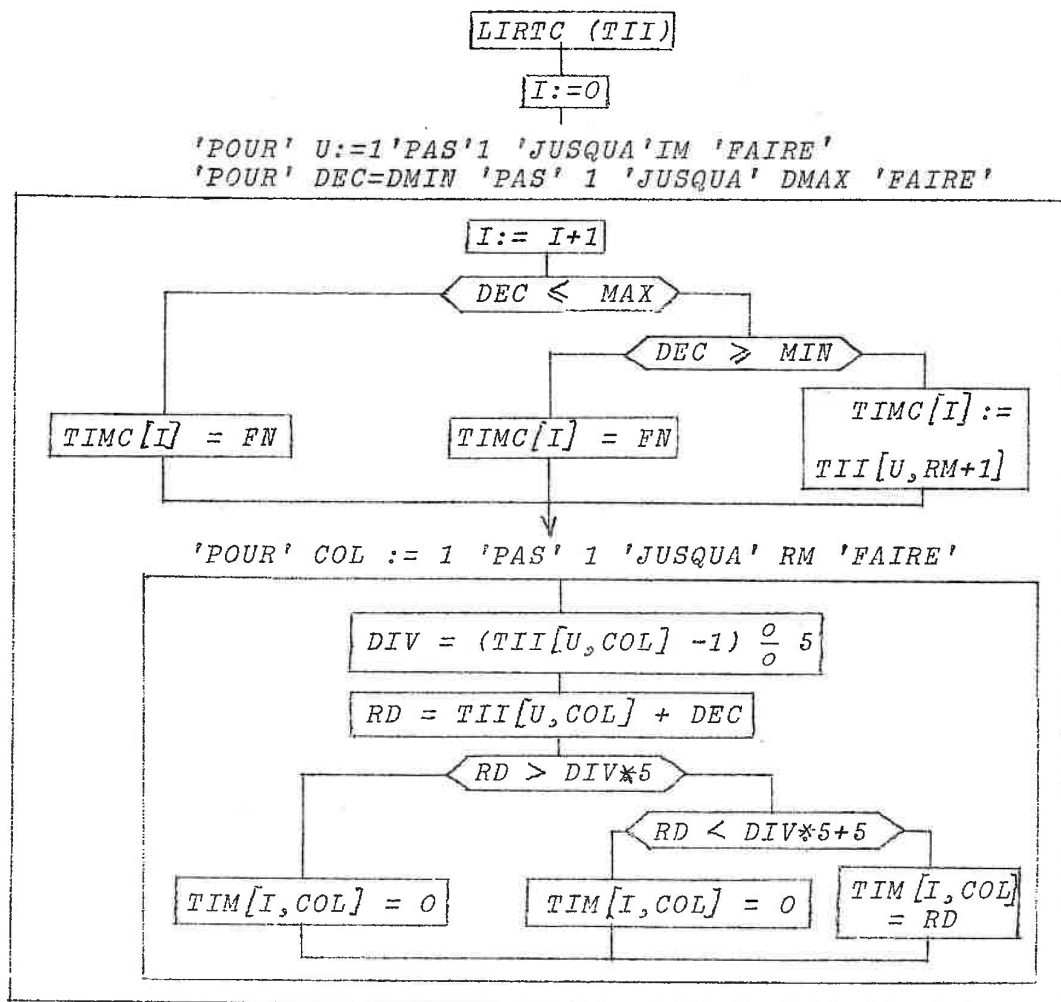


Figure 11.

A la suite de cette partie d'organigramme, nous obtenons les tableaux TIMC et TIM d'images que le perceptron doit classer.

Un nombre important d'images est à classer du fait de la multiplication de l'image de base par le processus précédent, ce qui nous a obligé à utiliser la bande magnétique afin de ne pas saturer les mémoires de la machine. Nous y inscrivons les tableaux "REI" et les tableaux "NEX", ces derniers en nombre égal à celui des images initiales, et déclarés "NEX[1 : (DMAX - DMIN+1), 1 : FN, 0 : FI-1]" en mémoire centrale.

"FI" est égal à $NN \frac{0}{0} F$, car NN est le numéro du premier neurone de la classe neutre qui va jusqu'à 99. Nous avons pris a priori un plus grand nombre de neurones reliés à chaque classe vraie qu'à celui des neurones reliés à la classe neutre.

