

UNIVERSITE D'ALGER

ECOLE NATIONALE POLYTECHNIQUE

DEPARTEMENT ECONOMIE

4/75

24

PROJET DE FIN D'ETUDES



PROPOSÉ PAR :

M^r Valéri DOLIATOVSKI

Docteur es-science

ETUDIÉ PAR :

BENDRISSOU

Brahim

PROMOTION 1975

UNIVERSITE D'ALGER

ECOLE NATIONALE POLYTECHNIQUE

DEPARTEMENT ECONOMIE

PROJET DE FIN D'ETUDES

مدرسة لوجستية للعلوم الهندسية
— المكتبة —
ECOLE NATIONALE POLYTECHNIQUE

BIBLIOTHÈQUE

RECHERCHE D'ALGORITHMES

DE RECONNAISSANCE

DES IMAGES VISUELLES

EXCLU DU PRÊT

PROPOSÉ PAR :

M^r Valéri DOLIATOVSKI

Docteur es-science

ETUDIÉ PAR :

BENDRISSOU

Brahim

PROMOTION 1975

Je dédie cette thèse

à mes Parents ...

à mon frère Salah



REMERCIEMENTS

Mes vifs remerciements à tous les professeurs qui ont contribué à ma formation , et tout particulièrement monsieur Valéri DOLIA TOVSKI , dont les conseils très précieux m'ont efficacement aidé à l'élaboration de cet ouvrage .

O M M A I R E

I - INTRODUCTION.

II- CHAPITRE 1 - Classification automatique et mesure de similarité

- 1 - Introduction
- 2 - Définition d'une mesure de similarité
- 3 - Préordonnance associée à une mesure de similarité.

III- CHAPITRE 2 - Partie Théorique.

- 1 - Définition Généralités
- 2 - Structure des Automates reconnaissantes
- 3 - Types principales des taches de reconnaissance
- 4 - Classificateurs d'images

IV - CHAPITRE 3 - Position et methodes de resolution des taches du 1er type

- 1 - Méthodes paramétriques d'apprentissage
- 2 - Méthodes déterministe et pseudo - statistique
- 3 - Choix des propriétés informatives

V- CHAPITRE 4 - Modèle dynamique et sequentiel de reconnaissance

- 1 - Introduction
- 2 - Ecriture et description des Etalons
- 3 - Algorithme dynamique.
- 4 - Organigrammes

VI - CHAPITRE 5 - Analyse syntaxique

- 1 - Définitions et Propriétés
- 2 - Examen d'un cas particulier

VII - CHAPITRE 6 - Autre méthode dynamique et sequentielle

- 1 - Définition
- 2 - Principe
- 3 - Organigrammes

VIII CONCLUSION:

INTRODUCTION

De plus en plus les travaux administratifs sont confiés aux ordinateurs. Dans le système classique de traitement d'information, les données écrites sont perforées sur une carte ou un ruban qui sont lues par l'ordinateur.

Cette opération est coûteuse et source d'erreurs. La lecture optique permet de combler cette lacune.

1 - HISTORIQUE:

Depuis une soixantaine d'années, l'idée d'une "machine à lire" ou encore d'une retine électronique a fasciné de nombreux ingénieurs et scientifiques. Nombreuses sont les inventions qui ont vu le jour parmi les machines permettant une lecture simultanée par l'homme et par la machine.

En 1947, de France présentait sa machine à lire les nombres. Dans le domaine plus général des machines auto organisatrices, Shannon en 1951, présentait son développement d'une machine pour résoudre un labyrinthe alors qu'en 1958 Rosenblatt bouleversait le monde technique avec sa communication sur le perceptron - une théorie de séparabilité statique dans les systèmes de reconnaissance. En 1962 un automate de reconnaissance de 10 chiffres standardisés a été appliqué dans le pratique du traitement de l'information numérique il a une fiabilité de 99,2% ce qui a permis son applications immediate.

2 - DEVELOPPEMENT

Depuis une dizaine d'années on prédit l'essor fulgurant de l'industrie des lecteurs optiques mais elle ne progresse que lentement. On peut classer les lecteurs automatiques comme suit:

- Les lecteurs magnetiques
- Lecteurs optiques de marques et de caractères
- Lecteurs pour la reconnaissance des formes.

Les machines des deux premières classes sont utilisées pour lire des documents imprimés ou manuscrits celles de troisième classe ont un champ d'application beaucoup plus étendu.

Les techniques de reconnaissance des formes sont déjà utilisées dans des multiples domaines.

- En médecine, pour compter le nombre de globules rouges ou de bacilles photographiés

- Dans le domaine bancaire, lecture des chèques et autres documents.

Le principe des lecteurs de caractères magnétiques est basé sur l'analyse des signaux électriques apparaissant lorsque le caractère magnétisé passe devant une tête de lecture.

La lecture automatique des caractères pose un problème un peu plus complexe, il s'agit en effet de pouvoir distinguer très rapidement chaque caractère, chaque chiffre ou symbole d'une façon précise et non équivoque.

Une méthode généralement utilisée en reconnaissance des formes consiste à extraire de la forme en question un certain nombre de parties élémentaires que nous nommons primitives, puis de découvrir des relations entre ces primitives. Ces relations permettent d'extraire des primitives d'un niveau supérieur, puis de nouvelles relations et ainsi de suite. Pour le lecteur automatique d'un texte manuscrit par exemple, on peut reconnaître des bâtonnets et des courbes des relations entre ces éléments qui permettent de reconnaître des lettres puis des relations entre ces lettres qui donnent des mots puis des concepts de phrases, etc....

Parmi les autres méthodes générales, l'apprentissage occupe une place très particulière.

Il ne va pas sans dire que nous avons au Ministère de l'Agriculture un lecteur optique pour lire les documents et traiter le recensement de la Révolution Agraire et de l'Agriculture. Aux nouvelles Galeries et à la Sonelgaz pour la lecture de marques . Et tout récemment au Secrétariat d'Etat Hydraulique, un lecteur optique a été installé.

Dans cette études nous allons voir quelques problèmes de classification automatique, et appliquer une nouvelle approche pour la reconnaissance basée sur l'extraction des propriétés des images et la prise des décisions à base d'analyse logique des relations entre eux. Cette méthode présente un intérêt théorique et peut être appliquée dans la pratique des reconnaissance des images.

CHAPITRE 1 - CLASSIFICATION AUTOMATIQUE ET MESURE DE SIMILARITE

1 - INTRODUCTION

1-1. CARACTERES ET ATTRIBUTS

Notre but dans ce chapitre est de chercher à découvrir une partition ou une chaîne de partition qui respecte d'une manière satisfaisante les ressemblances entre objets sur une population finie E, d'objets, donnée.

Soit établi un ensemble finie de caractères $\{ a_1, a_2, \dots, a_h, \dots, a_p \}$ répondant à un but taxinomique et suffisant pour decrir les objets de E

On désigne par A_h l'ensemble des différentes modalités (ou valeurs) d'un caratère a_h .

Soient $a_h^1, a_h^2, \dots, a_h^h$ les différents modalités du caratère a_h pour la description des objets de E, on peut s'interesser seulement à certaines d'entres elles.

Pour une question d'automatisme et de logique on considère que l'attribution d'une modalité a_h^i à un objet donné x sera represente au moyen d'une variable logique qui vaut 1 si x possède a_h^i et 0 sinon.

1-1-1. DEFINITION:

On appelle attribut toute modalité d'un caractère retenue pour la description de E.

soit $\{ \alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_T \} = A$ l'ensemble des attributs ainsi établi un objet x est alors défini par la donnée du sous ensemble $X, (X \subset A)$ des attributs qu'il possède; il est représenté dans $\{ 0, 1 \}^T$ par le point

$$\alpha(x) = \{ x_1, x_2, \dots, x_1, \dots, x_T \} \text{ où } x_i$$

est une variable logique qui vaut 1 si l'objet x possède l'attribut α_i et 0 sinon

Ces données sont consignées en une matrice d'incidence, où les lignes représentent les attributs et les colonnes les objets. Les différents attributs sont les α_i et les différents objets les différents éléments de l'ensemble E. Les différentes colonnes sont définies par les points $\alpha(x), x \in E$.

1 - 2. SIGNIFICATION D'UN ATTRIBUT POUR UNE CLASSIFICATION

Soit $(E_1, E_2, \dots, E_j, \dots, E_k)$ une partition de la population d'objets E qui répond à un but classificatoire donné. Si α est un attribut donné, désignons par f_j la proportion des objets de la classe E_j qui possèdent l'attribut α .

On définira par (f_1, f_2, \dots, f_h) la distribution de la fréquence relative de présence de α sur les différentes classes.

1 - 2-1. DEFINITION

On appelle signification de l'attribut α par rapport à la classification $(E_1, E_2, \dots, E_j, \dots, E_k)$ la quantité =

$$\frac{1}{K-1} \sum_{j=1}^K (f_j - \bar{f})^2 / \frac{\bar{f}(1-\bar{f})}{n} \quad (1)$$

où $\bar{f} = \frac{1}{K} \sum_{j=1}^k f_j$ s'il y a absence de l'attribu α ,

La statistique (1) peut être considérée comme une réalisation d'une variable aléatoire de Fisher - Snedecor avec $(K-1)$ et $(n-1)$ degrés de liberté.

Il en résulte une pondération des attributs où à chaque α_i $i=1, 2, \dots, T$ est attaché un coefficient positif tel que (1)

Un attribut α définit sur E une partition en 2 classes; celles dont les éléments possèdent α et celle complémentaire.

2 - DEFINITION D'UNE MESURE DE SIMILARITE2 - 1. GENERALITES:

Soient x et y deux objets quelconques de E

$$\alpha(x) = (x_1, x_2, \dots, x_i, \dots, x_T) \text{ et } \alpha(y) = (y_1, y_2, \dots, y_i, \dots, y_T)$$

Les 2 points les représentant dans $\{0, 1\}^T$

Relativement à un même attribut α_i , les 2 objets x et y sont dits avoir une association positive (resp. négative), si α_i est présent (resp. absent) simultanément chez les 2 objets c. a. d. $x_i \cdot y_i = 1$ (resp. 0)

2 - 1 -1. CONDITIONS GENERALES

Aux objets x et y associons les cardinaux suivants:

s (resp. t) cardinal du sous ensemble des attributs possédés en commun (resp. non possédés par aucun des deux objets).

s est le nombre d'associations positives et t , négatives.

u (resp. v) cardinal du sous ensemble des attributs possédés par l'objet x (resp. y) et non possédés par y (resp. x)

Designons par X et Y les sous ensembles d'attributs possédés respectivement par x et y . On a :

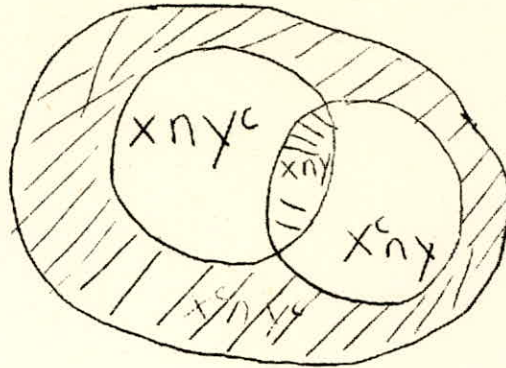
$$s = |X \cap Y| = \sum_{i=1}^T x_i y_i, \quad t = |X^c \cap Y^c| = \sum_{i=1}^T (1-x_i)(1-y_i)$$

X^c (resp. Y^c) étant le complémentaire dans A de X (resp. Y)

$$u = |X \cap Y^c| = \sum_{i=1}^T x_i (1-y_i), \quad v = |X^c \cap Y| = \sum_{i=1}^T (1-x_i) y_i$$

on a : $s+u = |X|$ et $s+v = |Y|$

s, u, v et t sont liés par la relation : $s + u + v + t = T$.



2 - 2. DEFINITIONS ET PROPRIETES

2-2-1. DEFINITIONS

On appelle indicateur du couple (x, y) , $I(x, y)$, le triplet (s, u, v) où s, u et v sont relatifs au couple (x, y) on considère $I(x, y) = (s, u, v)$, comme la donnée de base de la mesure de la ressemblance des deux objets.

Exemple : soit le tableau des données où

$$E = \{ a, b, c, d, e, f \}$$

	d_1	d_2	d_3	d_4	d_5	d_6	d_7	d_8	d_9	d_{10}	d_{11}	d_{12}	d_{13}	d_{14}	d_{15}	d_{16}	d_{17}	d_{18}
a	0	1	0	1	1	0	0	1	0	1	1	0	1	0	0	1	1	0
b	0	0	0	0	0	0	1	0	0	1	0	0	0	1	1	0	1	1
c	0	0	1	0	0	0	1	0	0	1	1	1	1	0	1	0	0	1
d	0	1	0	1	0	1	0	0	0	0	1	0	1	1	0	0	1	0
e	1	0	1	0	0	1	0	0	0	1	0	0	0	1	0	0	0	0
f	1	0	0	1	1	1	0	1	1	0	1	0	0	1	0	1	1	0

et le tableau donnant pour chaque couple d'objets son indicateur (s, u, v) ainsi que la valeur de $u + v$ correspondante .

On remplira les cases vides du tableau en tenant compte de la relation: $I(x,y)=(s, u, v)$ si et seulement si

$$I(y,x) = (s, v, u):$$

	a	b	c	d	e	f
a	(9,0,0) 0	(2,7,4) 11	(3,6,5) 11	(5,4,2) 6	(1,8,4) 12	(6,3,4) 7
b		(6,0,0) 0	(4,2,4) 6	(2,4,5) 9	(2,4,3) 7	(2,4,8) 12
c			(8,0,0) 0	(2,6,5) 11	(2,6,3) 9	(1,7,9) 16
d				(7,0,0) 0	(2,5,3) 8	(5,2,5) 7
e					(5,0,0) 0	(3,2,7) 9
f						(1,0,0,0) 0

2 - 2-2. DEFINITION 1 Une mesure de similarité est une fonction réelle positive S définie sur l'ensemble $E \times E$ qui se présente sous la forme:

$$(x,y) \rightarrow S(x,y) = \mathcal{S}(I(x,y)) = \mathcal{S}(s, u, v)$$

où $\mathcal{S}(s,u,v)$ est une fonction définie sur le sous ensemble de \mathbb{N}^3

$\left\{ (s, u, v), s+u+v \in \mathbb{N} \right\}$ croissante (strict) par rapport à s , symétrique en u et v et décroissante par rapport à u (strict)

2 - 2 -3. DEFINITION 2

Une mesure de similarité est une fonction réelle positive S définie sur l'ensemble E x E qui satisfait aux conditions.

1°) $\forall (x, y) \in E \times E ; S(x, y) = S(y, x)$

2°) S_i x et y different seulement du point de vue de a_k ,

($x_i = y_i$ pour tout $i \neq k$ et $x_k \neq y_k$) et , est tel que

$$\left| z_k - x_k \right| < \left| z_k - y_k \right| \text{ alors} \\ S(x, z) > S(y, z)$$

2 - 4. PROPOSITION

Toute similarité satisfaisant aux axiomes de la définition 1, satisfait aux axiomes de la définition 2. Réciproquement toute similarité satisfaisant aux axiomes de la définition 2, qui se met sous la forme $S(x, y) = f(s, u, v)$, satisfait à ceux de la définition 1.

Il existe plusieurs expressions, proposées par différents auteurs, pour mesurer la similarité.

Exemple: $S(x, y) = \frac{s}{T}$ (1)

$$S(x, y) = 1 - \frac{u+v}{T}$$
 (2)

$$S(x, y) = \frac{T-(u+v)}{T+(u+v)}$$
 (3)

Pour la plupart d'entre elles nous avons:

$$S(x, x) = f(s, 0, 0) = 1$$

Ces similarité ont été proposées dans le cas où les différents caractères sont bivalents et où l'ensemble des attributs A est déterminé en retenant pour chacun des caractères celle des deux modalités la plus significative.

3 - PREORDONNANCE ASSOCIEE A UNE MESURE DE SIMILARITE

3 - 1. DEFINITIONS ET PROPRIETES GENERALES :

Le choix d'une mesure de similarité S définit sur l'ensemble des paires d'objets distincts de E, F un préordre Total :

$$\left(\left\{ x, y \right\} \left\{ z, t \right\} \right) \in F \times F$$

$$\left\{ x, y \right\} \leq \left\{ z, t \right\} \Leftrightarrow S(x, y) \geq S(z, t)$$

quand la distance diminue la similarité augmente.

Ce préordre est la "Préordonnance sur E associée à S" on la note $w(s)$. D'autre part on note aussi $w(s)$ le graphe dans $F \times F$ de ce préordre. La donnée de base de certaines méthodes de classification est précisément $w(s)$.

On peut se demander dans quelle mesure la préordonnance $w(s)$ varie lorsqu'on remplace une mesure de similarité par une autre.

Exemple = dans le cas du tableau précédent on a pour w_s :

$$\begin{aligned} \left\{ a, f \right\} < \left\{ a, d \right\} = \left\{ d, f \right\} < \left\{ b, c \right\} < \left\{ a, e \right\} = \left\{ e, f \right\} < \left\{ a, b \right\} = \left\{ b, d \right\} = \left\{ c, d \right\} = \left\{ b, e \right\} \\ = \left\{ c, e \right\} = \left\{ d, e \right\} = \left\{ b, f \right\} < \left\{ c, f \right\} = \left\{ a, e \right\}. \end{aligned}$$

Les valeurs correspondantes de S étant respectivement: 6,5,4,3,2 et 2 et pour $W_S + t$

$$\begin{aligned} \left\{ a, d \right\} = \left\{ b, c \right\} \quad \left\{ b, e \right\} = \left\{ a, f \right\} = \left\{ d, f \right\} \quad \left\{ d, e \right\} \quad \left\{ b, d \right\} = \left\{ c, e \right\} = \\ = \left\{ e, f \right\} < \left\{ a, b \right\} = \left\{ a, c \right\} = \left\{ c, d \right\} < \left\{ a, e \right\} = \left\{ b, f \right\} < \left\{ c, f \right\} \end{aligned}$$

Les valeurs de $(s+t)$ correspondantes étant respectivement: 12, 11, 10, 9, 7, 6, et 2 ; donc celles de $(u+v)$: 6, 7, 8, 9, 11, 12, et 16 parceque $T=18$

1/ DEFINITION: Deux mesures de similarité sont équivalentes sur un ensemble E d'objets donné, si et seulement si les preordonnances respectivement associées sur E sont identiques.

$S(x,y), S'(x,y)$ désignant deux similarité, il y a lieu de remarquer que s'il existe une fonction numérique strictement croissante, f , telle que: $S'(x,y) = f \{S(x,y)\} \rightarrow S$ et S' sont équivalents sur tout ensemble E, d'objets.

2/ PROPOSITION: si le nombre d'attribut possédés par un même objet de E est invariable, toutes les similarité sont équivalentes sur E.

CHAPITRE 2

1- DEFINITIONS GENERALITES

En général on a deux sortes de propriétés:
qualitatives et quantitatives.

Les propriétés qualitatives concernent l'appartenance ou l'absence d'un objet à une classe donnée ou d'une propriété à un objet étudié.

Les propriétés quantitatives concernent la géométrie, les relations existantes, le poids et tout ce qui est mesurable. Dans notre étude on fait souvent appel aux propriétés quantitatives.

Soit un espace E^n à n dimensions $e_1 e_2 \dots e_n$
si chaque élément de la Base définit un ensemble de propriétés ces ensembles seront disjoints car les éléments de la base forment un système linéairement indépendant. Dans ces conditions E^n s'appelle Espace des propriétés, on appelle Image le Domaine dans l'espace des propriétés E^n dans lequel se reflète l'ensemble des objets définis.

Dans l'interprétation géométrique: l'image est un Domaine dans l'espace à n dimensions dont les axes déterminent la signification des paramètres.

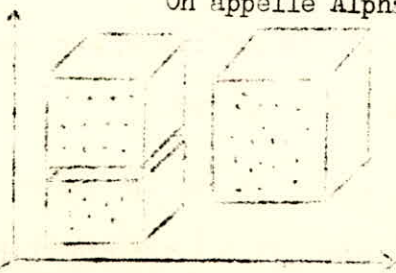
Pour la description du Domaine on utilise des Etalons ou éléments de référence.

Chaque point du Domaine représente une Image dont les propriétés sont les coordonnées du point correspondant du Domaine.

On appelle Alphabet des Images les listes des domaines fixés qui partagent l'espace choisi.

chaque bloc est une alphabet c'est à dire un ensemble d'images qui ont le même sens exemple:

A; A; A; A; A; A etc...



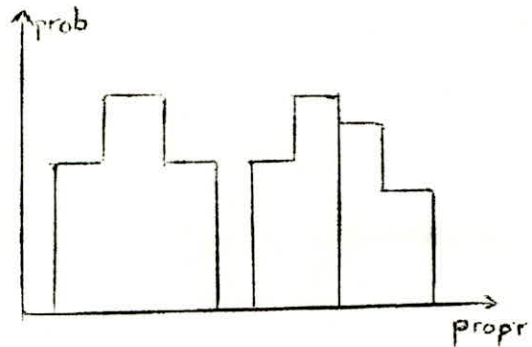
Le nombre d'éléments d'un alphabet est fini et ≥ 2

On peut trouver deux situations possibles .

a) Situation déterministe :

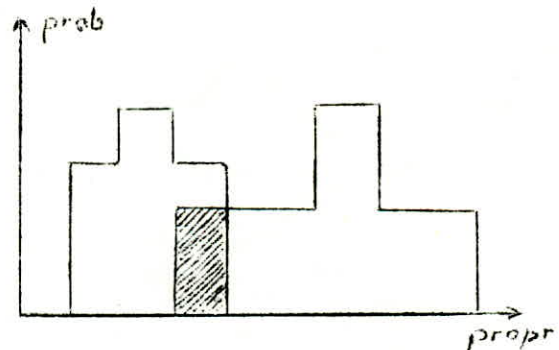
où chaque domaine correspond à une seule classe .

Les domaines sont disjoints.



b) Situation probabilistique :

où les domaines peuvent avoir des éléments en commun .



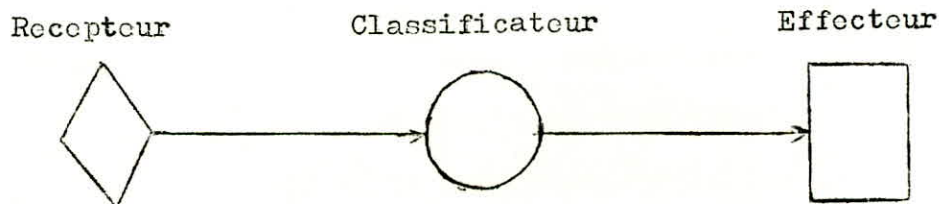
2 - STRUCTURE DES AUTOMATES RECONNAISSANT

Chaque automate reconnaissant a trois blocs possibles

1°) Bloc de mesure des paramètres-"Recepteur"

2°) Bloc de prise de décision-"Classificateur"

3°) Bloc de commande-"Effecteur" .



$$N1 = N(D) + N(X) + N(S)$$

$N(D)$ = Coût des règles de décision

$N(X)$ = coût de mesure des propriétés.

$N(S)$ = coût de description des étalons

Le coût de perte $N2$ dépend de la matrice C des coûts des erreurs de Reconnaissance.