Du fait de l'appel successif des tableaux "NEX" en mémoire centrale, les cycles apprentissage leçon sont considérablement plus longs que ceux du perceptron élémentaire où un seul tableau "NEX" était exploité.

V.4. Résultats.

Nous avons réalisé plusieurs classements en faisant varier le nombre d'images de base ou images initiales, le nombre de neurones de la classe neutre, la taille des images, la probabilité d'excitation (graphiques 25, 26, 27, 28 et 29).

Nombre d'images de base.

Pour le graphique 25, nous présentons 3 images initiales de 5 récepteurs avec chacune 7 images décalées, dont 3 images sélectionnées en classe 1, 2 et 3, et 4 images rangées dans la classe 4 (neutre), soit au total $3 \cdot 7 = 21$ images à classer. Nous avons $FI = 29$, $NN = 87$, $ENT = 10$, $EX = 0$ pour des seuils de 0, 1, 2.

Pour le graphique 26, nous avons pris 4 images, 10 récepteurs pour un seuil de 1, $ENT = 10$, $EX = 5$, $NN = 80$, $FI = 20$, avec également 7 images décalées dont 3 sont sélectionnées pour chacune d'elles. Dans ce cas, après 30 séquences d'apprentissage, nous arrivons à une reconnaissance de 26 pour les $4.7 = 28$ images considérées. Avec le graphique 25, on peut faire les mêmes commentaires que pour le perceptron élémentaire où nous avons noté l'influence de la probabilité d'excitation telle qu'elle est fixée par le seuil. Pour $SEUIL = 1$, l'apprentissage est efficace et rapide; $SEUIL = 2$ donne une saturation par manque de neurones excités par image constituée, alors que pour $SEUIL = 0$, une surabondance de neurones excités amène une oscillation autour des valeurs 15 et 16 sur 21 images à reconnaître.

Variation du nombre de neurones de la classe neutre.

Le nombre des neurones reliés à la classe neutre n'est pas indifférent et il joue un rôle important dans l'efficacité de la reconnaissance. Sans aller jusqu'à optimiser cette efficacité, nous avons constaté le fait par la classification de deux images initiales défilant chacune en 7 positions, dont 3 seulement sont reconnues, avec pour $ENT = 10$, $EX = 5$, $SEUIL = 1$ les trois cas suivants :

$FI = 48$	$NN = 96$
$FI = 44$	$NN = 88$
$FI = 38$	$NN = 76$

Dans le cas présenté sur le graphique 27, il semble que le même nombre de neurones dans chaque classe entraîne la meilleure classification.

Cependant, il n'en est pas toujours ainsi et une étude systématique devrait être faite pour en déduire une loi plus générale.

Variation de la taille des images.

Le graphique 28 relatif à deux images initiales de taille 4, puis 6, 8 et 10, toutes choses égales par ailleurs, montre que la vitesse d'apprentissage et l'efficacité diminuent