La matrice C est une matrice carrée où les éléments

	A	B	C	D	E
A	0	0	10		
B	1	0			16
C	0	-	0	1	-
D	0	1	0	0	-
E	-	-	-	-	0

Les éléments représentent les coûts des erreurs et des confusions possibles entre 2 objets.

Exemple : $C(E/B) = 16 \rightarrow$ Le coût de décider E Alors qu'on a B est égal 16

Pour compléter le matrice des coûts on doit lui adjoindre une autre matrice R des probabilités des erreurs.

r_{11}	r_{12}	...	r_{1n}
...
r_{n1}	r_{nn}

$$r_{21} = \text{Prob. (A/B)}$$

= Probabilité de décider A alors qu'on a B

Le coût de perte $N2$ est donc une fonction de

C et de R .

$$N2 = N(C, R)$$

$$\text{Les dépenses totales } N = \sum(N1 + N2)$$

doivent être inférieures ou égales à une quantité maximale N_0 qu'on ne doit pas dépasser.

N_0 est fixée d'avance.

$$N \leq N_0$$

si $N_1 = \text{constante}$ \rightarrow on peut diminuer les dépenses N en diminuant seulement N_2 et on peut diminuer N_2 en diminuant seulement R .

Il existe 3 tâches de reconnaissance pour un automate.

Dans chaque tâche on trouve 3 éléments caractéristiques:

(X, D, S)

X = ensemble des propriétés

D = ensemble des règles de décision

S = Alphabet des images.

1°) type de tâche:

on se fixe 2 éléments : la liste des images S

la liste des propriétés X

On doit choisir la règle de décision D qui permet de reconnaître les éléments de S dans l'espace des X avec une dépense $N \leq N_0$

2°) Type de tâche:

(On se donne S
(" " " D

On doit chercher le système de propriétés (X) qui satisfait S et D mais de façon à minimiser les dépenses des mesures.

3°) Types de tâche: tâche de taxinomie

(on se donne X
(" " " D

On doit partager l'espace des X en éléments S de façon à minimiser les coûts de $N \leq N_0$.

4 - CLASSIFICATEUR D'IMAGES

4-1- MODELE BASIQUE

Un ensemble de données classifiées est un ensemble de d nombres réels x_1, x_2, \dots, x_d , un tel ensemble est appelé "Image" on représente ce dernier dans un espace euclidien E^d par un point dont les réels x_1, x_2, \dots, x_d constituent les composantes.

On appelle classificateur d'images un automate qui trie les images en alphabets (Domaines) distincts. supposons que les images sont classées en un nombre R de Domaines le domaine N° i (exemple $i=R$) peut être vide. cela correspond à un cas d'indécision le point représentatif se trouve sur la frontière de décision.

Exemple pour $R = 3$.

<u>Domaine</u>	Prédiction du climat
1	Il pleuvra demain
2	non
3	Indécision

Le modèle de base est un automate à d inputs et 1 output.

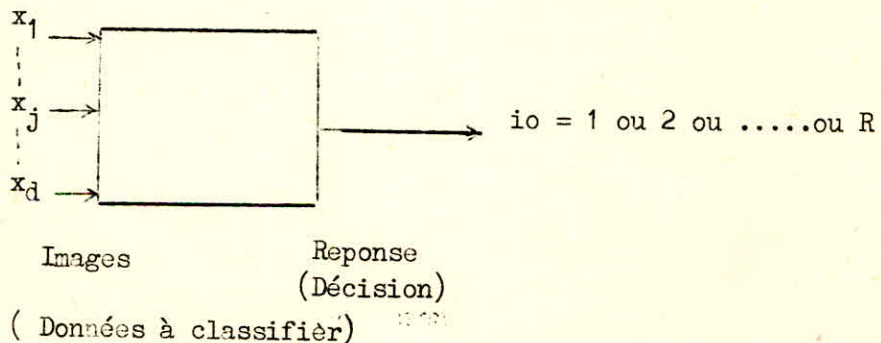


fig 2 - 7 Classificateur d'images

Chaque valeur de la réponse indique la décision à prendre (dans quel domaine appartient l'image donnée).

4 - 2 FRONTIERE DE DECISION DANS L'ESPACE DES IMAGES

Chaque image peut être représentée, dans un espace euclidien à d dimensions E^d appelé espace des images, par un point M dont les coordonnées rectangulaires sont les nombres réels x_1, x_2, \dots, x_d .

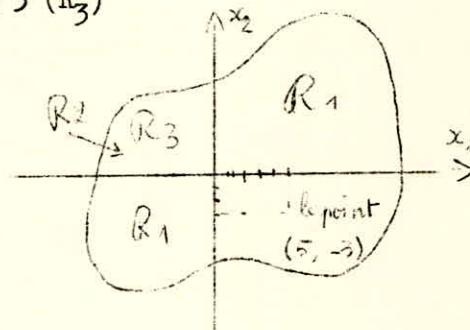
Le vecteur OM représente l'image donnée.

Le classificateur d'image est ainsi un automate qui groupe les points de E^d en domaines numérotés de 1 à R .

On représente par R_i la classe des points de E^d groupés dans le domaine i . Alors pour chaque domaine nous avons une classe de points de E^d désignée par l'un des symboles R_1, R_2, \dots, R_r .

Comme exemple considérons un espace à 2 dimensions $d=2$ et $R=3$.

Un point dans le plan peut être soit dans la région 1 (R_1) soit dans région 2 (R_2) soit dans la région 3 (R_3)



Le point $(5, -3)$ est placé dans le domaine 2

Notons que les domaines sont séparés l'un de l'autre par des surfaces appelées frontière de décision (ce sont des courbes dans le plan E^2).

En général la frontière de décision divisé E^d en R régions appelées régions de décision.

La région n° i est l'ensemble des points inclus dans le domaine i. on considère que les images contenues dans la frontière de décision n'appartiennent à aucune région de décision.

4 - 3. FRONTIERE DECISIVES

Les frontières de décision d'un classificateur d'image peuvent être définies par un ensemble de fonctions contenant R éléments Soient $g_1(X)$, $g_2(X), \dots, g_R(X)$ des fonctions de l'image X on les appelle "fonction décisive" _{VO}

Elles sont telles que pour tout $X \in R_i$ nous avons:

$$g_i(X) > g_j(X) \text{ pour } i, j = 1, \dots, R, j \neq i$$

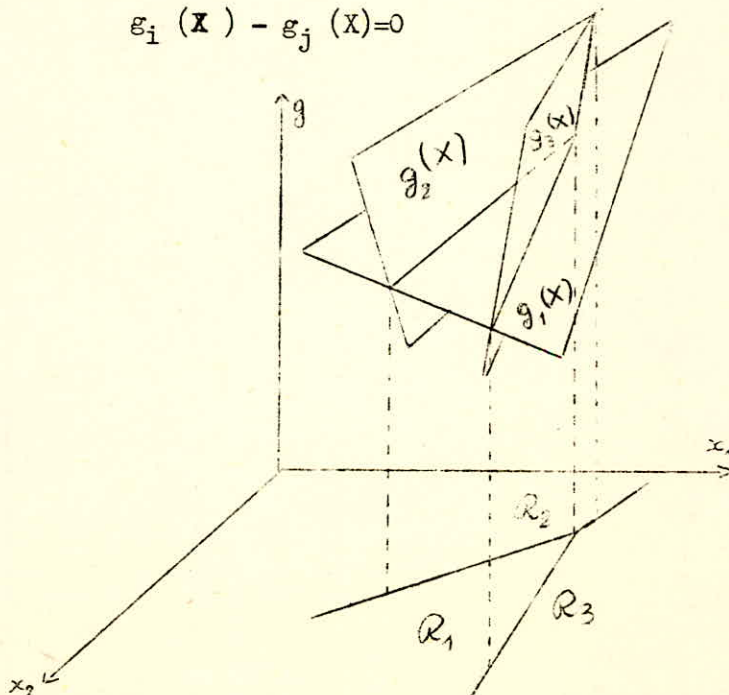
La i fonction decisive a la plus grande valeur.

Les fonctions decisives sont continus sur les frontieres de decision.

La frontière de décision qui sépare deux régions adjacentes

R_i et R_j est donnée par:

$$g_i(X) - g_j(X) = 0$$



$g_1(X)$, $g_2(X)$ et $g_3(X)$ sont trois fonctions decisives.

Notons que les frontieres de decision dans le plan (x_1, x_2)

sont donnees par les projections des intersections des fonctions decisives.

La forme des frontieres de decision ne precise la nature des fonctions decisives; on peut ajouter une meme constante quelconque à toutes les fonctions decisives sans changer la nature implicite des frontieres de decision.

La fonction decision du classificateur d'images utilise R discriminateurs qui chacun calcule la valeur d'une fonction decisive.

Un cas particulier est celui où on a 2 domaines $R=2$. Le selecteur maximum decide lequel est le plus grand $g_1(X)$ ou $g_2(X)$, et ceci après évaluation du signe de la difference:

$$g(X) = g_1(X) - g_2(X)$$

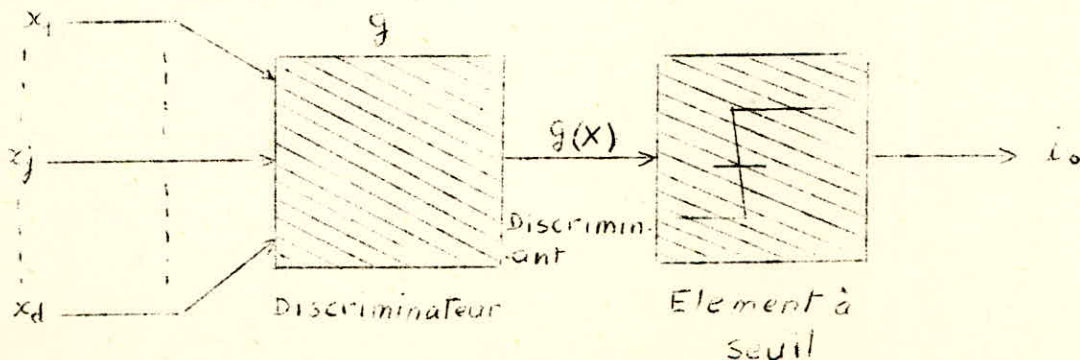
si $g(x) > 0$ l'image X est dans le domaine 1

si $g(x) < 0$ " " " 2

si $g(x) = 0$ c'est la frontiere de decision qui separe les regions R_1 et R_2

Le signe de $g(X)$ est évalué par un élément à seuil "threshold élément" dont le seuil est égal à zéro.

Dans le cas $R = 2$ le modèle basique devient un dichotomiseur "Pattern Dichotomizer"



4 - 4. CLASSIFICATION PAR DISTANCE MINIMALE:

Ceci est une extension du chapitre 1 des similarités.

Soient R points P_1, P_2, \dots, P_R dans E^d . La distance euclidienne entre un point quelconque X et P_i est :

$$|X - P_i| = \sqrt{(X - P_i) \cdot (X - P_i)}$$

Le classificateur par distance minimale place chaque point X dans le domaine i_0 associé au point P_{i_0} qui est le point $P_i (i=1, \dots, R)$ le plus proche de X

On obtient une classification équivalente en comparant les carrés des distances $|X - P_i|$ $i = 1, \dots, R$

$$|X - P_i|^2 = (X - P_i) \cdot (X - P_i) = X \cdot X - 2X \cdot P_i + P_i \cdot P_i$$

La classification est obtenue en comparant les expressions $X \cdot P_i - \frac{1}{2} P_i \cdot P_i$ pour $i = 1, \dots, R$ et en sélectionnant la plus grande en valeur numérique.

Dans ce cas la fonction décisive est donnée par:

$$g_i(X) = X \cdot P_i - \frac{1}{2} P_i \cdot P_i \quad i=1, \dots, R$$

Le classificateur par distance minimale est une machine linéaire.

CHAPITRE 3

POSITION ET METHODES DE RESOLUTION DES TACHES DU 1ER TYPE.

1 - METHODES PARAMETRIQUES D'APPRENTISSAGE

1 - 1. PROBABILITES

Soit $P(X/i)$ la probabilité pour que l'image X appartienne au domaine i . Les $P(X/i)$ sont des fonctions connues d'un nombre fini de paramètres caractéristiques dont les valeurs ne sont pas connues à priori.

Exemple : $P(X/i)$, $i=1, \dots, R$ peut être une densité normale de probabilité de moyenne inconnue.

La règle de décision de Bays s'écrit;

$$P(j/X) = \frac{P(X/j) \cdot P(j)}{P(X)} \quad (3-1)$$

avec $P(j/X)$ = probabilité pour que X , donné, appartienne au domaine j

$P(j)$ = Probabilité pour que le domaine $j \neq \emptyset$

$P(X)$ = " " " l'image $X \neq \emptyset$

considérons la fonction suivante.

$$(3-2) \quad L_x(i) = \sum_{j=1}^R \lambda(i/j) P(j/X) \quad i=1, \dots, R$$

$\lambda(i/j)$ = la perte encourue quand la machine place une image dans le domaine i alors qu'elle devrait être dans j .

1°) Image X est présentée à la machine

2°) La machine calcule $L_x(i)$ pour $i=1, \dots, R$

3°) La machine décide que X appartient au domaine i_0 , qui minimise

la fonction, tel que:

$$L_x(i_0) \leq L_x(i) \text{ pour tout } i=1, \dots, R$$

Des deux relations (3-1) et (3-2) on peut écrire.

$$L_x(i) = \frac{1}{P(X)} \sum_{j=1}^R \lambda(i/j) P(X/j) P(j) \quad (3-3)$$

Le problème est alors de minimiser la quantité $L_x(i)$ pour trouver le i optimal qui nous concerne.

En calculant $L_x(i)$ pour $i=1, \dots, R$ on constate que la quantité $\frac{1}{P(X)}$ devient un facteur commun.

minimiser (3-3) revient alors à minimiser

$$l_x(i) = \sum_{j=1}^R \lambda(i/j) P(X/j) P(j) \quad (3-4)$$

1-2- FONCTION DE PERTE.

Les calculs seront simplifiés avec une fonction de perte du type:

$$\lambda(i/j) = 1 - \delta_{ij} \quad (3-5)$$

δ_{ij} est la fonction delta de Kronecker qui a pour valeur unité quand $i=j$ et zéro ailleurs. Les relations (3-4) et (3-5) donnent:

$$l_x(i) = P(X) - P(X/i) \cdot P(i) \quad (3-6)$$

On constate que pour minimiser $l_x(i)$ on doit maximiser la quantité $P(X/i) \cdot P(i)$. Si tous les alphabets sont égaux en probabilité ($P(i)=1/R$ $i=1, \dots, R$) la machine va seulement calculer $P(X/i)$ pour tout $i=1, \dots, R$ et choisit le i optimal. Une telle décision est appelée décision à probabilité maximum.

La fonction décisive sera alors de la forme:

$$g_i(X) = P(X/i) P(i) \text{ pour } i=1, \dots, R$$

On peut aussi utiliser l'expression alternative.

$$g_i(x) = \log P(x/i) + \log P(i) \text{ pour } i=1, \dots, R$$

qui mène à la même solution vu que la fonction log est monotone et croissante.

2 - METHODE DETERMINISTE ET PSEUDO STATISTIQUE

Dans ces taches sont données:

- Les éléments d'alphabet des images $S = \{ s_i \}_{i=1, \dots, K}$
- Les représentants concrets de s_i qui ont donné comme échantillon d'apprentissage $Zap = \{ z_{iap} \}_{i=1, K, K \geq 2}$

- Système de propriétés $\mathcal{X} = (X_l)_{l=1, n}, n \geq 1$

- Valeur de pertes permises No

$$No = N(R) + N(D, X, S)$$

$$N(R) = \text{coût des pertes attendues}$$

$$N(D, S, X) = \text{coût de la réalisation des éléments de procedure.}$$

Il faut trouver une fonction décisive $D = \{ d_n \}_{n=1, c}, c \geq 1$

qui donne le min des dépenses N avec les contraintes S, X et $\min N \leq No$.

Le choix du type de D s'effectue dans un ensemble fini de fonctions.

Si v est le numéro d'information $D(v=1, V)$

Il faut trouver un v tel que:

$$v = \text{argu min } N(Dv) / S, X, Zap, H, No$$

c'est l'écriture des taches de 1er type.

Les fonctions décisives plus souvent utilisées sont:

les fonction utilisant les critères statistiques.

- de Bayes
- de Vald
- Neuman-Pearson

Ces fonction marchent bien quand les densités des repâtitions des ensembl des k images P_1, \dots, P_k sont connues, mais en réalité les densités peuvent être définies seulement par la sequence d'apprentissage $Zap = \bar{P}_1, \bar{P}_2, \dots, \bar{P}_k$

La plus souvent utilisé est la méthode de Bayes que nous allons
decrire formellement.

Les répartitions sont considérées normales:

$$f(x) = Ke^{-0,5 \alpha (x-\mu)^2} = Ke^{-(x-\mu) \alpha (x-\mu)/2}$$

$$\alpha > 0$$

K = Multiplicateur normal.

Par analogie, la répartition à n dimensions est :

$$f(x_1, \dots, x_n) = ke^{-\frac{1}{2}(X-M)' \cdot A(X-M)}$$

Ici K est choisi de telle manière que l'intégrale de f soit égale

à 1, $K > 0$

A est une matrice $A = \begin{vmatrix} a_{11} & \dots & a_{1n} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{n1} & \dots & a_{nn} \end{vmatrix}$

La constante μ et la variable x sont des vecteurs

On peut alors écrire:

$$f(x_1, \dots, x_n) = (2\pi)^{-n/2} \frac{1}{\sqrt{|A|}} e^{-\frac{1}{2}(X-M)' \cdot A(X-M)}$$

M = espérance mathématique. du vecteur X.

A est la matrice inverse à la matrice des covariances des composantes
de X, $M = M(X)$, $A = V^{-1}$

En posant $(X-M)' V^{-1} (X-M) = Q^{-1}$

On peut écrire :

$$f(x_1, \dots, x_n) = (2\pi)^{-n/2} |V|^{-1/2} e^{-0,5 Q^{-1}}$$

Les critères statistiques supposent que les densités des répartitions
des K images sont connus

$$P_1(X), P_2(X), \dots, P_k(X)$$

Démontrons le cas de définition des frontières décisives quand les repartition normales et les matrices des covariations de tous les images sont égales, $V_1 = V_2 = \dots = V_k$

Le rapport des probabilités de la presence de X dans i et dans j s'appelle rapport de vraisemblance.

$$\frac{P_i(X)}{P_j(X)} = e^{0,5 (Q_j^{-1} - Q_i^{-1}) X^T (Q_j^{-1} + Q_i^{-1})^{-1} X}$$

$$\text{ou } \ln \frac{P_i(X)}{P_j(X)} = \frac{1}{2} (Q_j^{-1} - Q_i^{-1}) X^T (Q_j^{-1} + Q_i^{-1})^{-1} X = U_{ij}(X)$$

En accord avec le critère de Bayes : si $U_{ij} \geq 0$, le point X appartient au domaine i et si $U_{ij} < 0$, $X \in j$

La frontière optimale entre les images i et j est représentée par l'équation : $U_{ij}(X) = 0$.

$$U_{ij}(X) = \frac{1}{2} (Q_j^{-1} - Q_i^{-1}) X^T V^{-1} (M_i - M_j) - \frac{1}{2} (M_i + M_j)^T V^{-1} (M_i - M_j)$$

Si les paramètres de X sont indépendants les matrices V et V^{-1} sont diagonales.

$$V = \begin{vmatrix} \sigma_1^2 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & \sigma_2^2 & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \dots & \sigma_n^2 \end{vmatrix} \quad V^{-1} = \begin{vmatrix} 1/\sigma_1^2 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & 1/\sigma_2^2 & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \dots & 1/\sigma_n^2 \end{vmatrix}$$

$$U_{ij}(X) = \sum_{i=1}^n \left(\frac{\mu_i^{(1)} - \mu_j^{(1)}}{\sigma_i^2} \right) x_i - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n \left[\frac{\mu_i^{(1)2} - \mu_j^{(1)2}}{\sigma_i^2} \right] = 0$$

Après simplification cette équation donne les frontières de décision qui sont des hypersurfaces :

$$U_{ij}(X) = \sum_{i=1}^n a_1^{ij} x_i - a_0^{ij} = 0$$

Si nous mettons dans cette équation les valeurs de X nous recevons U_{ij} dont le signe indiquera l'appartenance de l'image X dans le domaine i ou j.

Ceci donne un exemple de la construction d'une fonction décisive dans le cas idéal. La base de ces méthodes est l'hypothèse de la compacité indiquant que les réalisations d'une seule image se reflètent dans des domaines géométriques proches de l'espace et que l'ensemble général est reparti suivant une loi unimodale (par exemple, normale) dont les caractéristiques se précisent par la séquence d'apprentissage.

Ce qui est d'actualité aujourd'hui c'est la construction d'un système de reconnaissance qui utilise les propriétés choisies des images et leurs relations.

On peut supposer que les relations entre les propriétés caractéristiques donnent l'information principale pour la classification et que les relations ont l'invariance par rapport aux déformations des images.

Cette approche syntaxique doit être étudiée sur un exemple pour apprécier ses qualités.

3 - CHOIX DES PROPRIÉTÉS INFORMATIVES

Soit X l'espace des propriétés à q dimensions

et Y l'espace à n dimensions $n \leq q$, tel que: $Y = F(X)$

et qui peut être décrit comme suit:

$$\begin{cases} y_1 = f_1(x_1, \dots, x_q) \\ \vdots \\ y_n = f_n(x_1, \dots, x_q) \end{cases}$$

Les règles décisives dans X + Y sont linéaires. La procédure de reconnaissance peut être décrite comme une réflexion des ensemble X et Y sur l'ensemble S des images.

$$S = \Psi_x(X)$$

$$S = \Psi_y(Y)$$

On peut déduire : $S = \Psi_y [F(X)] = \phi (X)$

ϕ est une composition séquentielle des réflexions F et Ψ_y .

Les critères d'informativité des propriétés peuvent être:

- Valeurs des pertes R de la classification

- Rapport $\Omega = \frac{I}{N}$

I = Information utile d'un paramètre

N = dépenses de ses mesures

Ω = efficacité d'une propriété.

Les propriétés peuvent être qualitatives et quantitatives.

- Les propriétés qualitatives ont deux valeurs 1 - 0 ; appartenances ou absence d'une propriété.

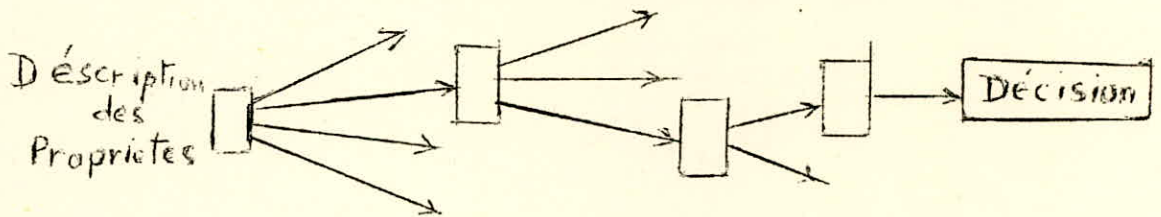
- Les Propriétés quantitatives peuvent être mesurées, par exemple dans notre cas, elles sont géométriques mesurables, analyse des propriétés géométriques types, expressions etc....

CHAPITRE 4 - MODELE DYNAMIQUE ET SEQUENTIEL DE RECONNAISSANCE

I - INTRODUCTION

Pour résoudre un problème, il est préférable d'utiliser les moyens les plus rapides et les plus simples pour la programmation .

Dans la reconnaissance des images, on va utiliser l'analyse séquentielle qui se présente sous forme arborescente .



Exposons cette méthode en l'appliquant à notre problème de reconnaissance .

On va tester l'existence des propriétés (symboles, relations) dans l'ordre alphabétique décrit ci-après :

A1, A2,, A9, B1,, B9, C1,, D9, F1, F2, F3, F4

1, 2,, 9, I,, 9, I, 2,, 5 .

Si une propriété existe, la variable correspondante vaudrait l'unité sinon zéro . On utilise la compilation en créant des niveaux différents et des hiérarchies différentes (branches) .

2 - ECRITURE ET DESCRIPTION DES ETALONS

On a écrit les propriétés quantitatives (symboles, relations), de tous les caractères alphanumériques; de A à Z et de 0 à 9 dans un ordre choisi arbitrairement .

Les symboles sont désignés par les codes suivant :

A1, A2,, A9, B1,, B9, C1,, C9, DI, ...
....., D9, F1, F2, F3, F4 .

TAB (4-2) (a)

A1	A2	A3	A4	A5	A6	A7	A8	A9	B1	B2	B3
/	\	—	—]	/	/	\	\	\	\	/
B4	B5	B6	B7	B8	B9	C1	C2	C3	C4	C5	C6
[]))	(—	—	—	—	—	—]
C7	C8	C9	D1	D2	D3	D4	D5	D6	D7	D8	D9
—	—	/	(
F1	F2	F3	F4								

TAB (4-2) (b)

α_1	α_2	α_3	α_4	α_5	α_6	α_8	α_9	β_1	β_2	β_3	β_4
β_5	β_6	β_7	β_8	β_9	γ_1	γ_2	γ_3	γ_4	γ_5	γ_6	γ_7
γ_8	γ_9	δ_1	δ_2	δ_3	δ_4	δ_5	δ_6	δ_7	δ_8	δ_9	δ_{11}
δ_2	δ_3	δ_4	δ_5								

.....,D9,FI,.....,F4 .

Et les relations par:

I,.....,N9,DI,.....,9,DI,.....,5 .

Ces étalons sont tous représentés dans le tableau(4-2) ci-contre .

3.- ALGORITHME DYNAMIQUE

3-I.Si AI=I.---->Il existe I2 caractères alphabétiques qui contiennent
Si AI=0.

GO TO (32) la propriété AI=I.

B ----> (AI, A6, B7, C9, DI, D4) ; symboles contenus dans B .

D ----> (AI, A6, B7, C8)

E ----> (AI, A5, B6, D6)

F ----> (AI, A5, D6)

H ----> (AI, A9, D3)

K ----> (AI, B9, C4)

L ----> (AI, B6)

M ----> (AI, A9, C5, C6)

N ----> (AI, A9, C2)

P ----> (AI, A6, C9, D4)

R ----> (AI, A6, C4, C9, D4)

W ----> (AI, A9, B4, B5)

3-I-I.Si A5=I. E ----> (AI, A5, B6, D6)

Si A5=0.

GO TO(3I2) F ----> (AI, A5, D6)

3-I-I-I.Si B6=I. E ----> (AI, A5, B6, D6)

Si B6=0.

GO TO(3I12)

3-I-I-I-I.Si D6=I.

AI=I

x 2=I

----> Lire "E"

* 3=I

sinon "CI" (Caractère Inconnu)

3-I-I-2.Si D6=I. => F ---> (A1, A5, D6)

Si D6=0.

"CI"

Si I=I

* 3=I

----> Lire "F"

sinon:"CI"

3-I-2.Si A6=I.

Si A6=0.

GO TO(3I3)

B ---> (A1, A6, B7, C9, D1, D4)

D ---> (A1, A6, B7, C8)

P ---> (A1, A6, C9, D4)

R ---> (A1, A6, C4, C9, D4)

3-I-2-I.Si B7=I.

Si B7=0.

GO TO(3I22)

B ---> (A1, A6, B7, C9, D1, D4)

D ---> (A1, A6, B7, C8)

3-I-2-I-I.Si C8=I.

Si C8=0.

GO TO(3I2I2)

D ---> (A1, A6, B7, C8)

Si I=I

> 2=I

> 8=I

< I=I

----> Lire "D"

sinon:"CI"

3-I-2-I-2.Si C9=I.

Si C9=0.

"CI"

B ---> (A1, A6, B7, C9, D1, D4)

Si DI=I

D4=I

> I=I

< 2=I

< 3=I

< 8=I

----> Lire "B"

9=I
I=I
5=I

sinon:"CI"

3-I-2-2.Si C4=I. → R --- (AI, A6, C4, C9, D4)
Si C4=0.

GO TO(3I23) Si C9=I

D4=I

I=I

3=I ----> Lire "R"

5=I

8=I

9=I

sinon:"CI"

3-I-2-3.Si C9=I. → P --- (AI, A6, C9, D4)
Si C9=0.

"CI" Si D4=I

I=I

3=I ----> Lire "P"

8=I

9=I

sinon:"CI"

3-I-3.Si A9=I. H ---> (AI, A9, D3)
Si A9=0.

GO TO(3I4) M ---> (AI, A9, C5, C6)

N ---> (AI, A9, C2)

W ---> (AI, A9, B4, B5)

3-I-3-1.Si B4=I. → W ---> (AI, A9, B4, B5)
Si B4=0.

GO TO(3I32) Si B5=I

B4=I

6=I ----- Lire "N"

7=I

sinon:"CI"

3-I-3-2.Si C2=I. => N --- (AI, A9, C2)

Sinon

GO TO(3I33) Si 3=I

----- Lire "N"

8=I

sinon:"CI"

3-I-3-3.Si C5=I. => M --- (AI, A9, C5, C6)

Sinon

GO TO(3I34) Si C6=I

----- Lire "N"

I=I

2=I

4=I

sinon:"CI"

3-I-3-4.Si D3=I. => H --- (AI, A9, D3)

Sinon

"CI"

Si 8=I

----- Lire "H"

sinon:"CI"

3-I-4.Si B6=I. => L --- (AI, B6)

Sinon

GO TO(3I5) Si 2=I

----- Lire "L"

sinon:"CI"

3-I-5.Si B9=I. => K --- (AI, B9, C4)

Sinon

"CI"

Si C4=I

----- Lire "K"

I=I

2=I

sinon:"CI"

3-2.Si A2=I. ⇒ 0 --- (A2, B1, B8)
sinon
GO TO(33) Si B1=I
B8=I
I=I -----> Lire "U"
4=I
sinon:"CI"

3-3.Si A3=I. ⇒ 5 --- (A3, A5, B8, D1, D7)
sinon
GO TO(34) Si A5=I
B8=I
D1=I
D7=I -----> Lire "5"
I=I
I=I
5=I
3=I
sinon:"CI"

3-4.Si A4=I. ⇒ 2 --- (A4, A8, B6, C9, D4)
sinon
GO TO(35) Si A8=I
B6=I
C9=I
D4=I -----> Lire "2"
2=I
8=I
9=I
4=I
sinon:"CI"

3-5.Si A5=I. T --> (A5, B2)
 sinon
 GO TO(36) Z --> (A5, B6, B9)
 3 -->(A5, B8, CI, DI, FI)
 7 --> (A5, B9)

3-5-1.Si B2=I. T --- (A5, B2)
 sinon
 GO TO(352) Si B2=I ----- Lire "T"
 sinon:"CI"

3-5-2.Si B6=I. Z --> (A5, B6, B9)
 sinon
 GO TO(353) Si B9=I
 B9=I -----> Lire "Z"
 CI=I
 sinon:"CI"

3-5-3.Si B8=I. 3 --> (A5, B8, CI, DI, FI)
 sinon
 GO TO(354) Si CI=I
 DI=I
 FI=I
 BI=I -----> Lire "3"
 B5=I
 B9=I
 B8=I
 sinon:"CI"

3-5-4.Si B9=I. 7 --> (A5, B9)
 sinon
 "CI" Si B9=I -----> Lire "7"
 sinon:"CI"

```
3-6.Si A7=I. 4 --- (A7, A9, F2, F3)
  sinon
  GO TO(37)   Si A9=I
              F2=I
              F3=I
              5=I ----- Lire "4"
              6=I
              7=I
              5=I
              sinon:"CI"
```

```
3-7.Si A8=I.  C --- (A8, B8, C7)
  et B8=I.    G --- (A8, B8, C7, D9)
  sinon
  GO TO(38)   O --- (A8, B8, B9, C7, C8)
              Q --- (A8, B8, C4, C7, C8)
              O --- (A8, B8, C7, C8)
              6 --- (A8, B8, C7, DI, D7)
              8 --- (A8, B8, C9, DI, D2, D7, F4)
              9 --- (A8, B8, C8, D2, D5)
```

```
3-7-I.Si B9=I.  O --- (A8, B8, B9, C7, C8)
  sinon
  GO TO(372)   Si C7=I
              C8=I
              8=I
              I=I ----- Lire "0"
              2=I
              4=I
              9=I
              sinon:"CI"
```


3-7-2.Si C4=I. Q --- (A8, B8, C4, C7, C8)

sinon
GO TO(373) Si C7=I

C8=I

8=I

I=I ----- Lire "Q"

2=I

4=I

3=I

sinon:"CI"

3-7-3.Si C7=I. C --- (A8, B8, C7)

sinon
GO TO(374) G --- (A8, B8, C7, D9)

O --- (A8, B8, C7, C8)

6 --- (A8, B8, C7, DI, D4)

3-7-3-1.Si C8=I. O --- (A8, B8, C7, C8)

sinon
GO TO(3732) Si 8=I

I=I

----- Lire "O"

2=I

4=I

sinon:"CI"

3-7-3-2.Si DI=I. 6 --- (A8, B8, C7, DI, D4)

sinon
GO TO(3733) Si D4=I

3=I

I=I

----- Lire "6"

2=I

4=I

5=I

sinon:"CI"

3-7-3-3.Si D9=I. → G --- (A8, B8, C7, D9)

sinon

GO TO(3734) Si I=I

2=I -----> Lire "G"

4=I

sinon:"CI"

3-7-3-4.Si 2=I

-----> Lire "C"

4=I

sinon:"CI"

3-7-4.SiC8=I. → 9 --- (A8, B8, C8, D2, D5)

sinon

GO TO(375) Si D2=I

D5=I

8=I

I=I -----> Lire "9"

2=I

3=I

7=I

3-7-5.Si C9=I. → 8 --- (A8, B8, C9, D1, D2, D7, F4)

sinon

GO TO(376) Si D1=I

D2=I

D7=I

F4=I

8=I

9=I

I=I -----> Lire "8"

2=I

3=I

4=I

5=I

4=I

sinon:"CI"

3-7-6.Si DI=I.
sinon
"CI"

S --- (A8, B8, DI, D2, D7)

Si D2=I

D7=I

I=I

----- Lire "S"

2=I

3=I

5=I

sinon:"CI"

3-8.Si A9=I. I --- (A9, CI)
sinon
GO TO(39) Si CI=I

-----> Lire "I"

5=I

sinon:"CI"

3-9.Si BI=I. J --- (BI, B8)
sinon
GO TO(310) Si B8=I

----- Lire "J"

I=I

3-10.Si B2=I. I --- (B2) ----- Lire "I"
sinon
GO TO(311)

3-11.Si B3=I. Y --- (B3, CI, C3)
sinon
GO TO(312) Si CI=I

C3=I -----> Lire "Y"

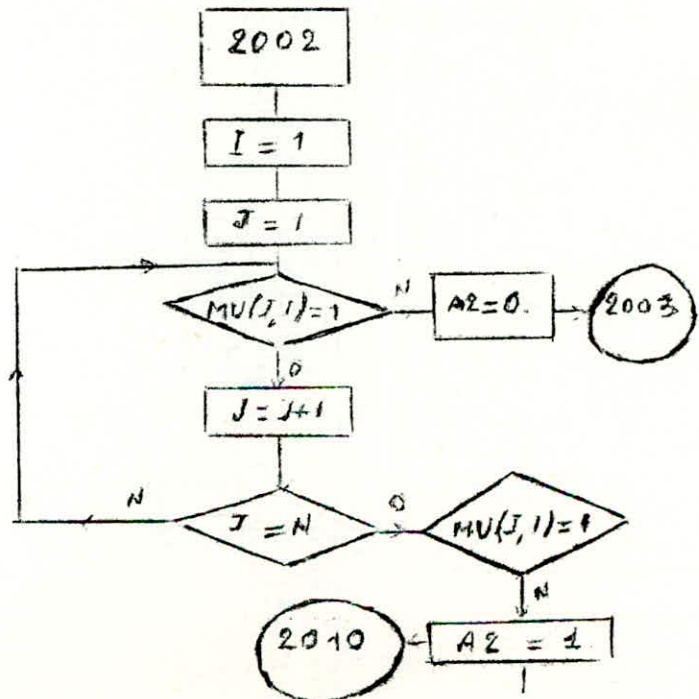
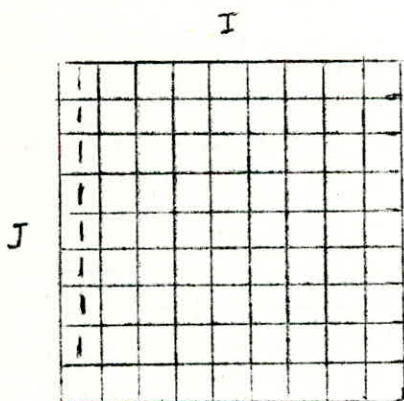
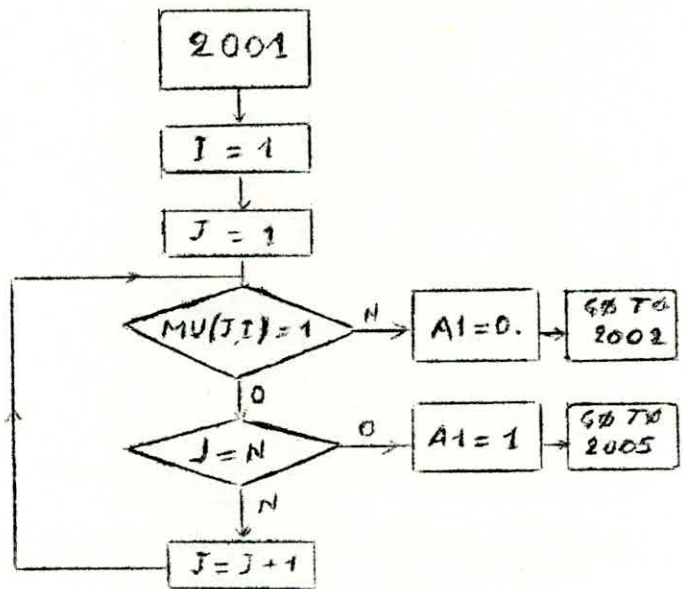
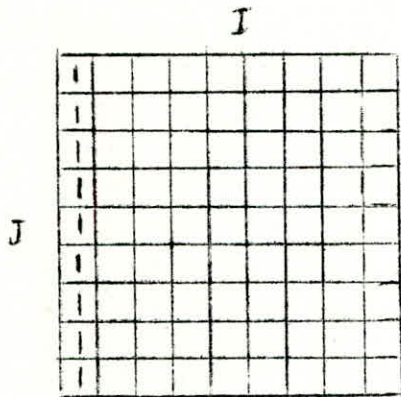
9=I

sinon:"CI"

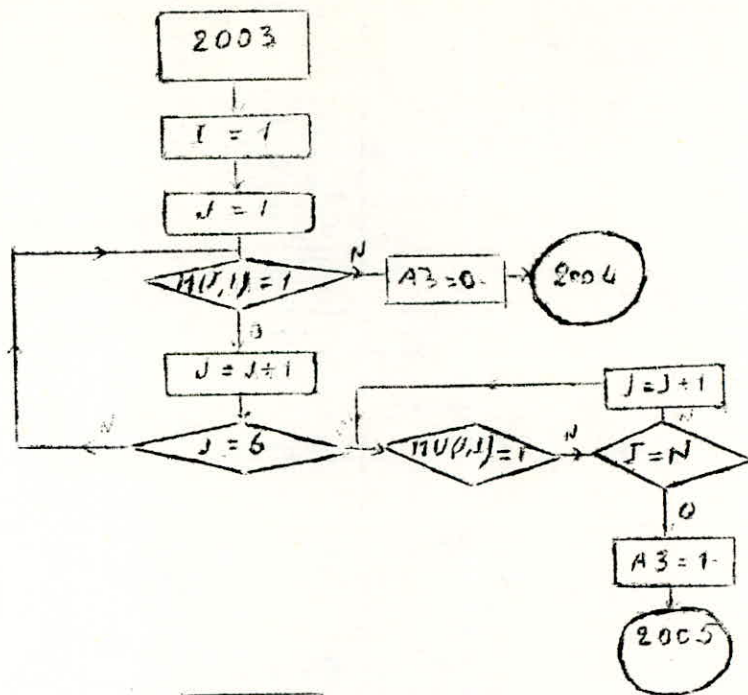
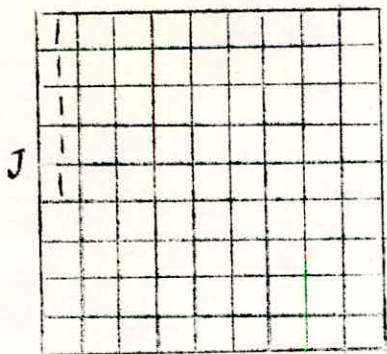
4) - Organigrammes

Les propriétés sont écrites dans des matrices $MU(J, I)$ de dimensions $N = 9$

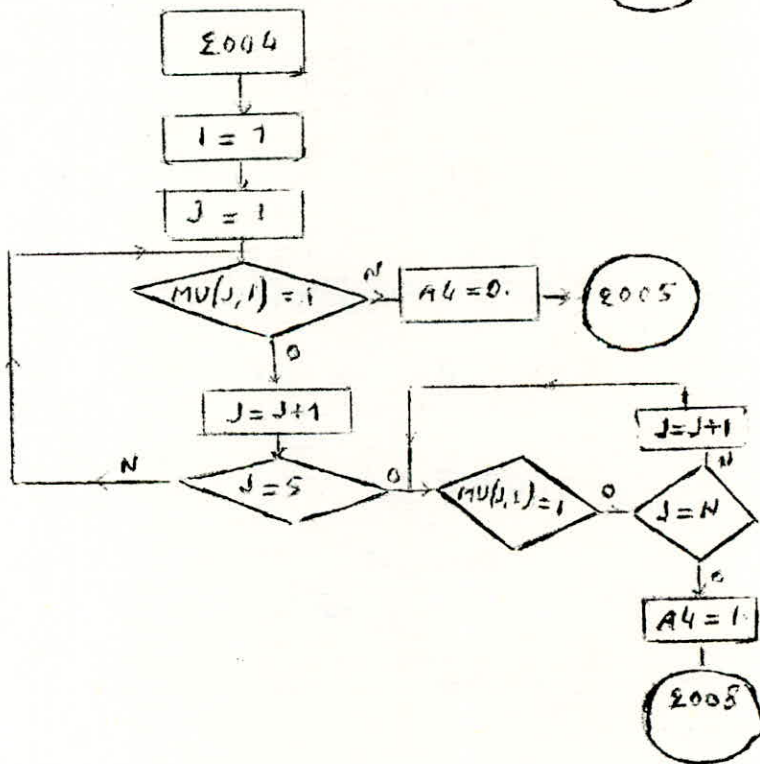
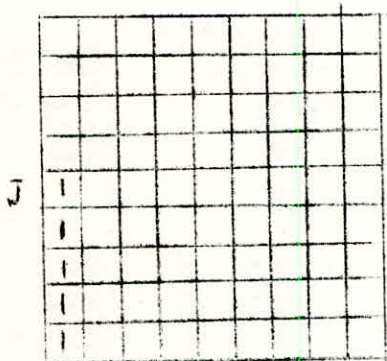
Appliquons l'Algorithme décrit ci-dessus pour reconnaître rapidement les caractères lus:

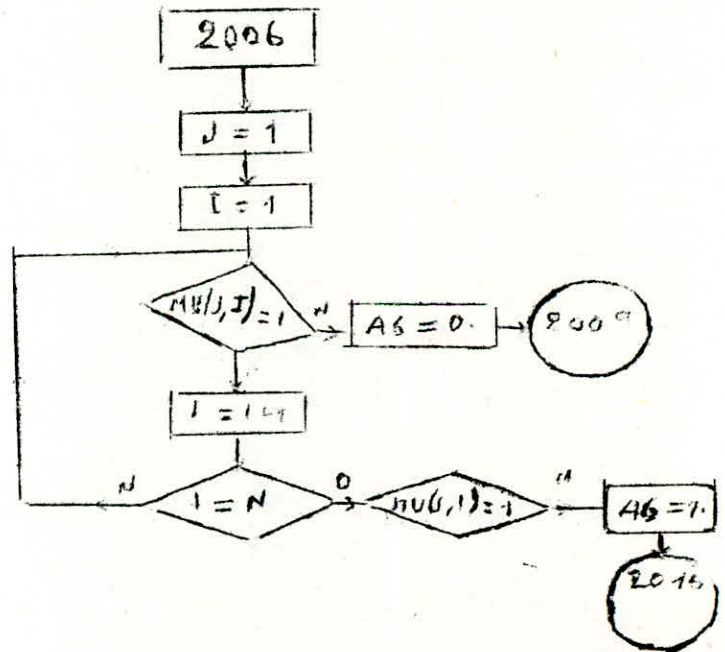
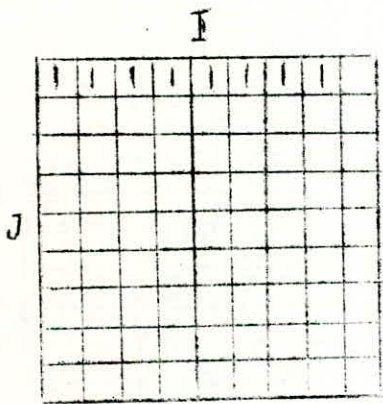
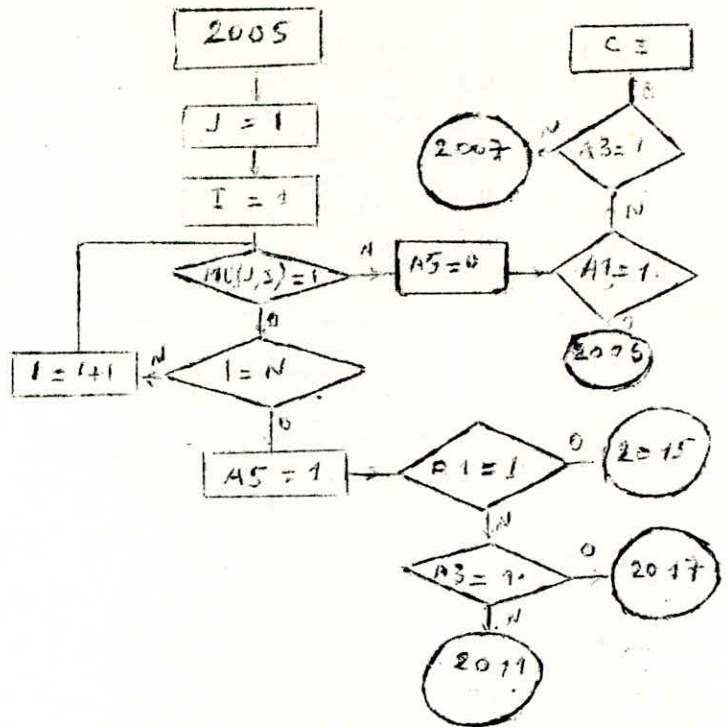
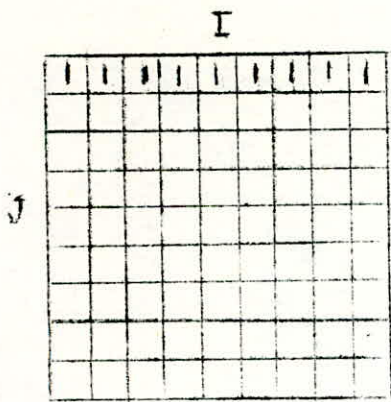