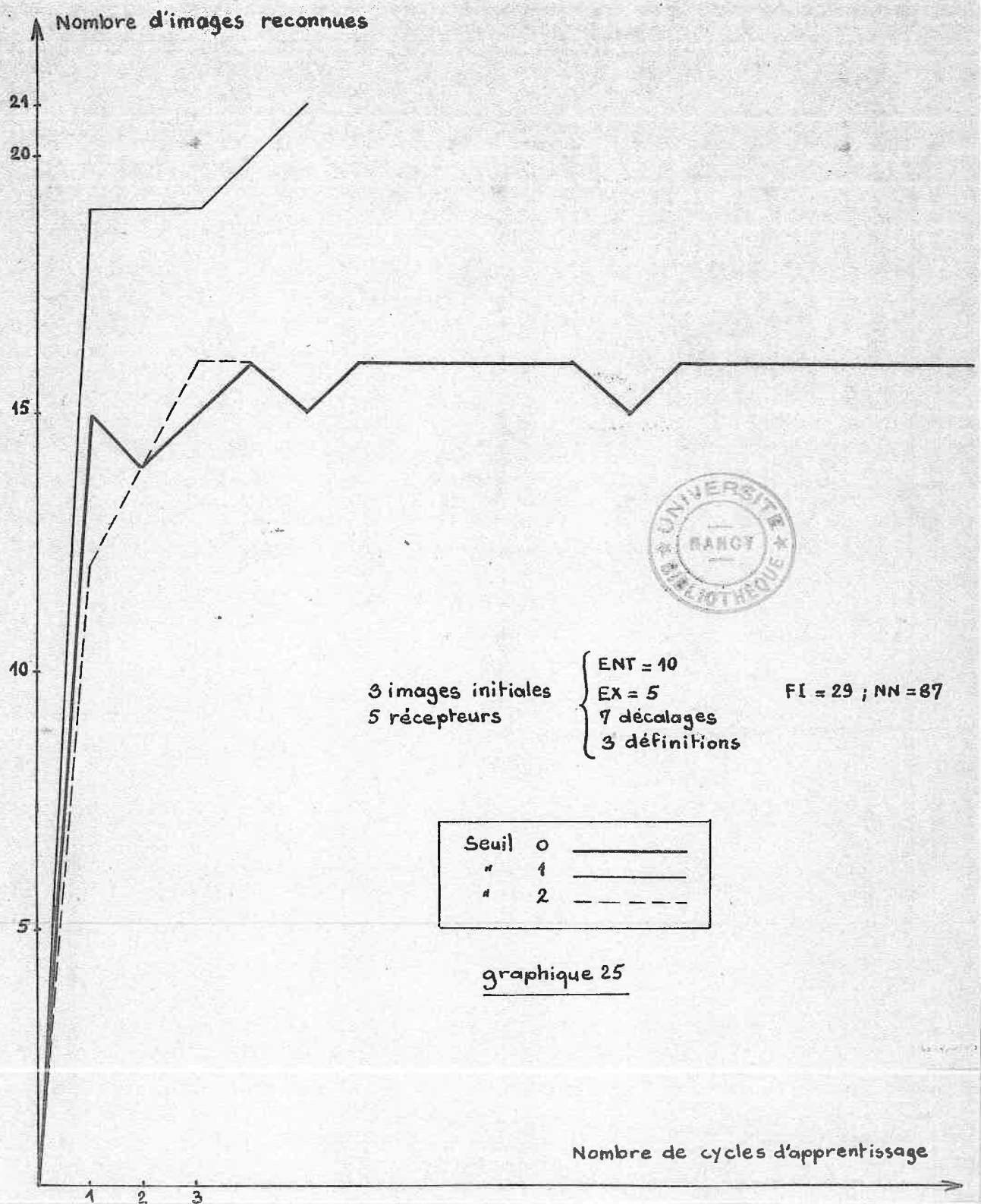
avec la taille. Ce résultat obtenu avec $SEUIL = 1$ est conforme à ce que laissait prévoir le graphique 7, qui montre que la probabilité d'excitation augmente rapidement avec la taille tant que celle-ci reste modérée.

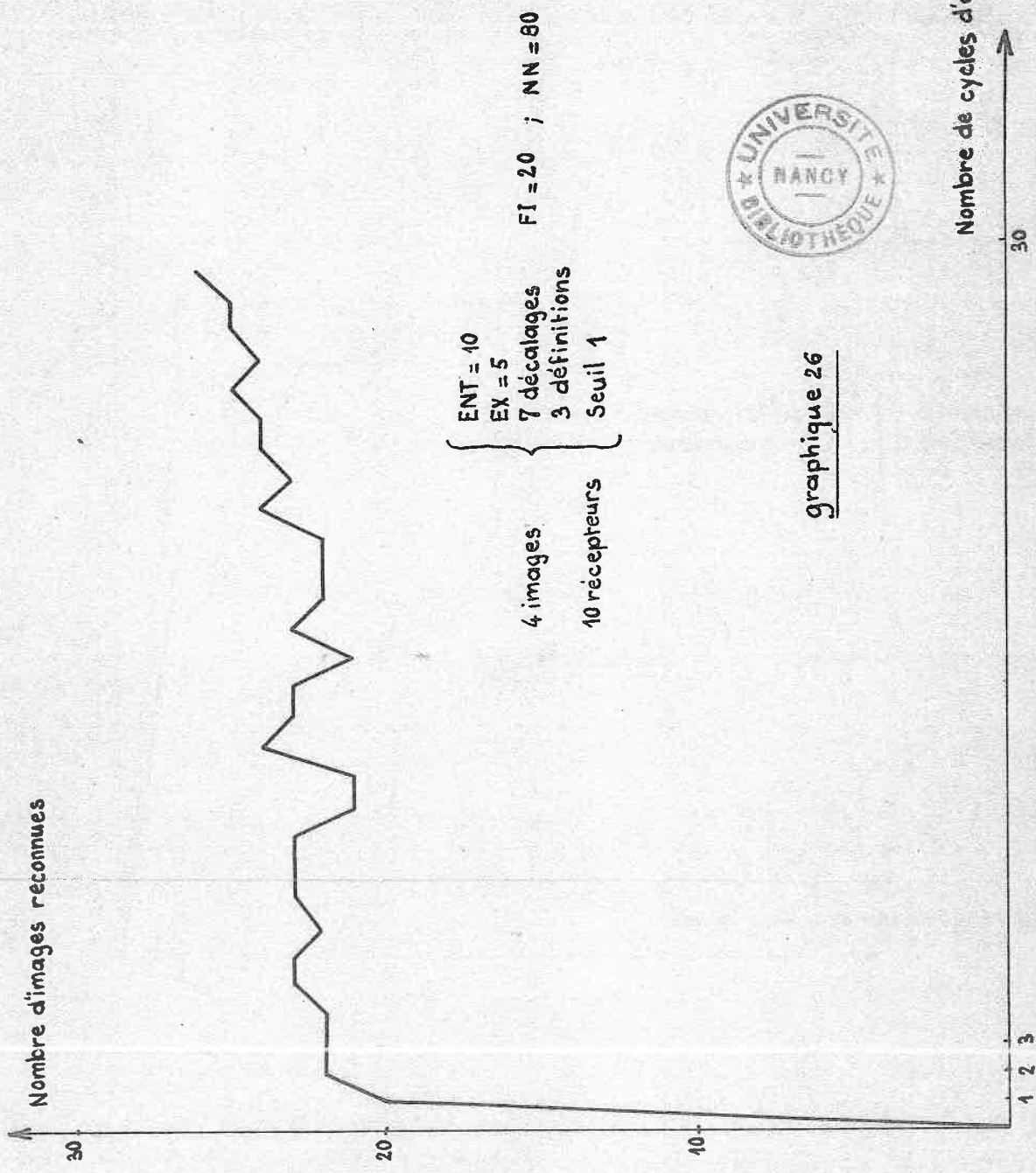
Variation du nombre de connexions.

La réduction du nombre de connexions récepteurs - neurones laisse subsister une bonne reconnaissance, comme pour le perceptron élémentaire.

Deux images initiales ont été présentées avec $ENT = 8$, $EX = 0$, $FI = 34$, $NN = 68$, et les seuils -2 , -1 , 0 , avec 7 décalages et 2 définitions d'image par rapport à la position médiane des images initiales (graphique 29). Les courbes de probabilités d'excitation prévoient, et le calcul réalise, un classement très satisfaisant.