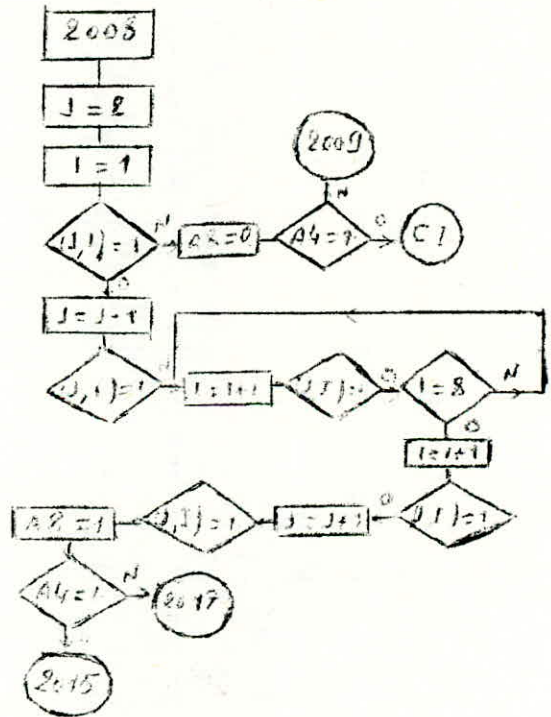
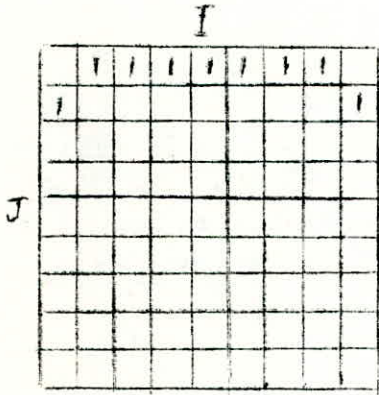
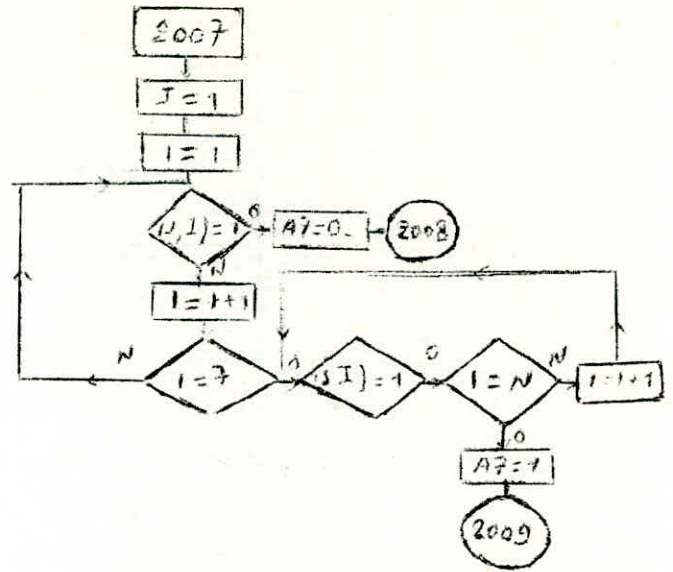
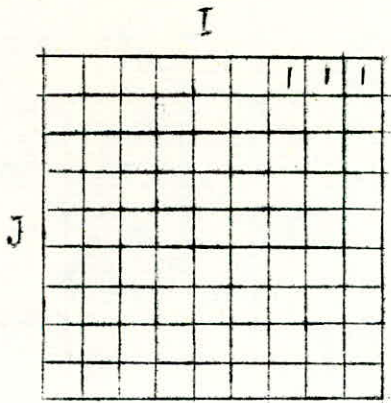
I



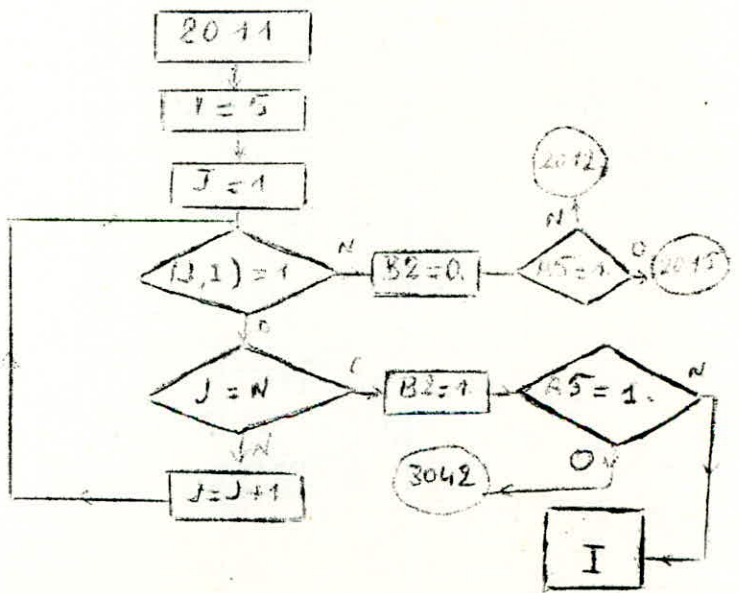
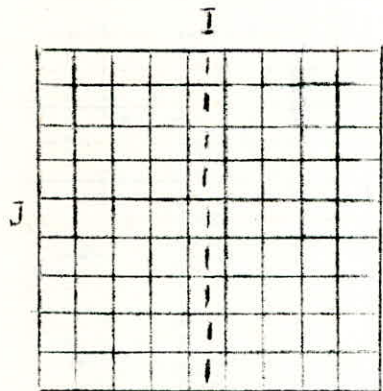
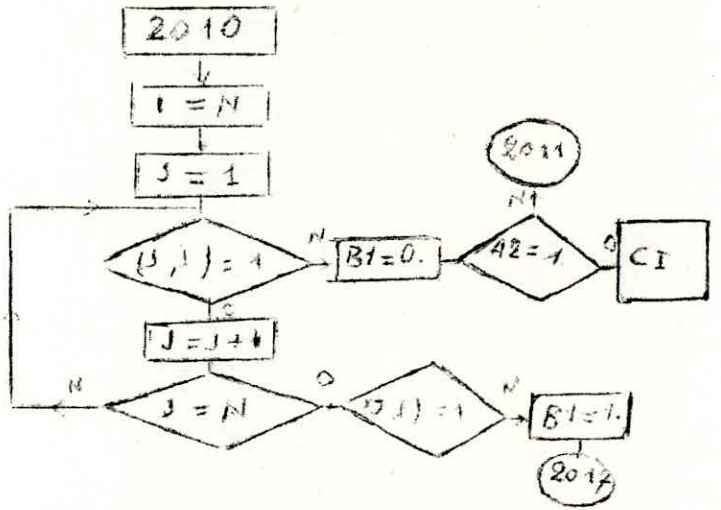
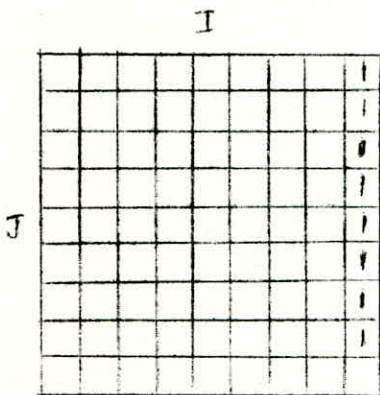
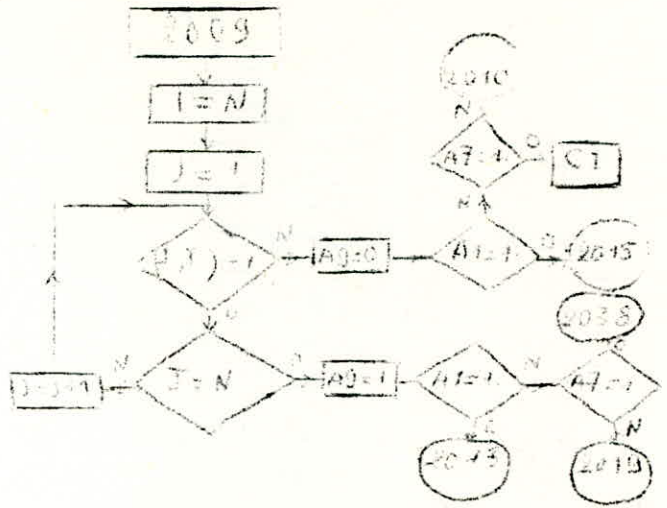
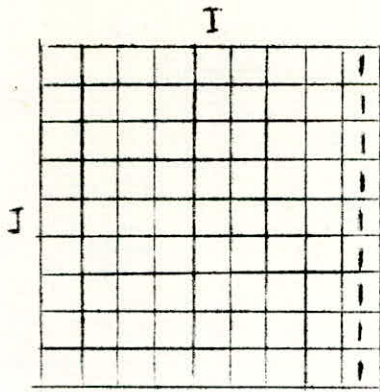
I

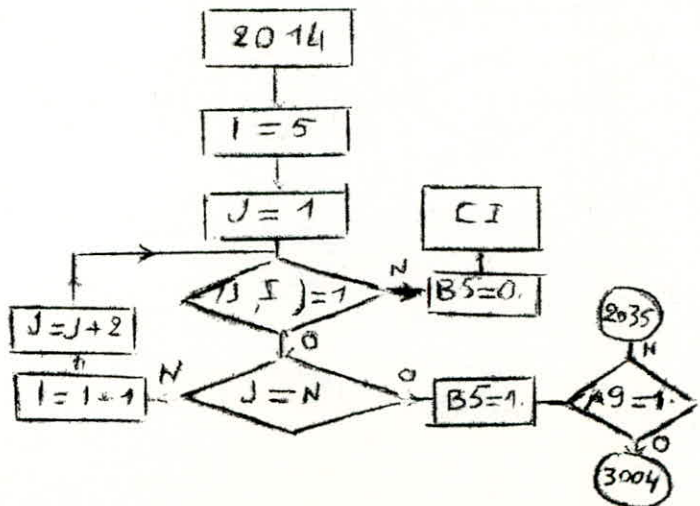
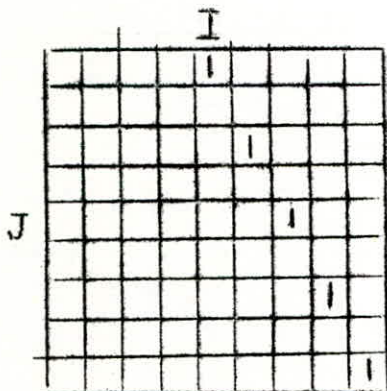
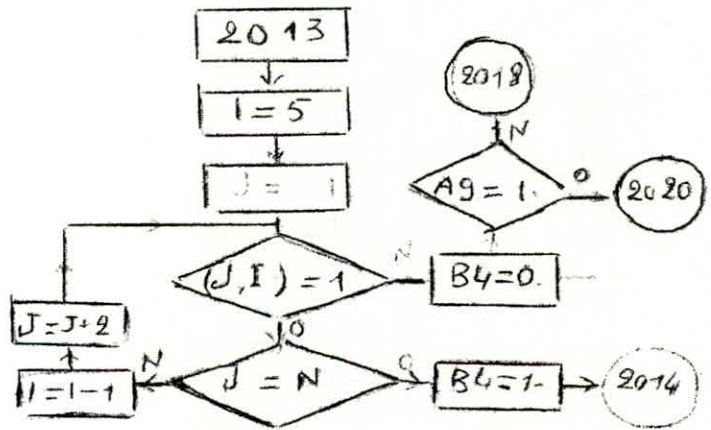
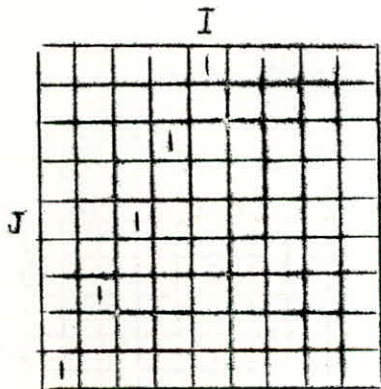
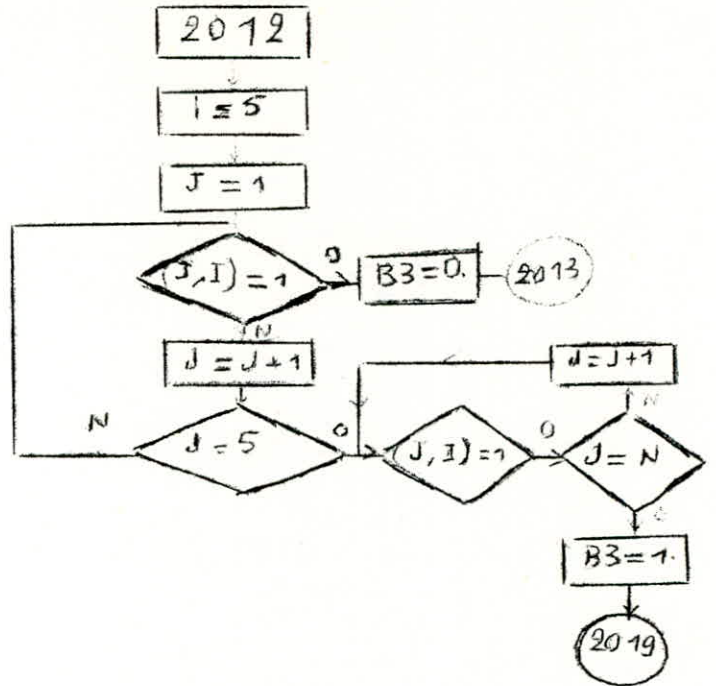
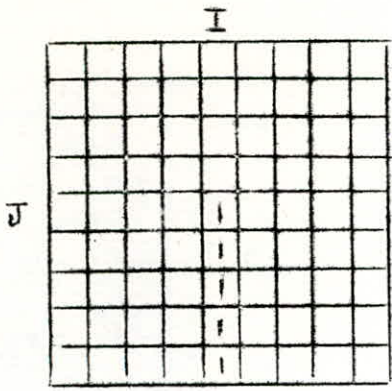


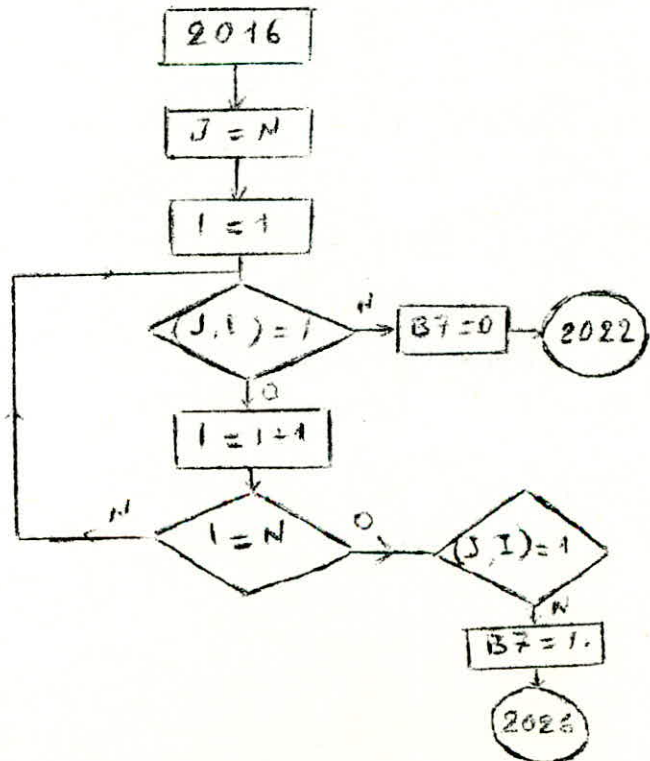
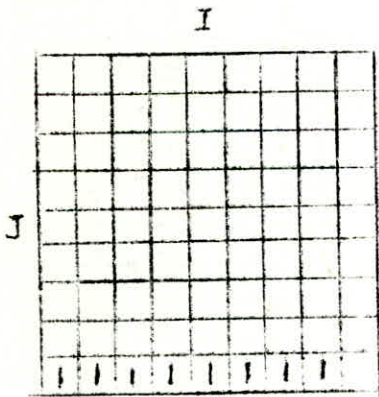
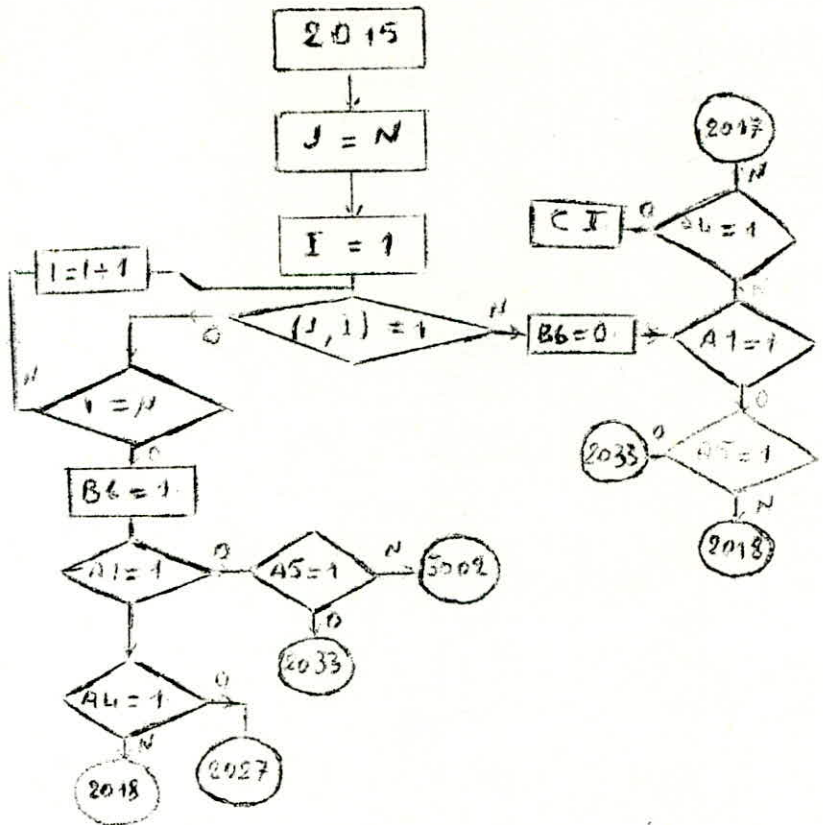
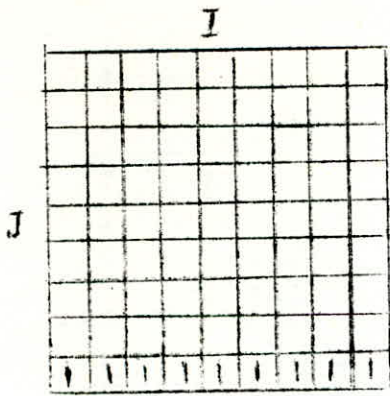


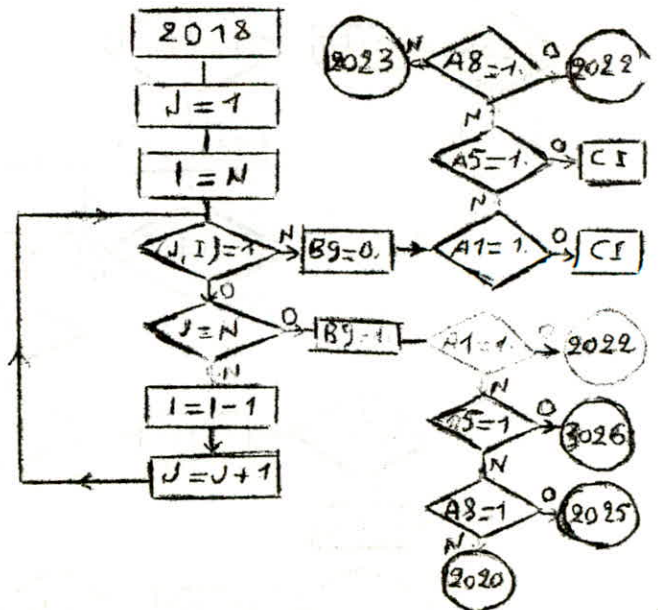
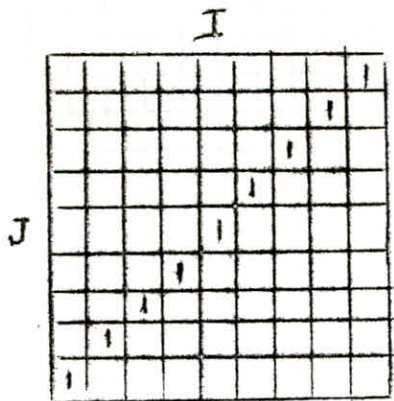
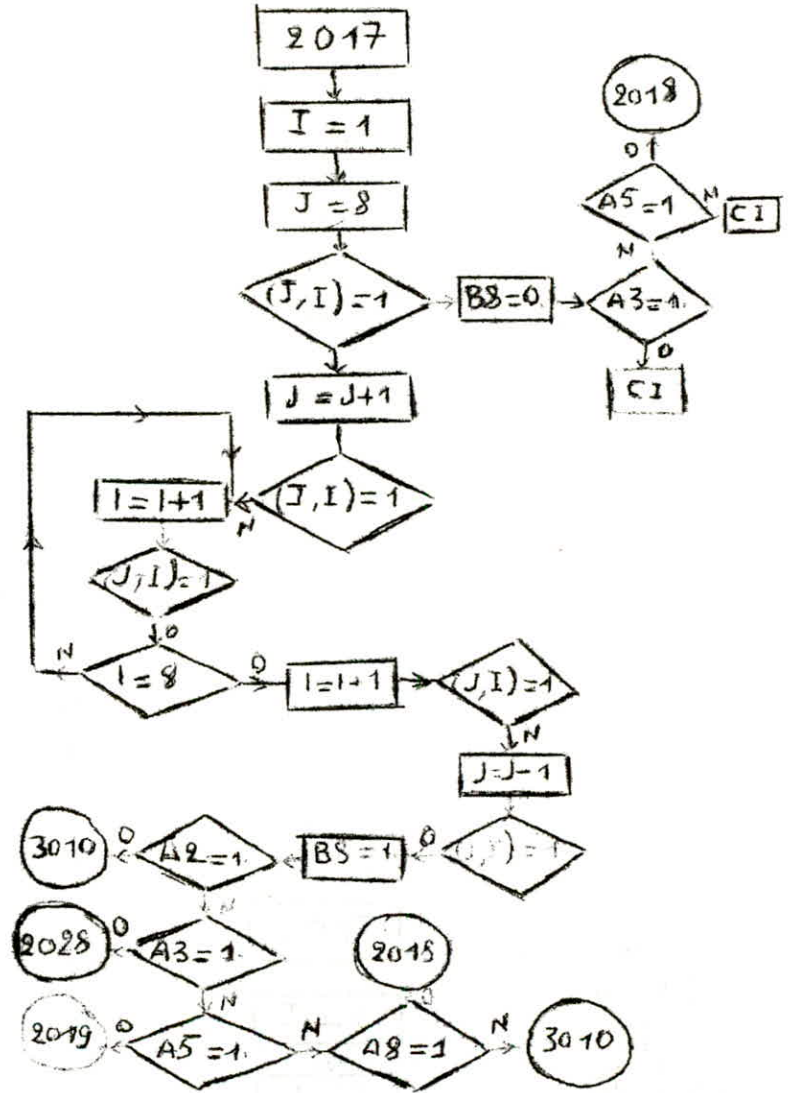
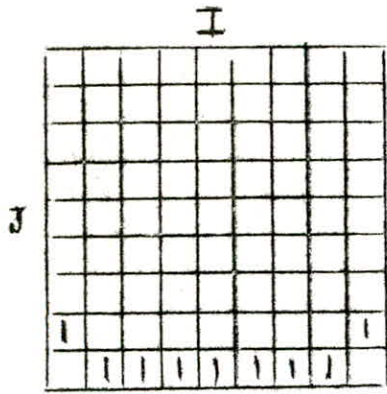