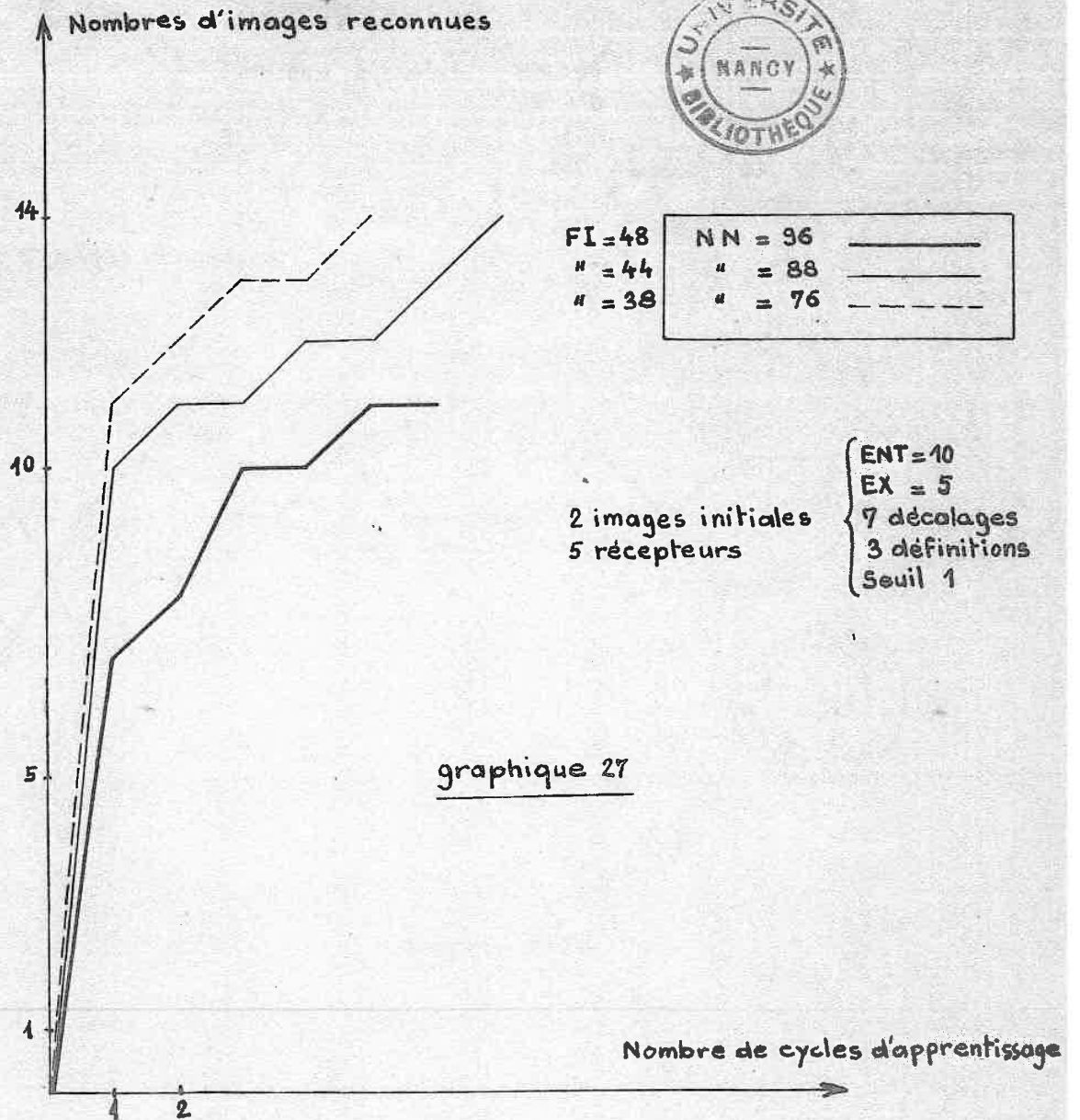
--|--





graphique 26

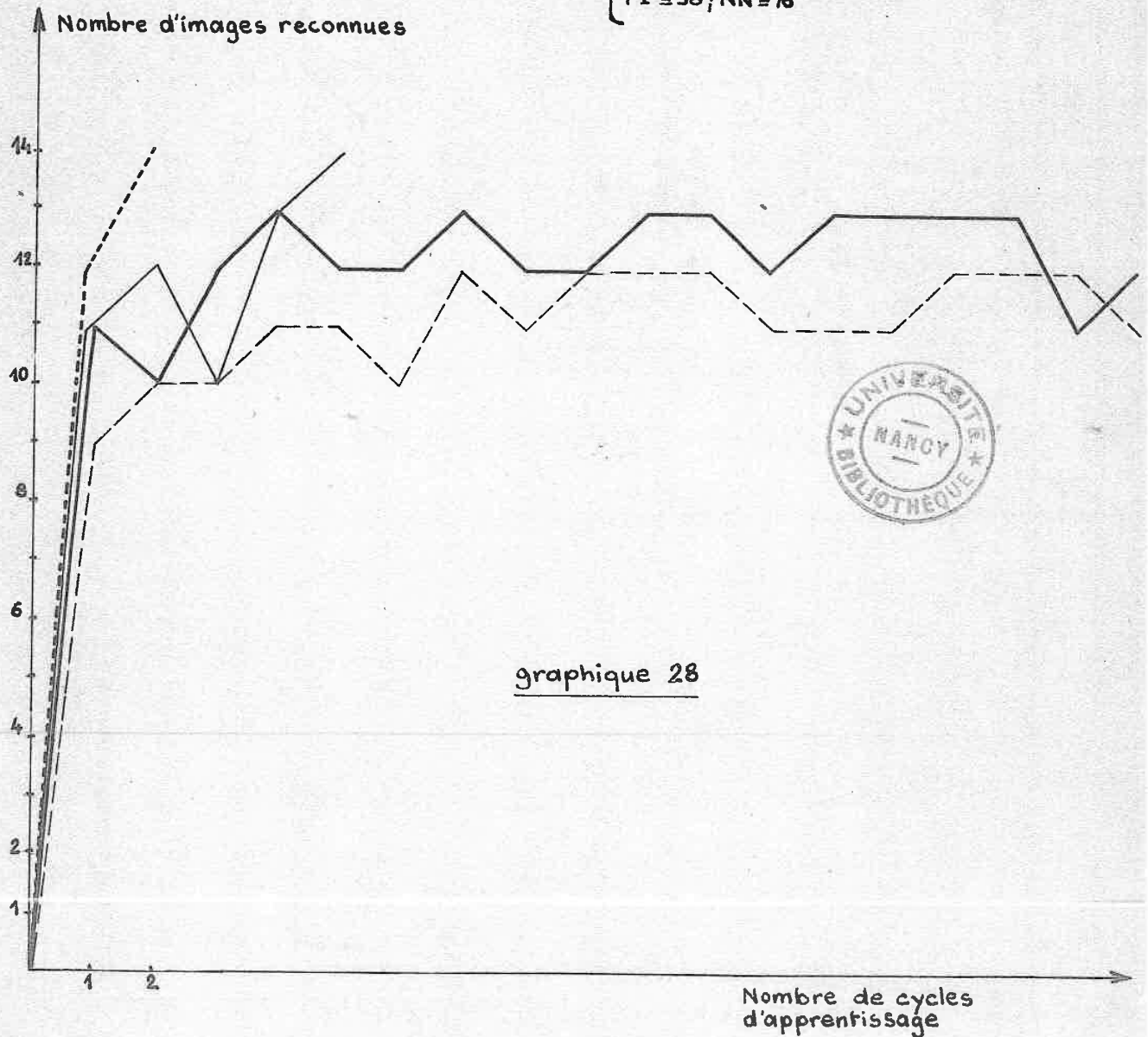




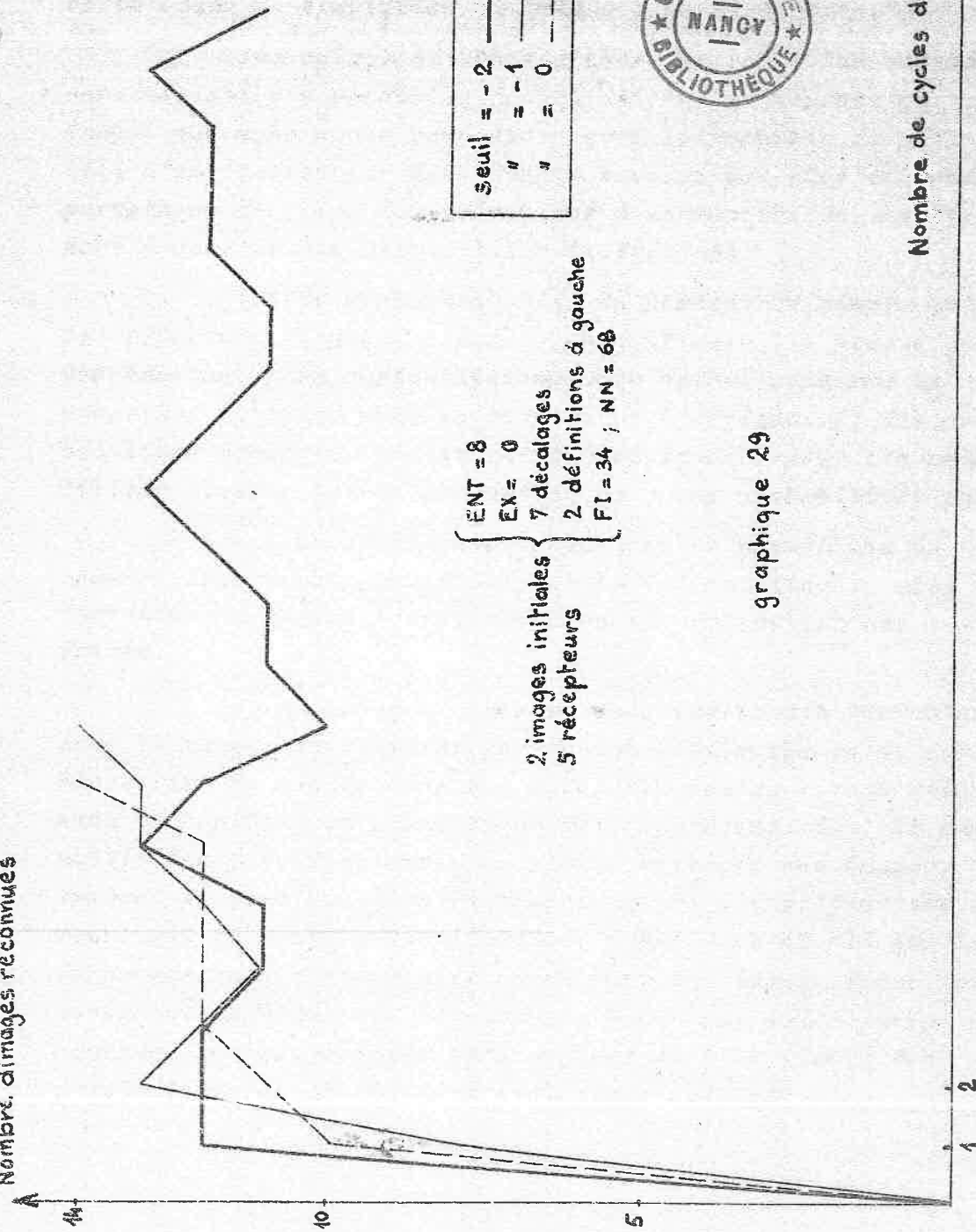
2 images initiales

ENT 10
 EX 10
 7 décalages
 3 définitions
 Seuil 1
 FI = 38; NN = 76

4 récepteurs	---
6 "	---
8 "	---
10 "	---



Nombre d'images reconnues



graphique 29



Nombre de cycles d'apprentissage

CONCLUSION.

Dans le stade préparatoire d'un travail d'ensemble sur la reconnaissance des formes verbales, nous avons entrepris cette étude de simulation numérique d'un perceptron.

Pour cela, nous avons d'abord retrouvé les courbes caractéristiques probables d'excitation d'un neurone par une image, que nous avons complétées avec les courbes de probabilité d'excitation par deux images successives. Ces courbes permettent de faire des prévisions d'apprentissage, et notamment d'écarter des dispositions inefficaces.