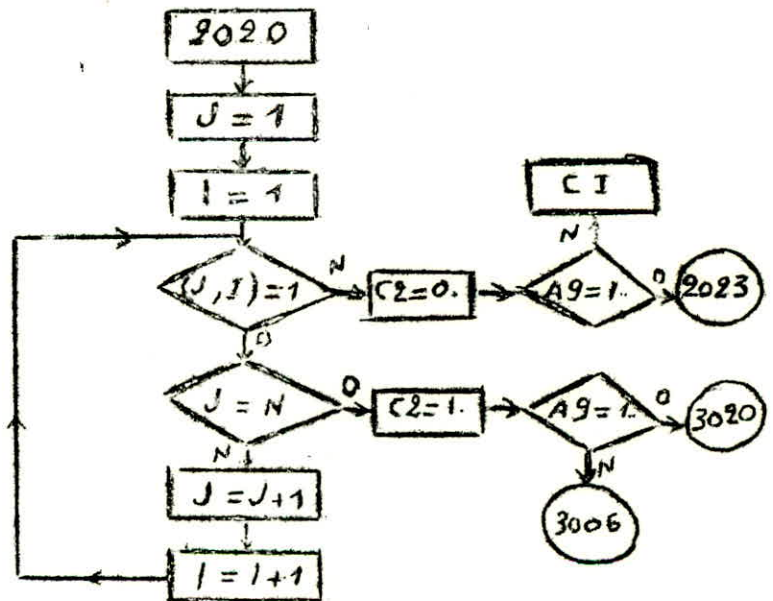
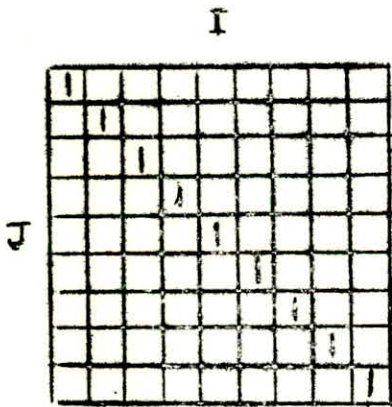
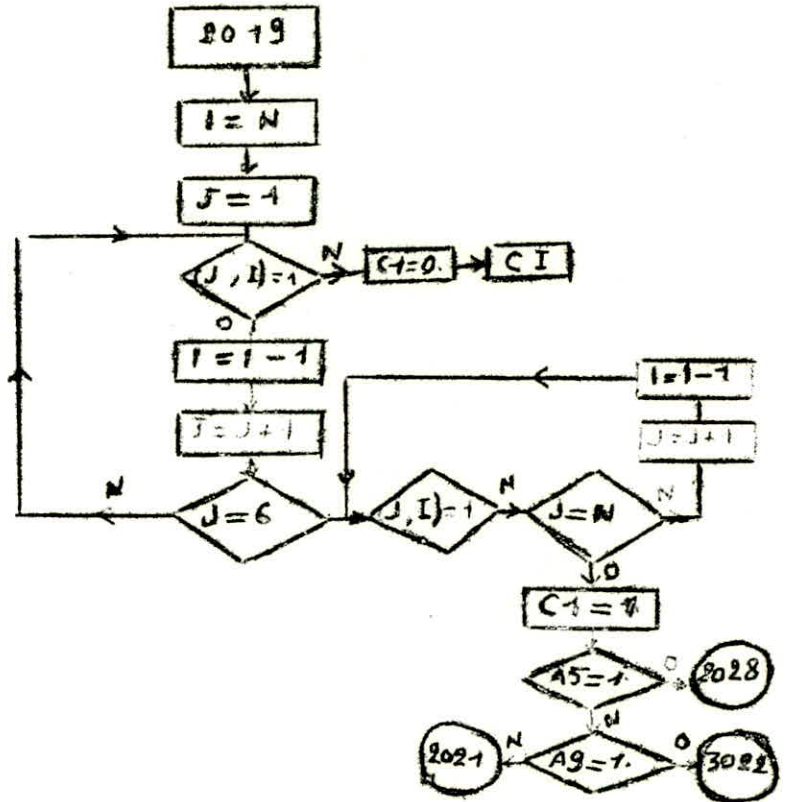
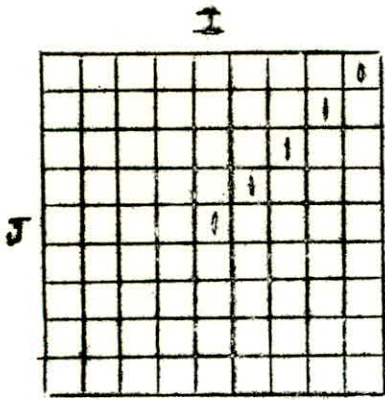
Pour les branchements non désignés ; ce sont les mêmes que pour les codes maïs
 Et pour les relations, ils mènent tous vers C.I.

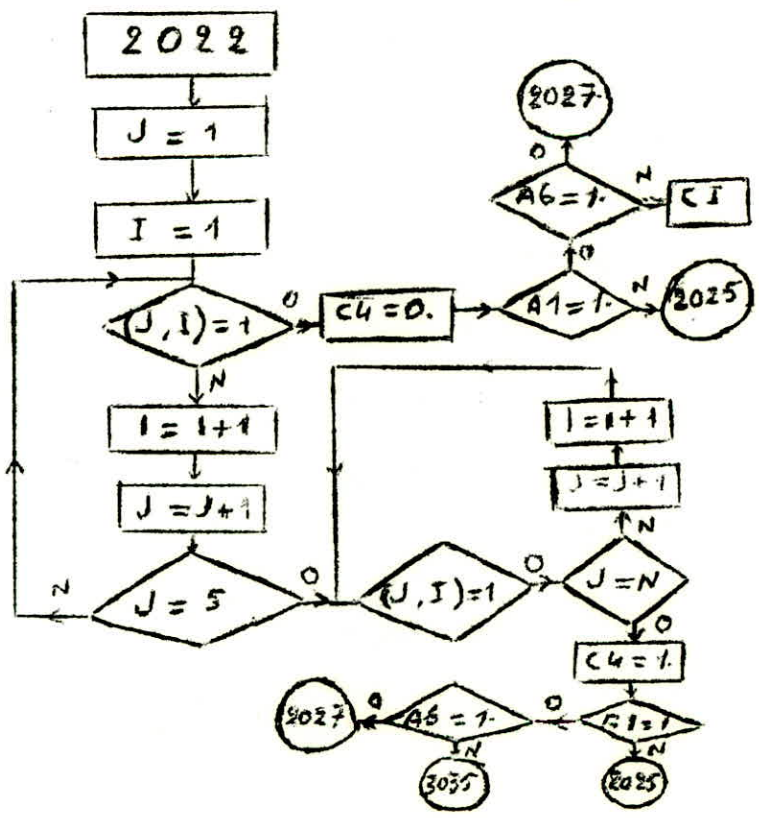
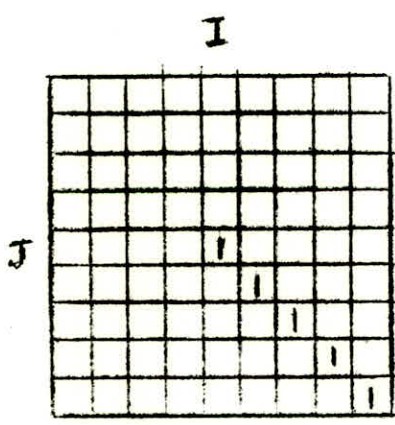
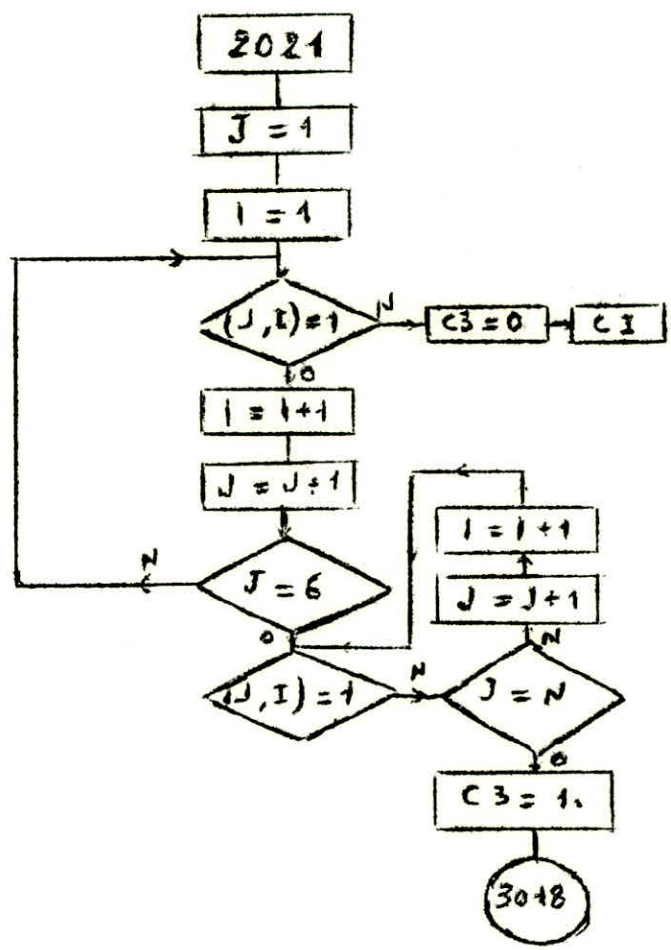
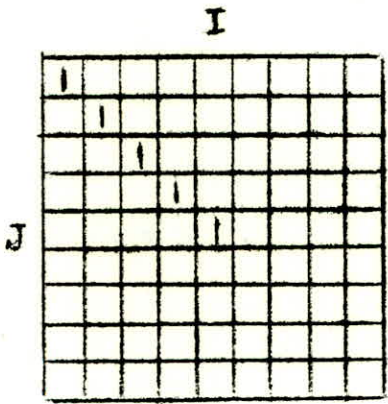


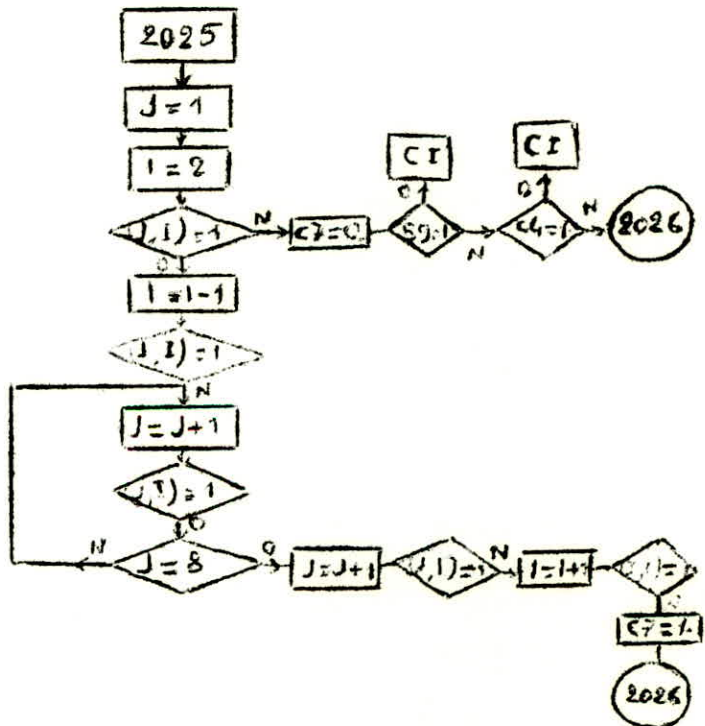
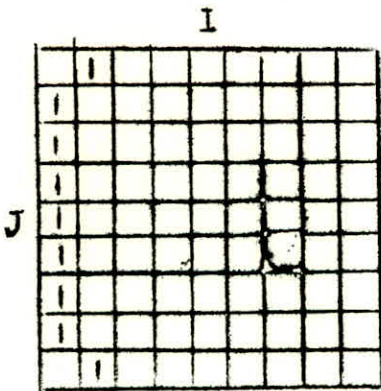
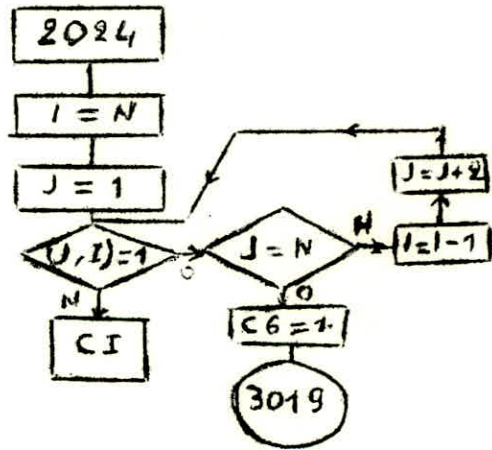
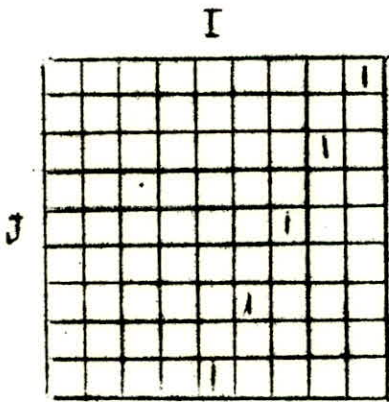
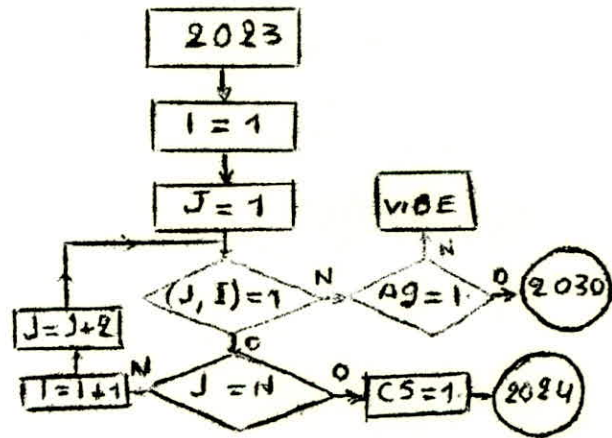
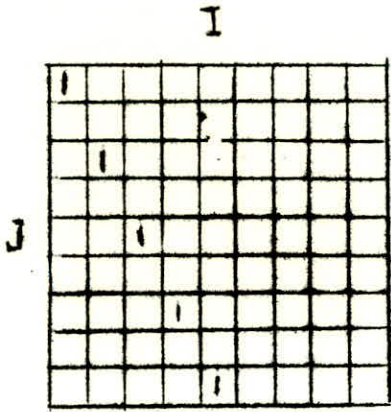


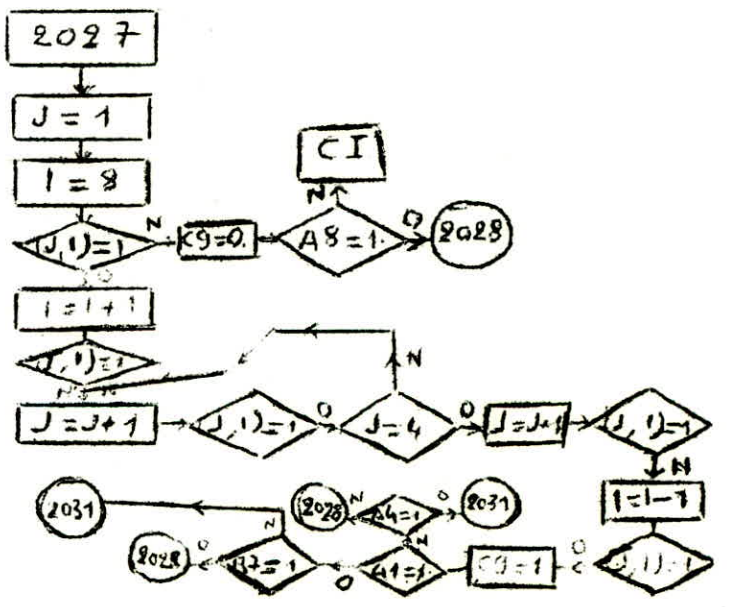
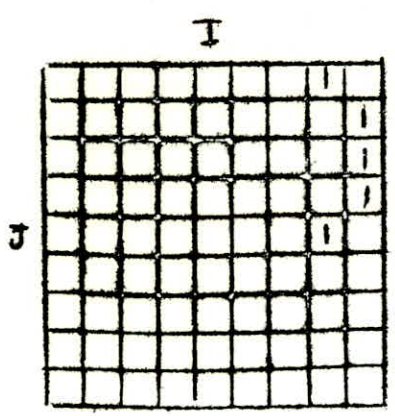
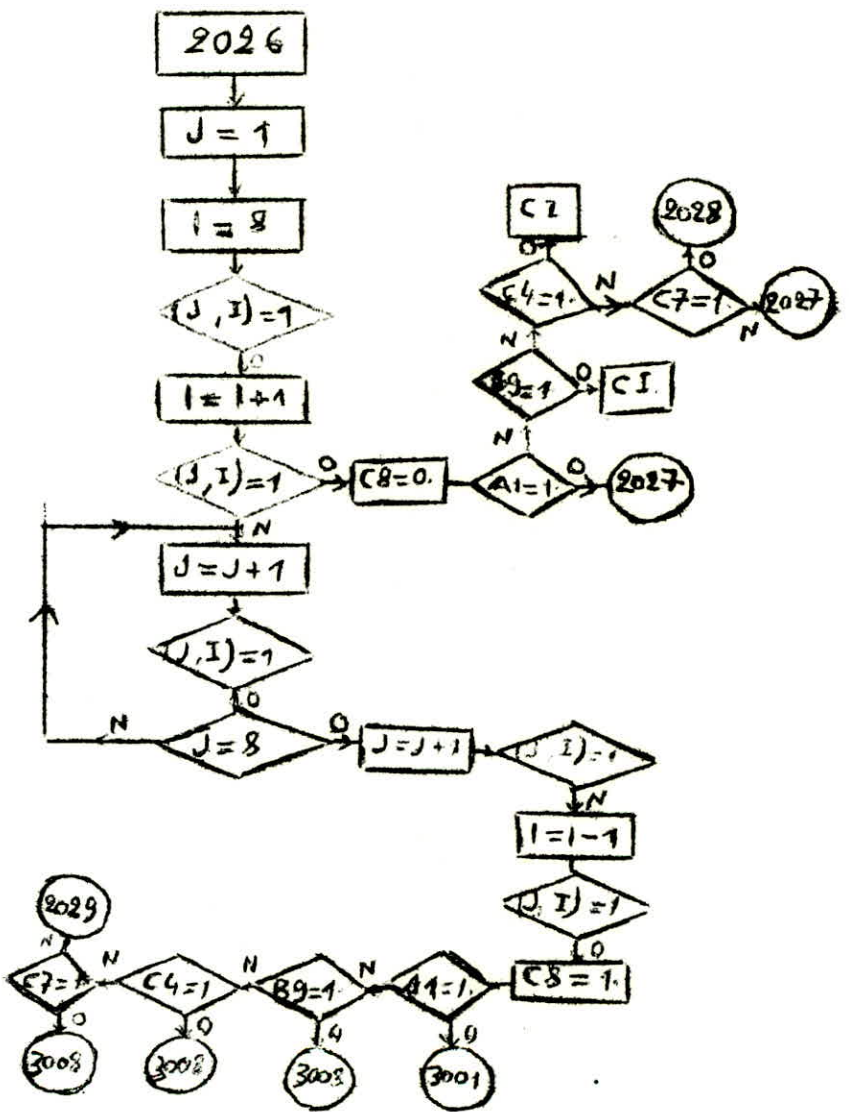
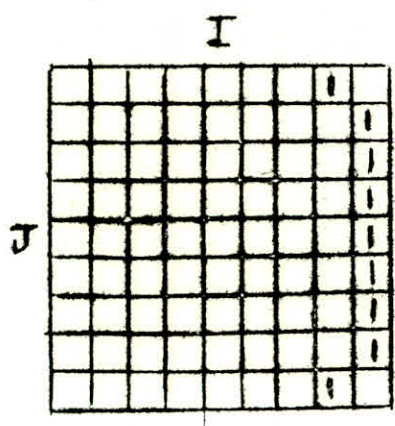


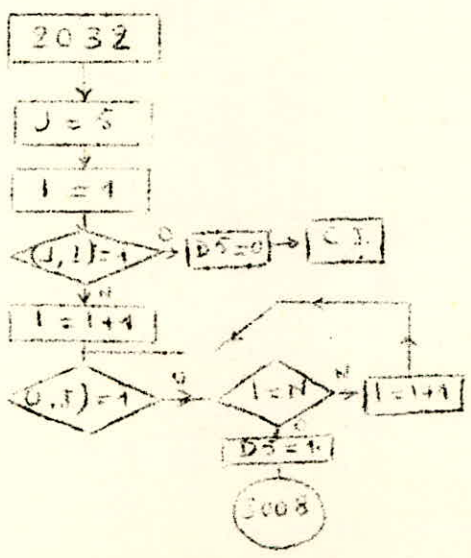
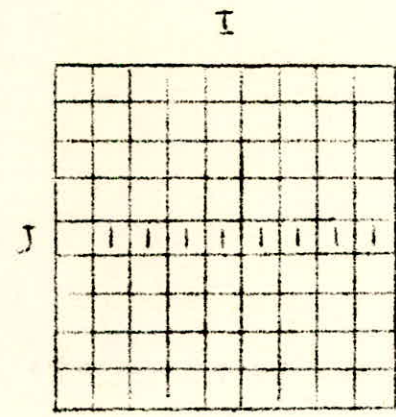
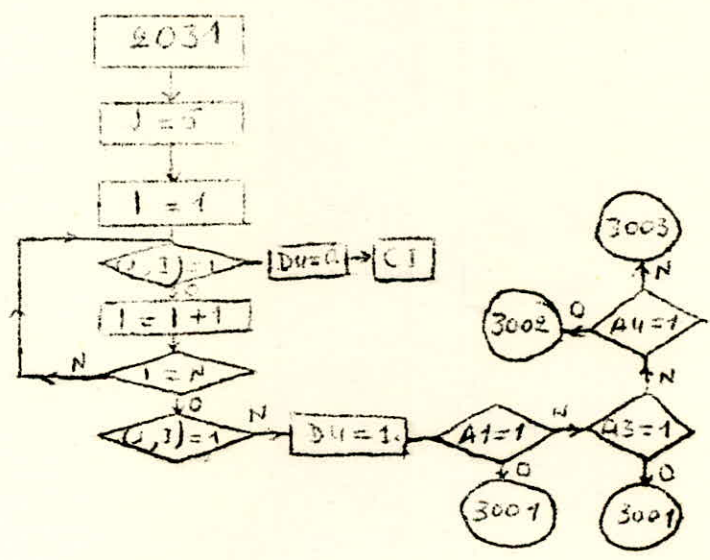
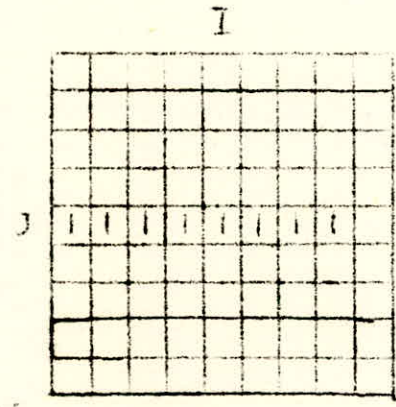
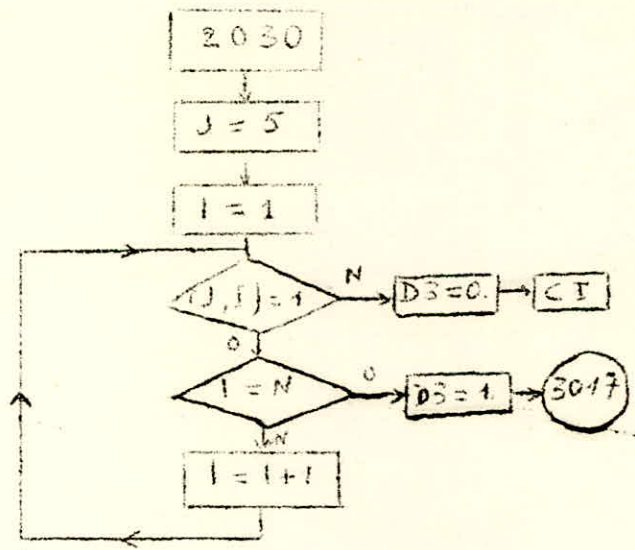
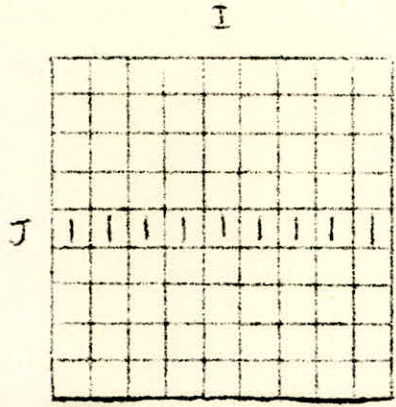


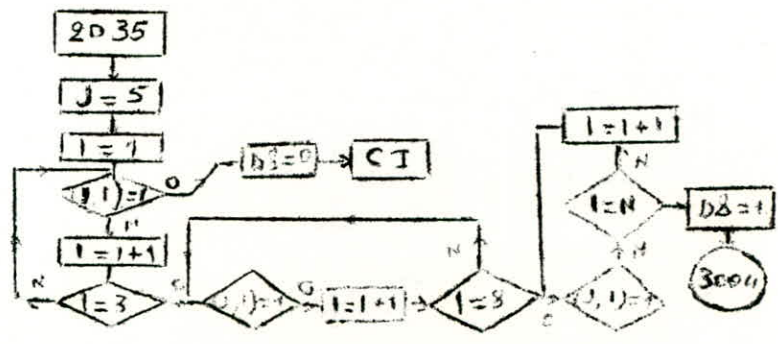
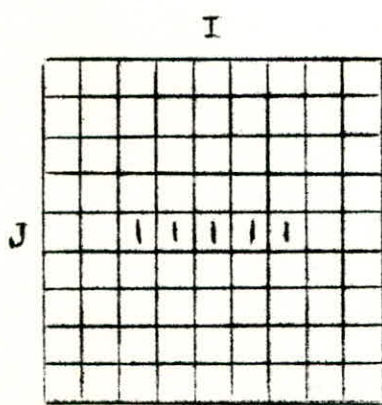
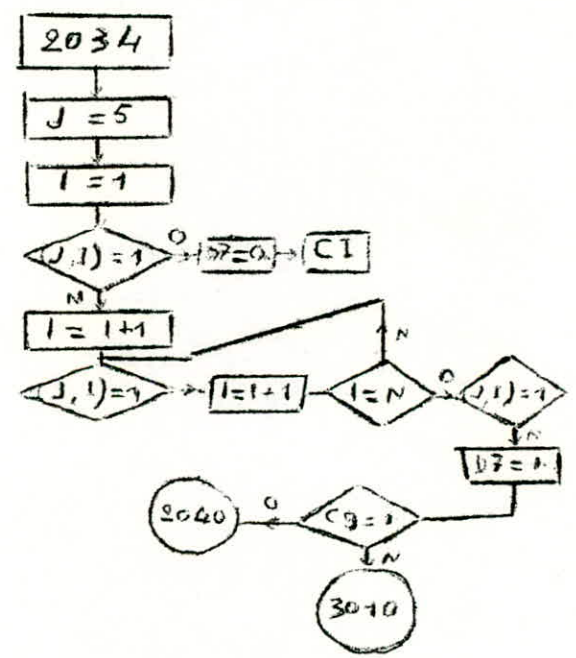
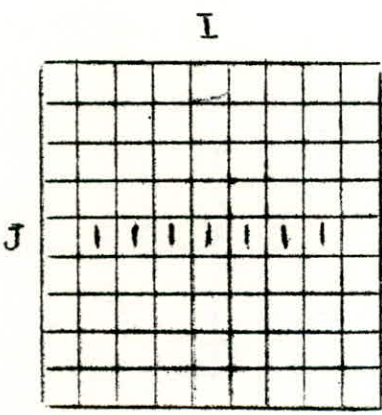
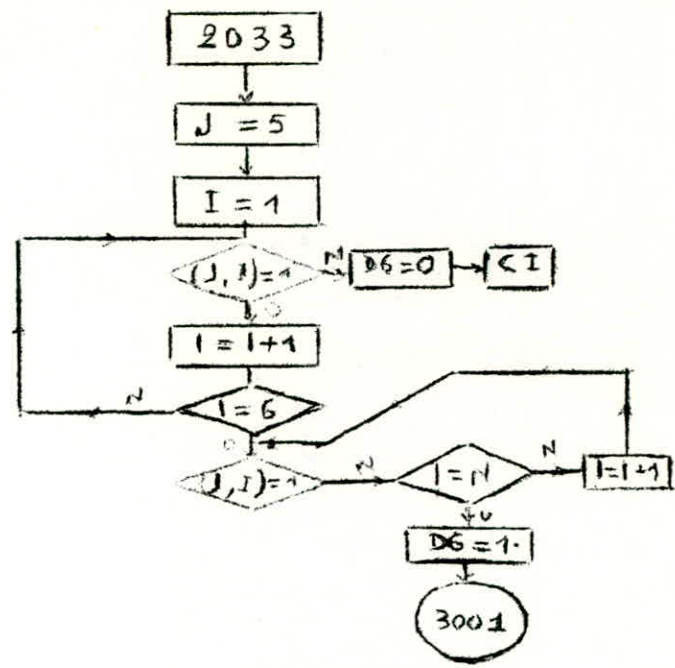
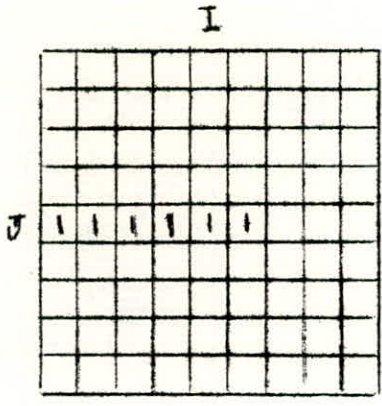


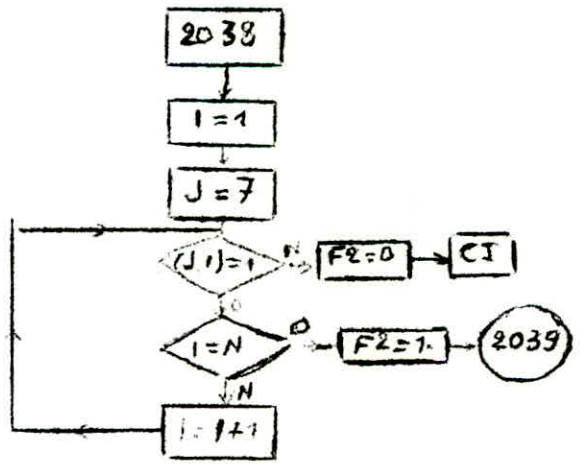
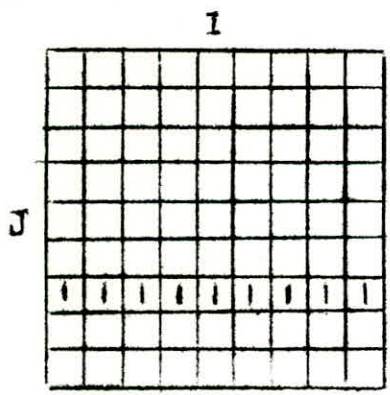
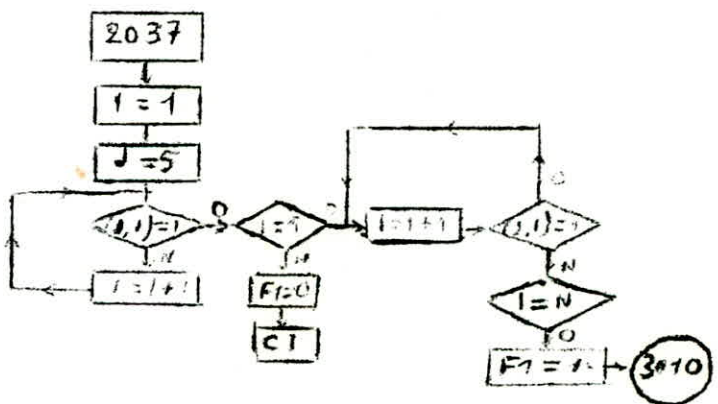
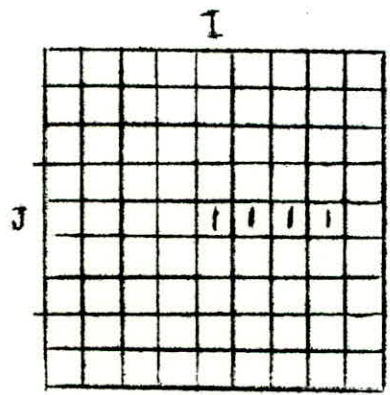
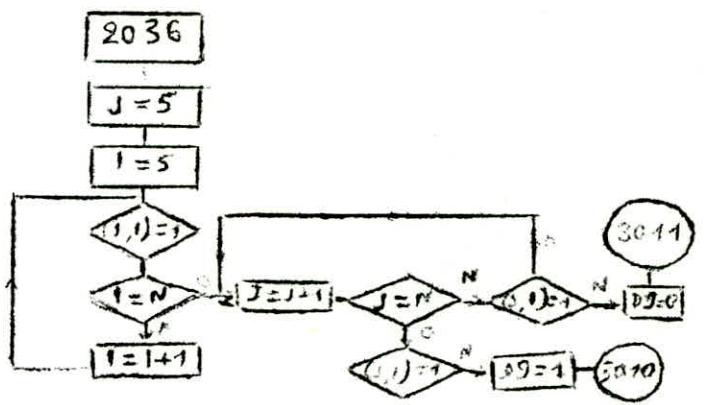
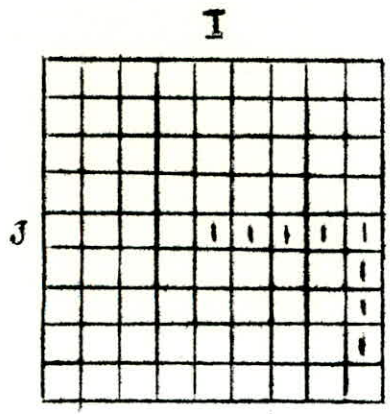


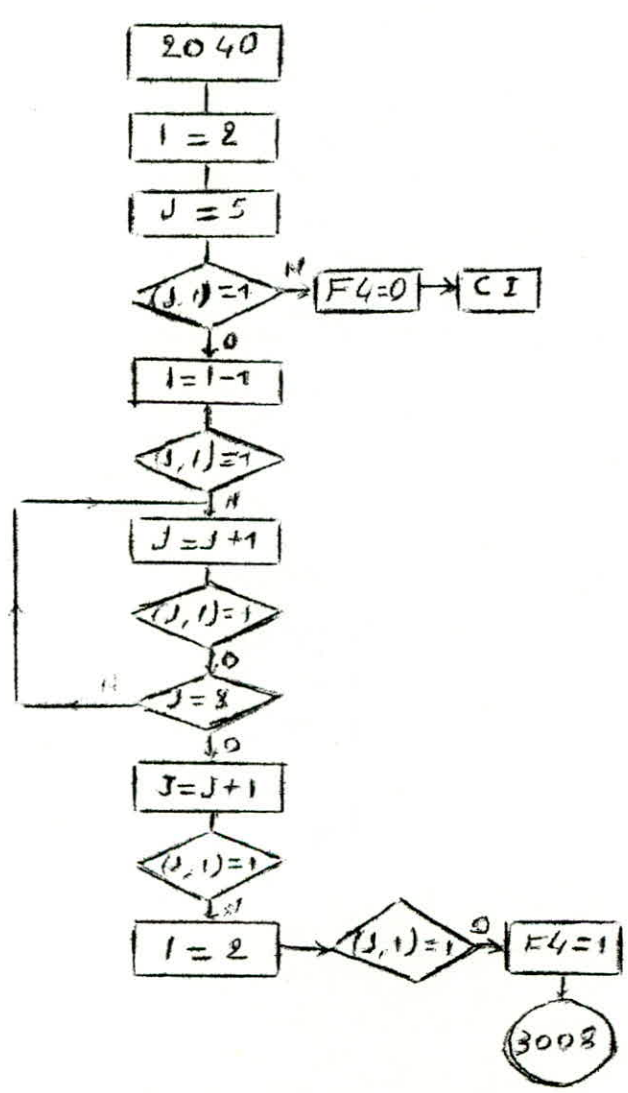
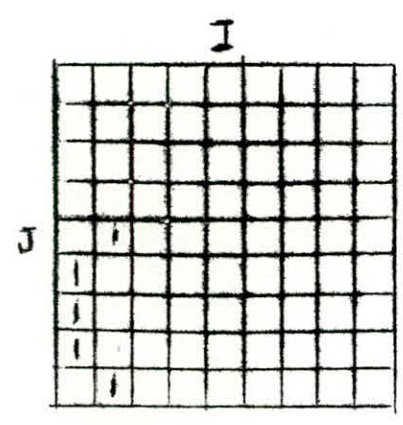
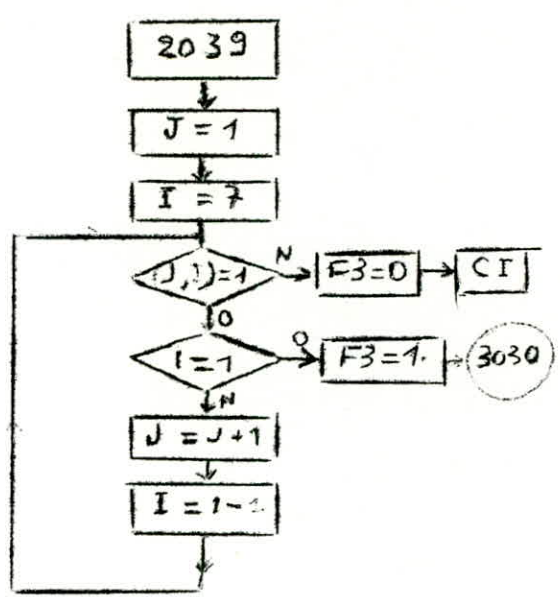
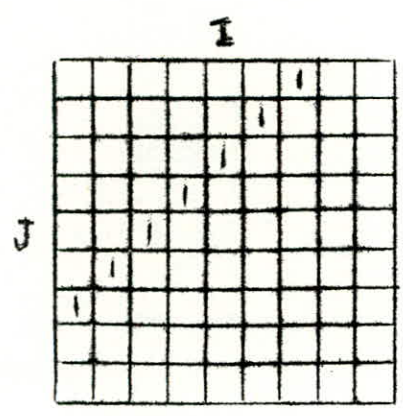




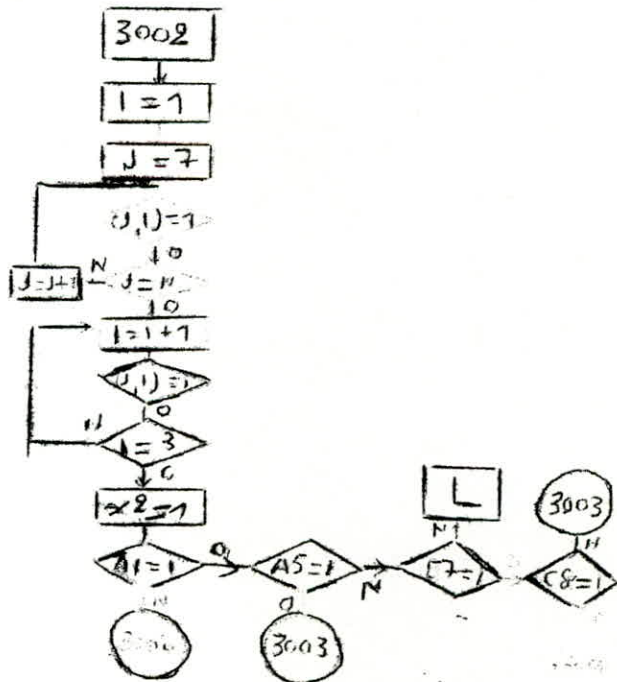
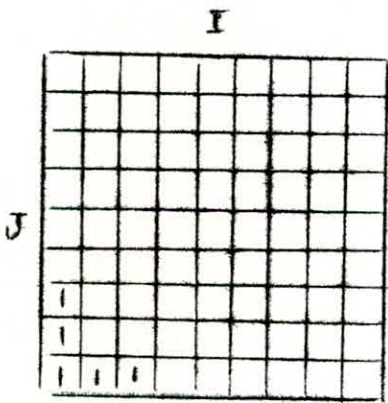
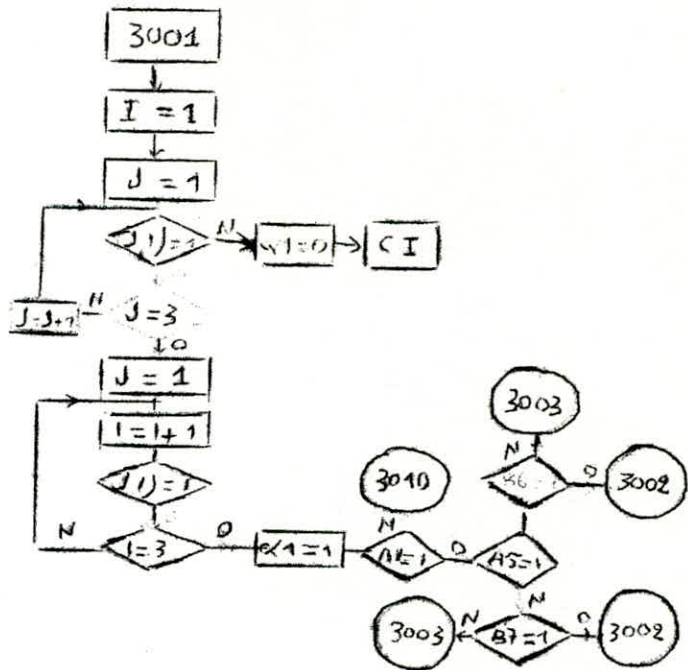
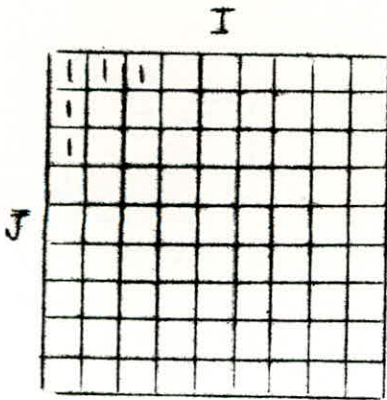