L'étude proprement dite du perceptron simple qui a été effectuée ensuite, a permis de confirmer les prévisions précédentes, plus particulièrement en ce qui concerne le caractère optimal, pour la vitesse et l'efficacité, des probabilités moyennes, le caractère oscillatoire pour les probabilités élevées, et la saturation pour les probabilités faibles.

Si l'association des neurones ne permet pas de réduire leur nombre quand la probabilité est élevée, elle augmente par contre l'efficacité si la probabilité est faible.

Les phonèmes à classer, essentiellement variables dans le temps, constituent des formes défilantes qu'il est nécessaire de ranger dans une catégorie neutre lorsqu'elles sont incomplètes en début et en fin de présentation, et qui multiplient, pour chacune, le nombre effectif des images, suivant la position dans le temps. Malgré les difficultés qui résultent de cette multiplication, nous avons établi que la reconnaissance s'effectuait comme pour les images fixes, avec cependant la nécessité de recourir à un plus grand nombre de neurones, ce qui conduit très rapidement à la limite des possibilités en Algol, de l'ordinateur utilisé.

Il resterait, après cette étude, à préciser un certain nombre de points qui n'ont été évoqués qu'à l'occasion d'exemples en nombre trop limité pour permettre d'en tirer des conclusions, et qui concernent en particulier le rôle des neurones de la classe neutre.

Puis viendront encore numériquement le classement et la reconnaissance des formes verbales effectives dès qu'elles seront disponibles.

-o-o-o-o-

BIBLIOGRAPHIE

=* =* =* =* =

- [1] NILS J. NILSON : Foundations of Trainable Pattern
Classifying Systems (1965)
Chapitre I.
- [2] ROSENBLATT : Principle of Neurodynamics Perceptron
and the Theory of Brain Mechanism
(1961)
Spartan Books (Baltimore, Maryland)
- [3] CASTAN et PERENNOU : Simulation d'un perceptron sur
I. B. M. 7044. Résultats expérimentaux
Présence Electron. Journ. Electron.
TOULOUSE(1965)