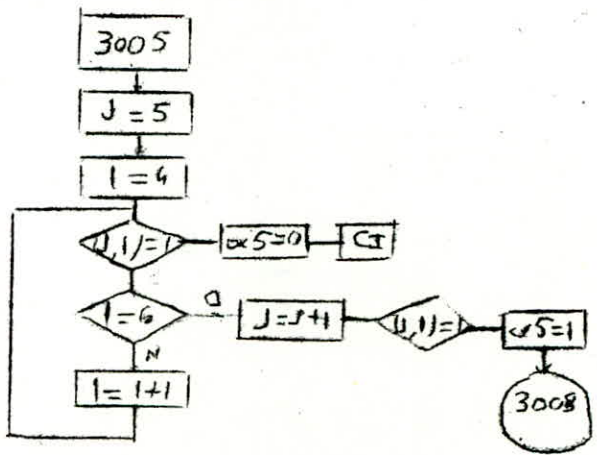
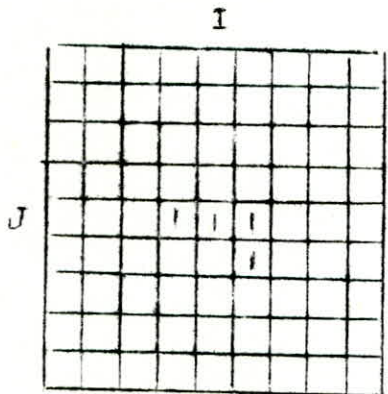
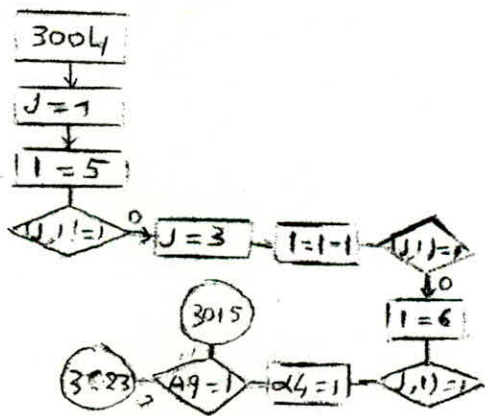
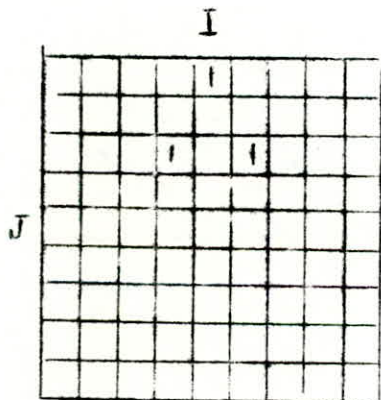
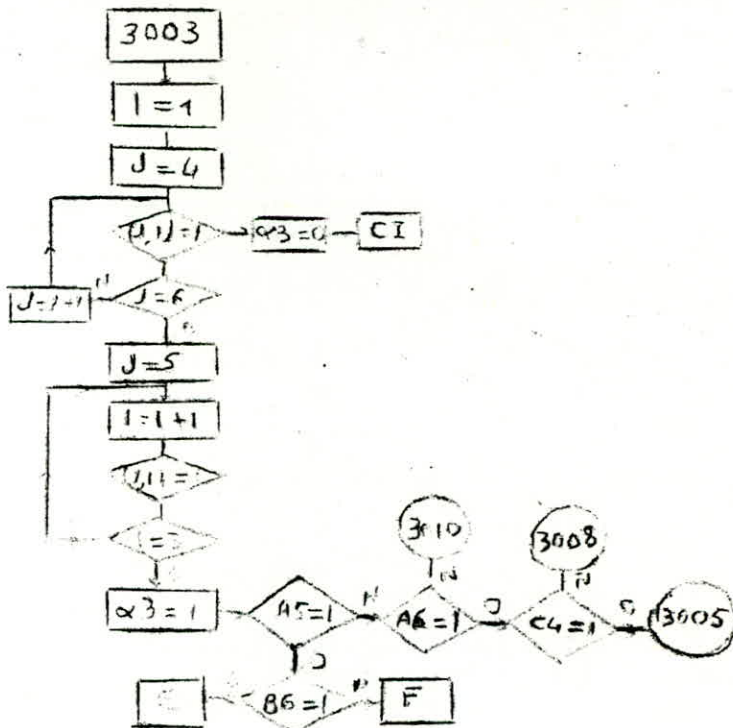
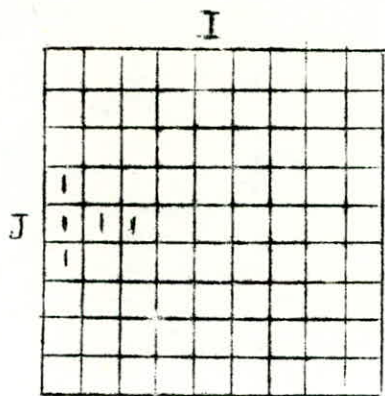


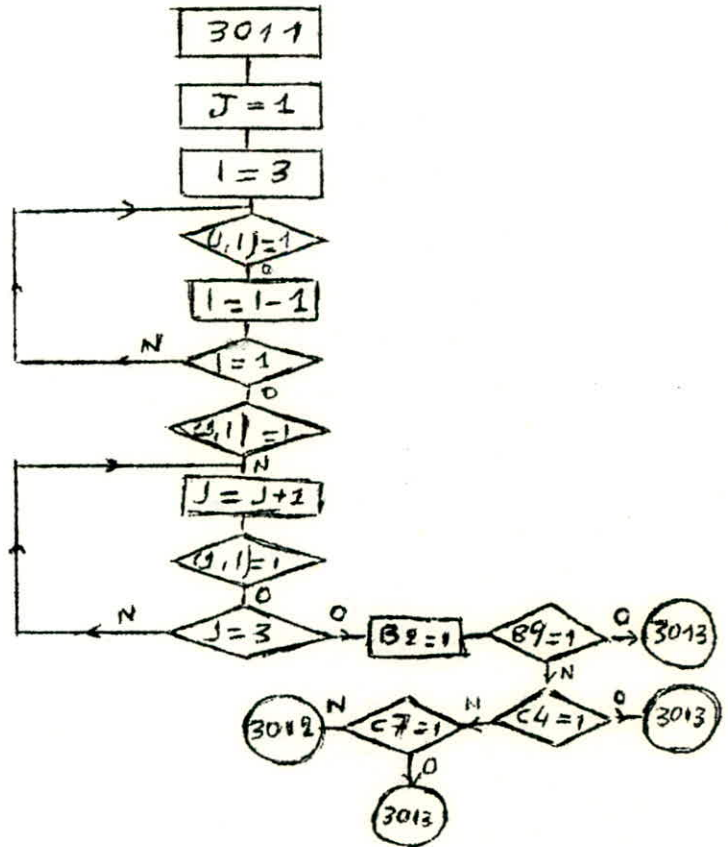
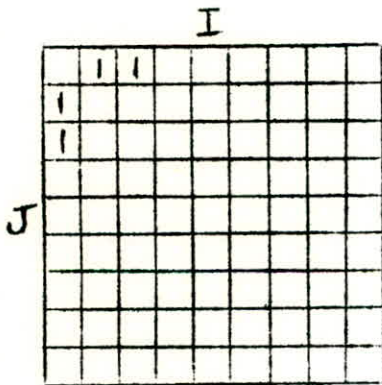
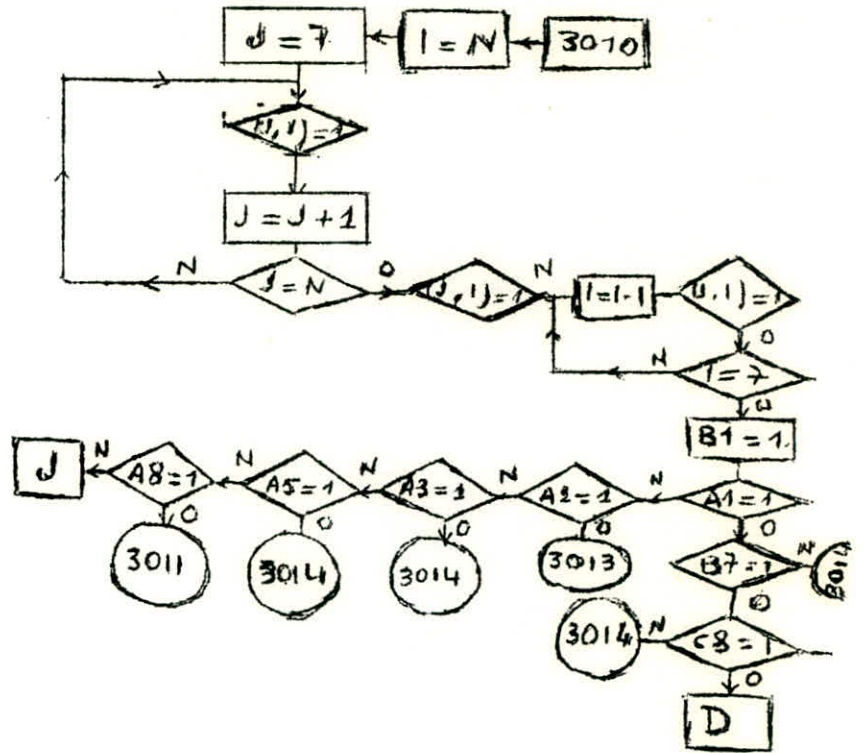
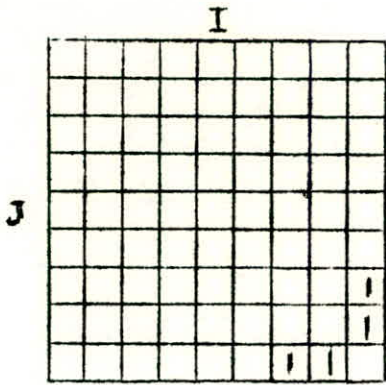


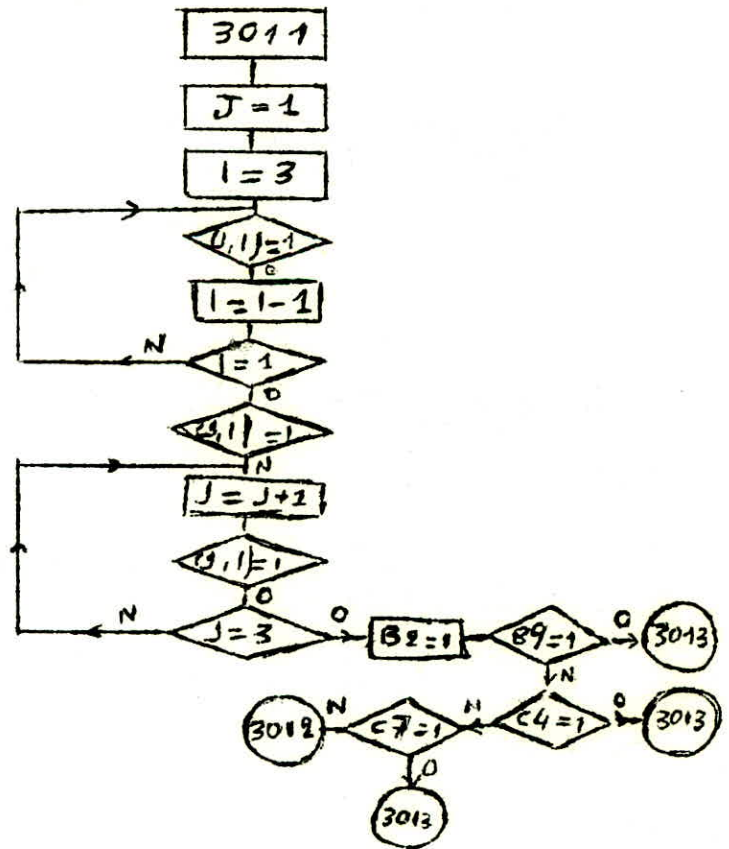
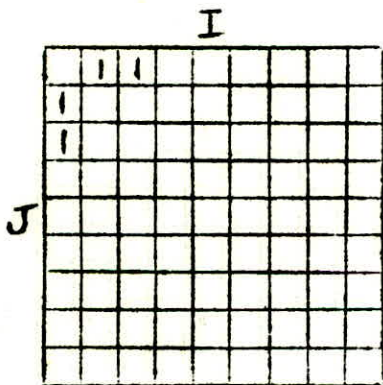
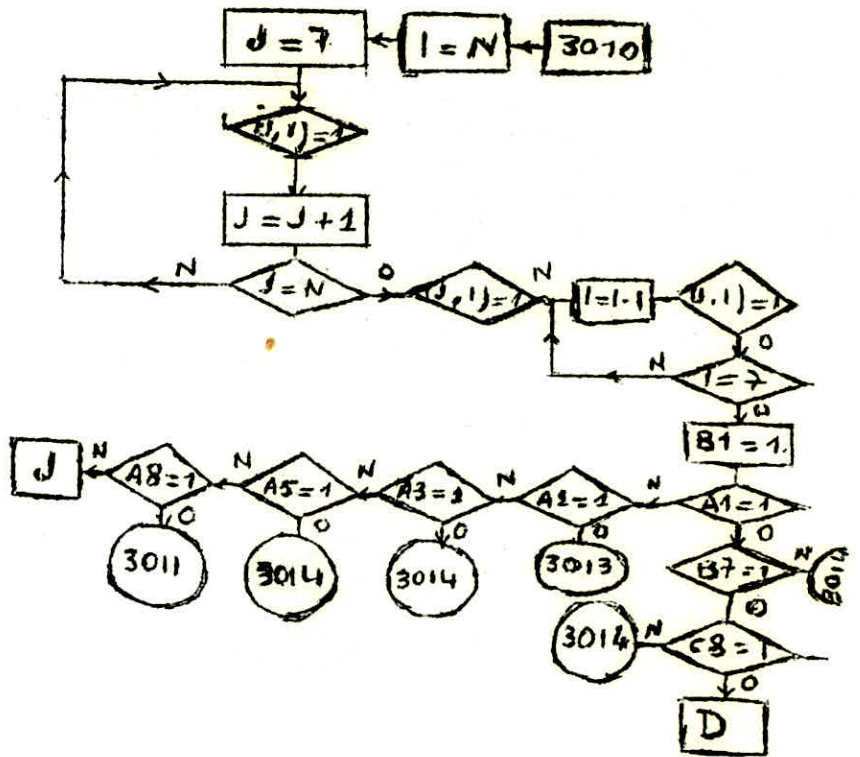
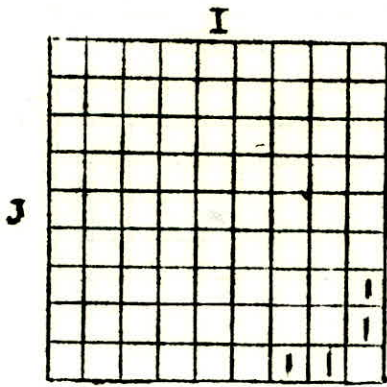


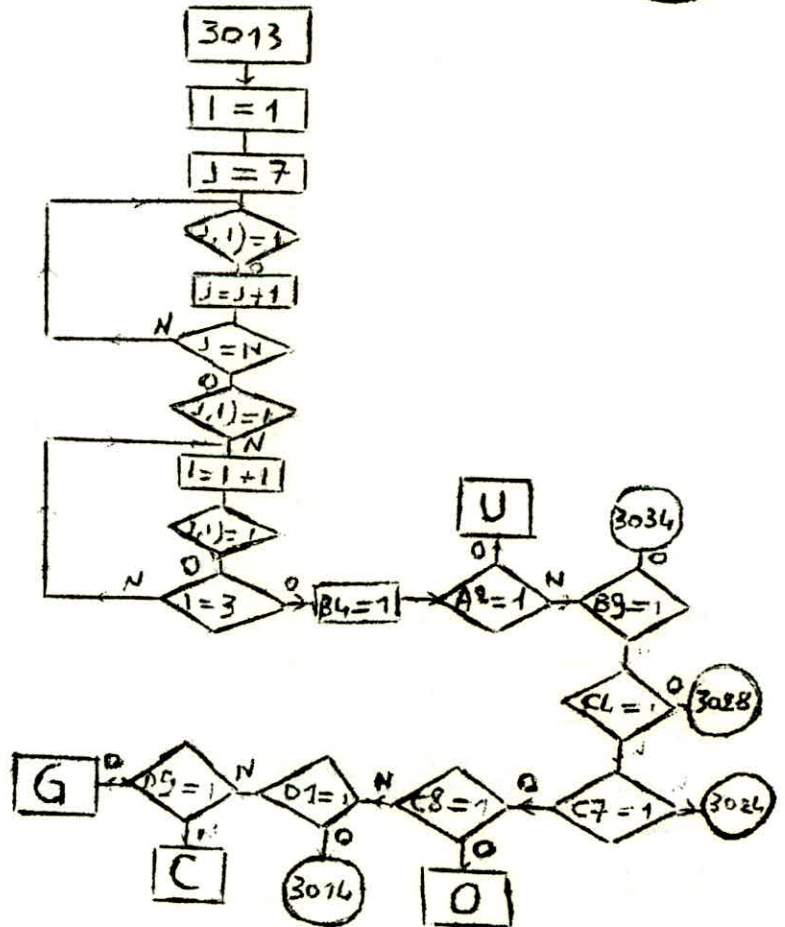
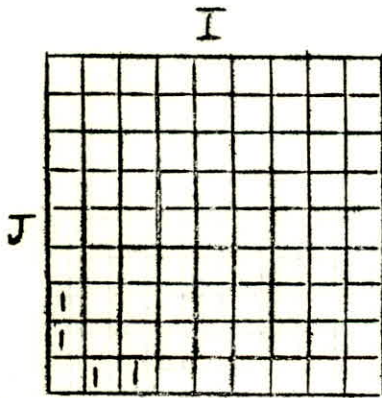
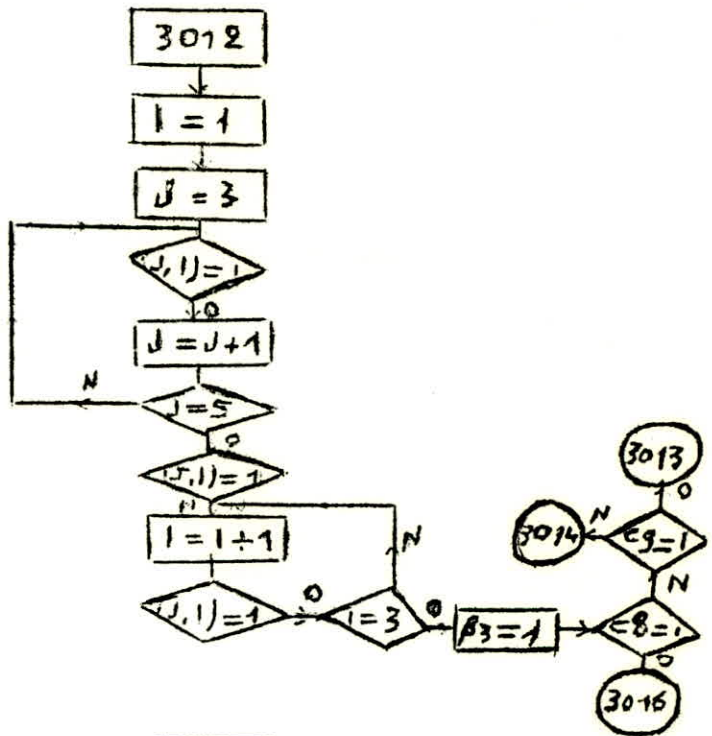
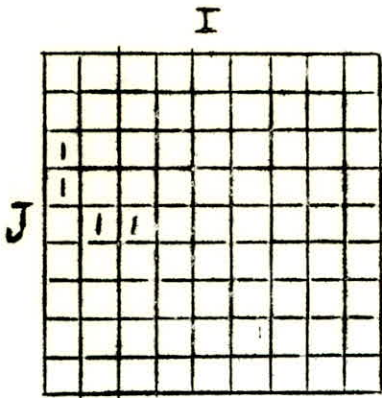
Analyse des Relations

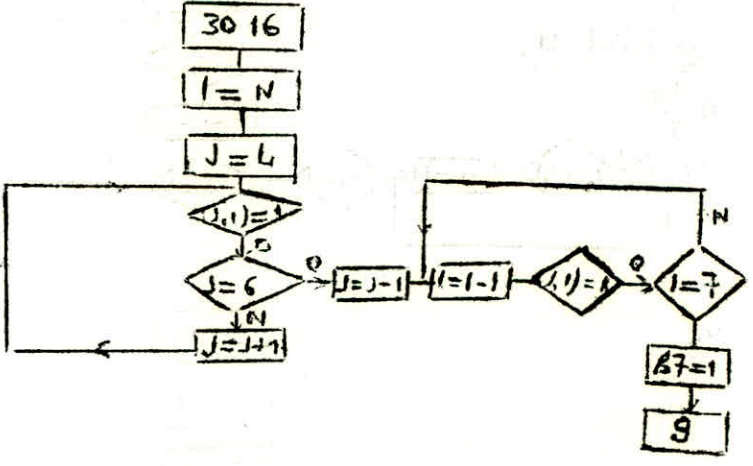
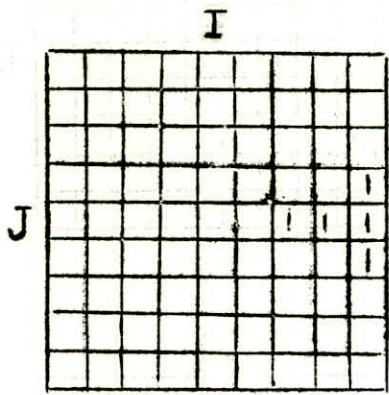
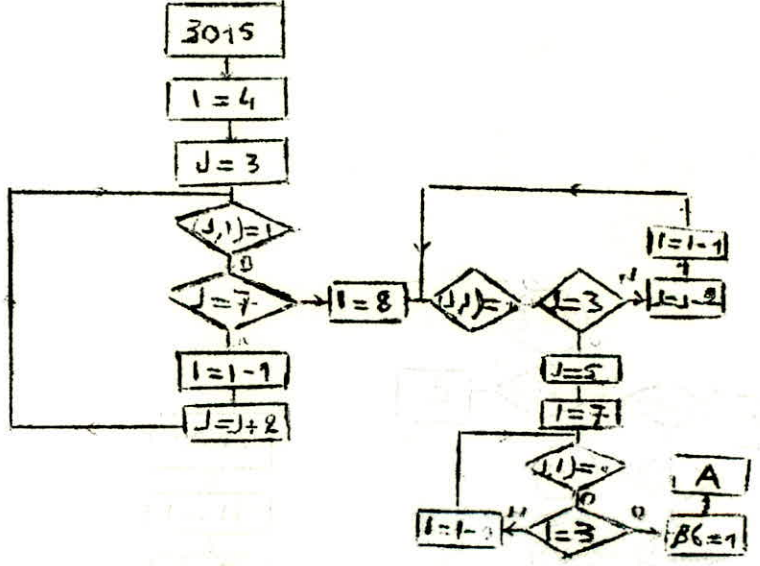
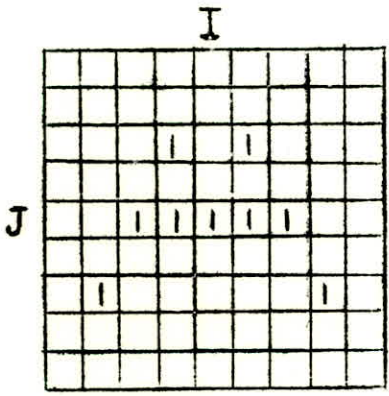
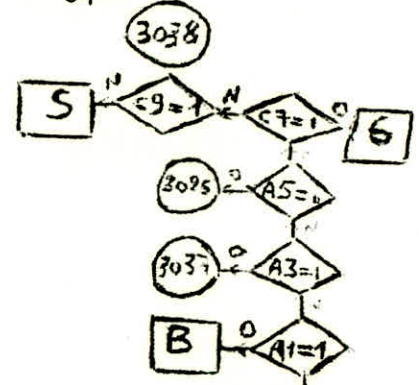
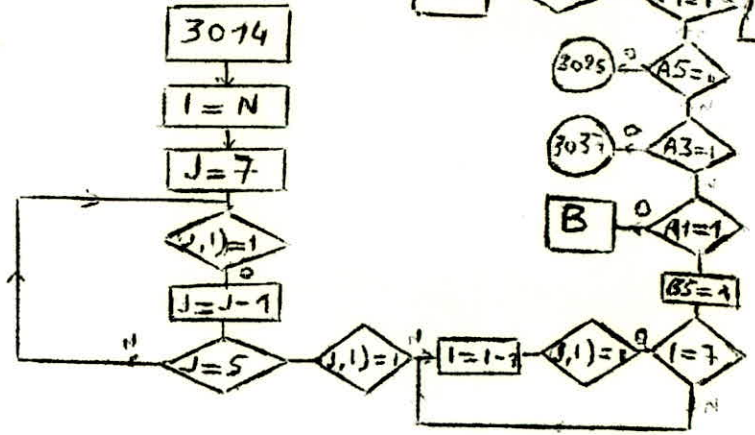
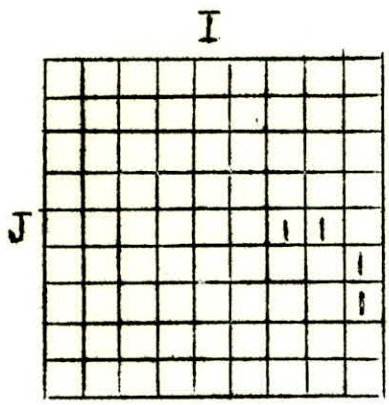


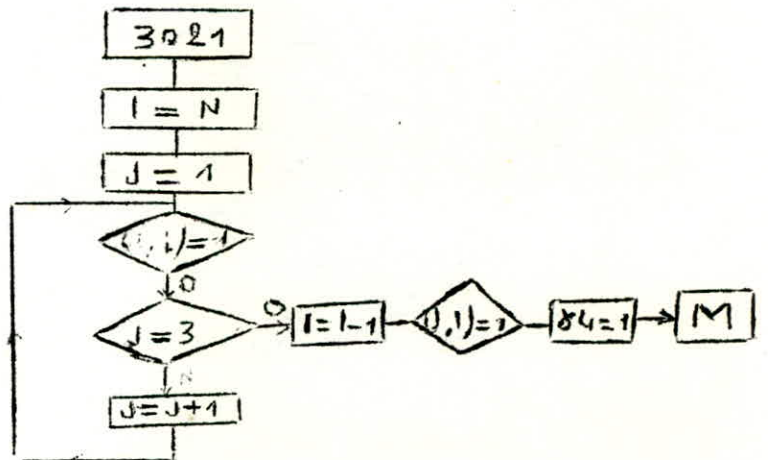
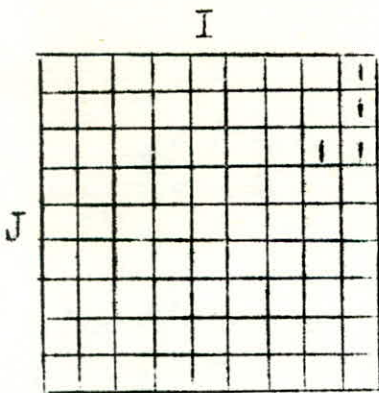
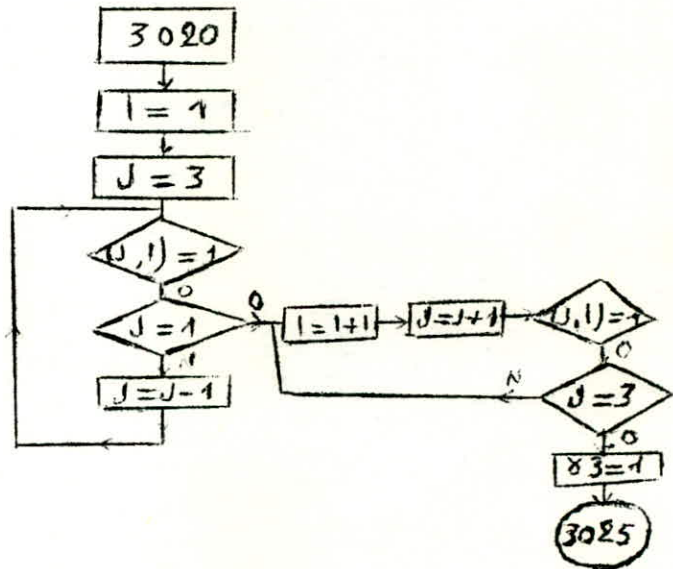
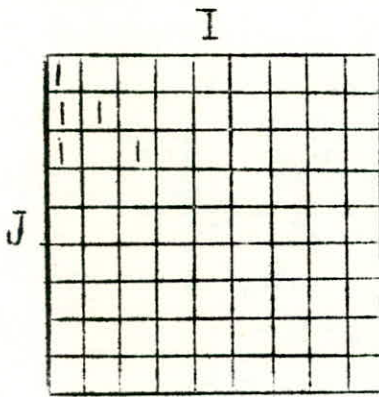
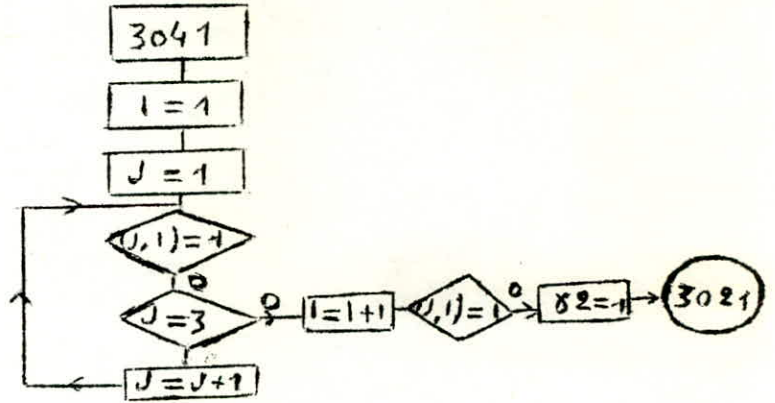
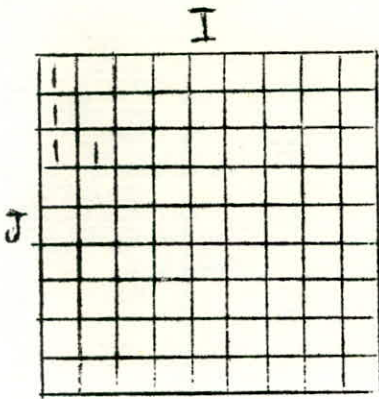


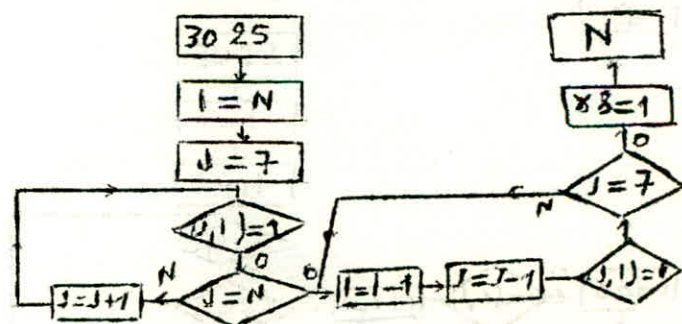
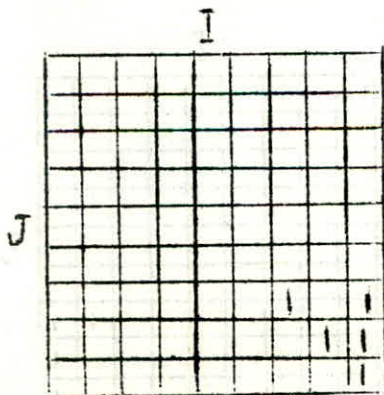
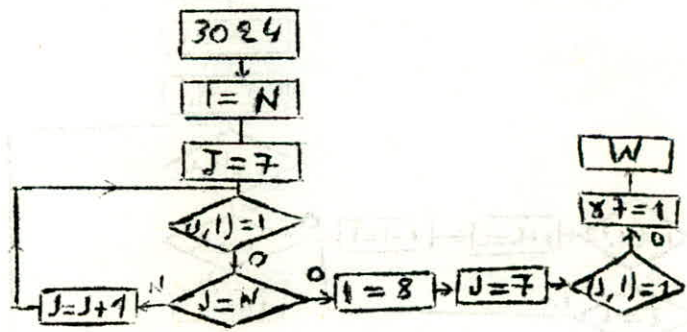
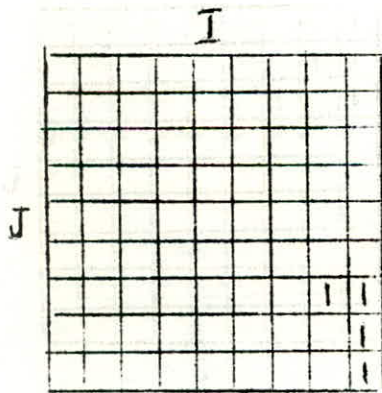
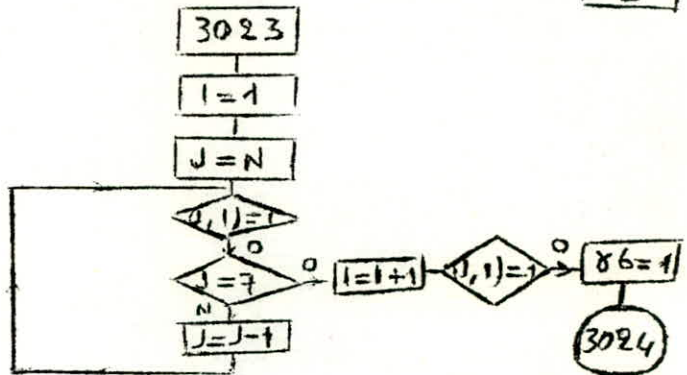
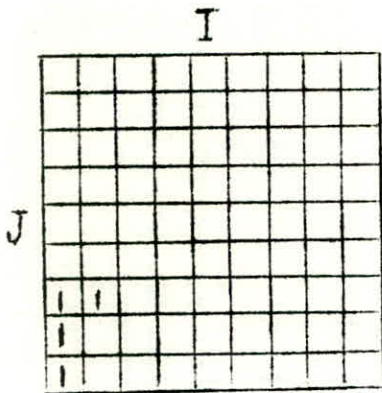
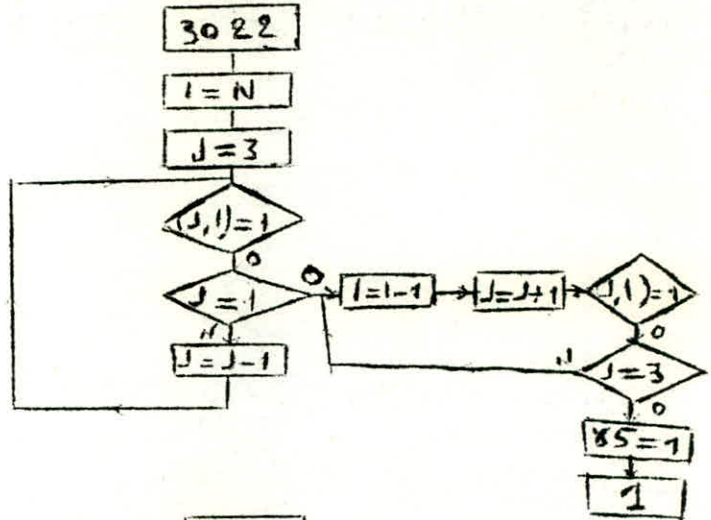
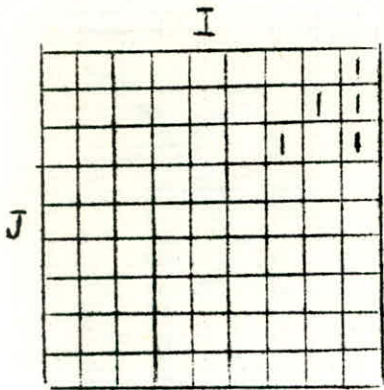


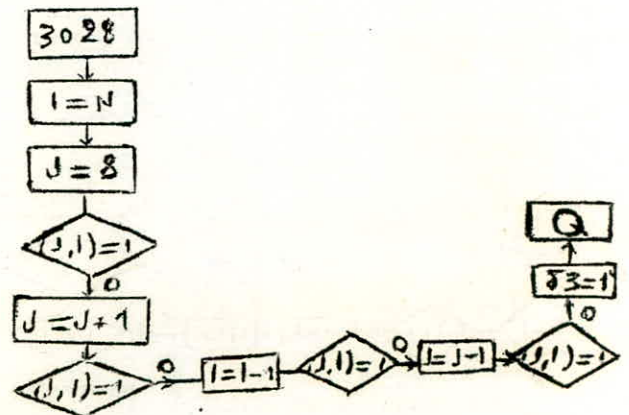
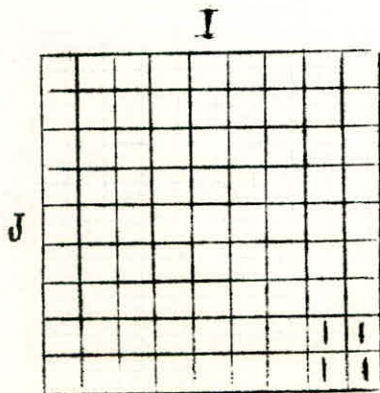
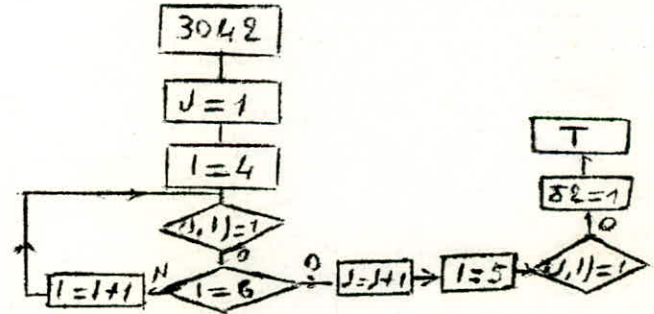
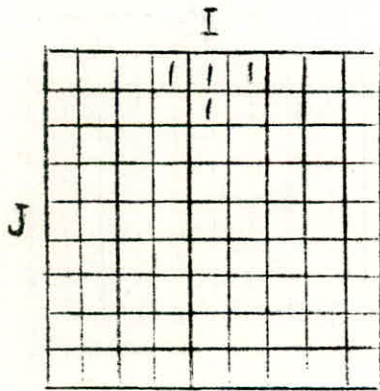
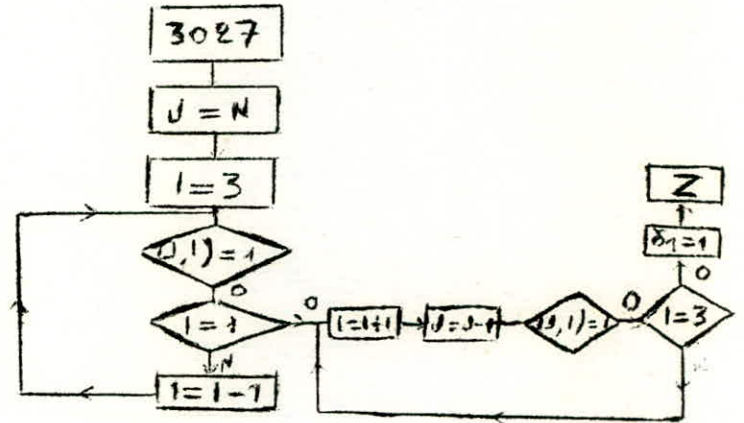
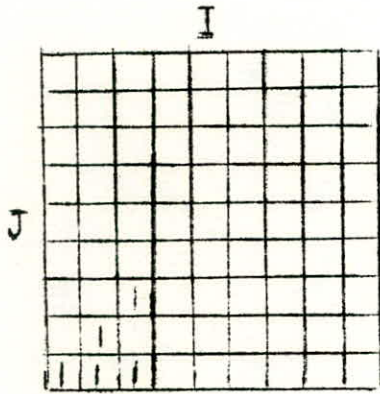
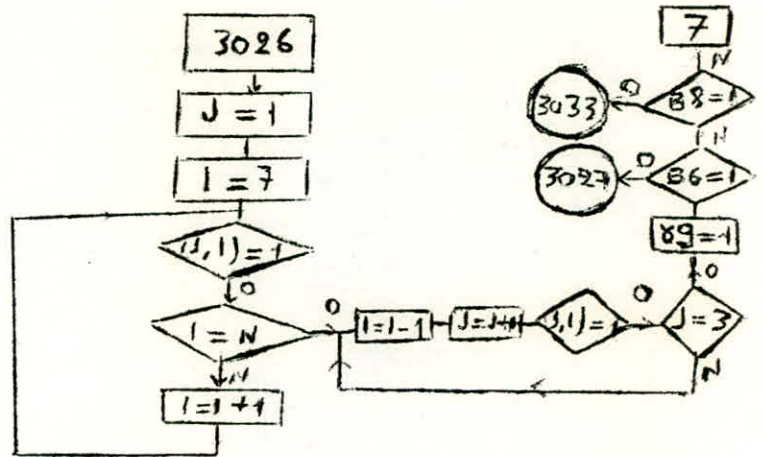
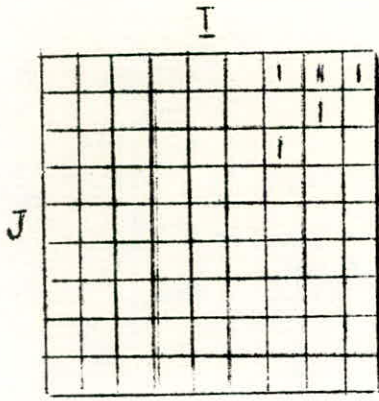


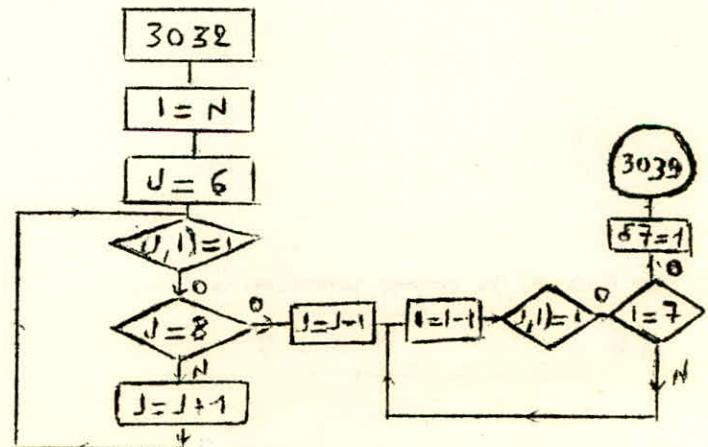
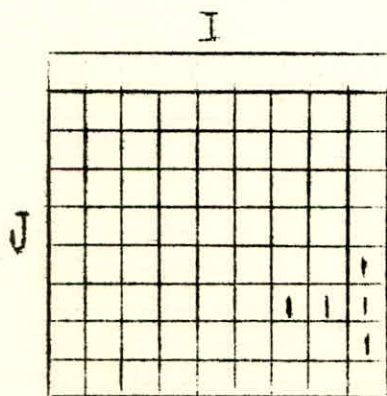
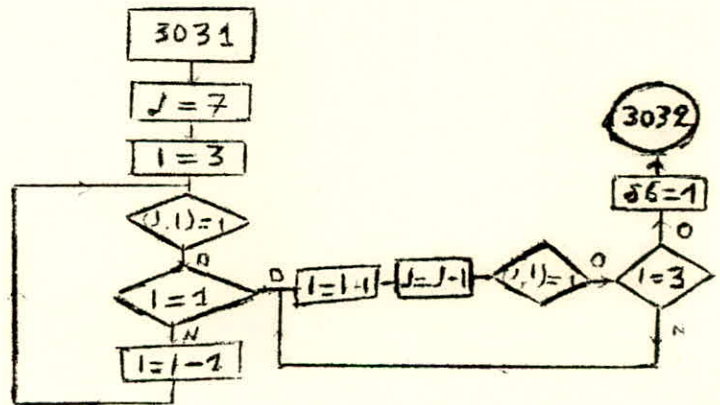
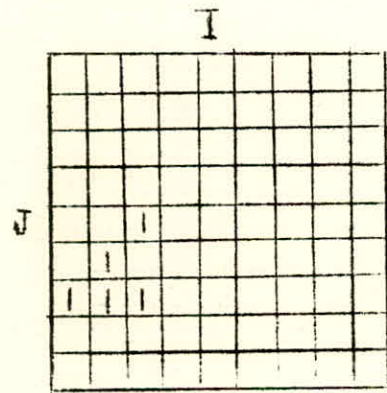
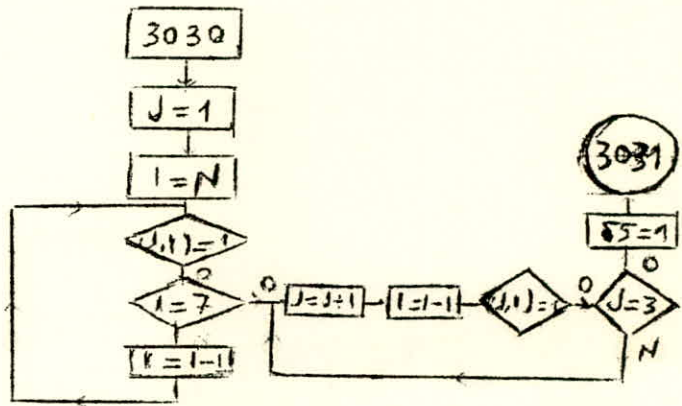
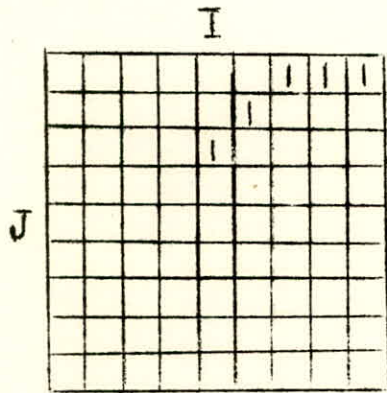
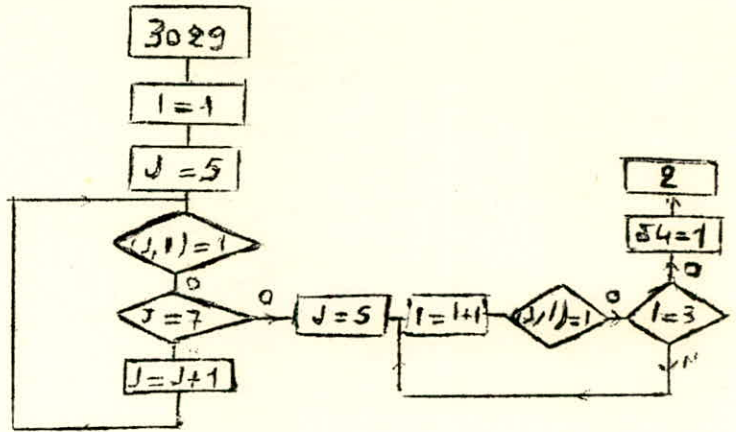
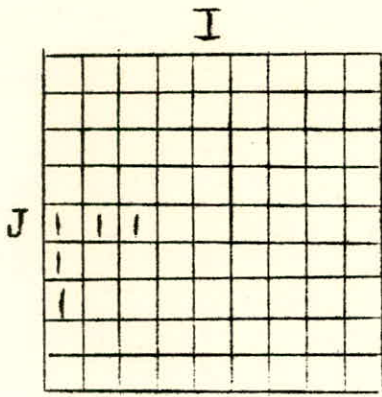


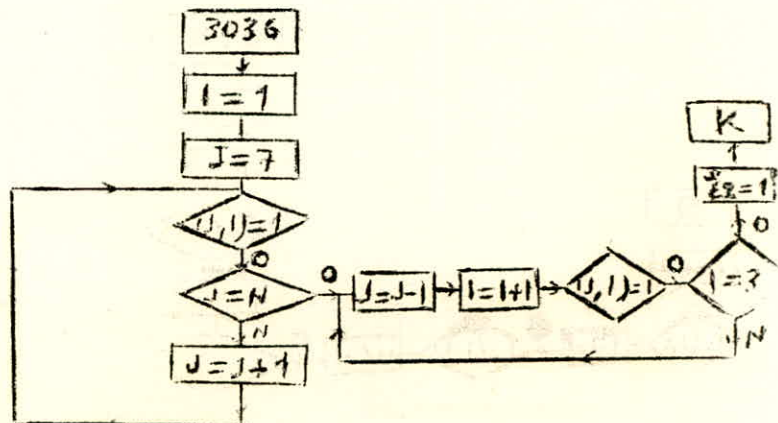
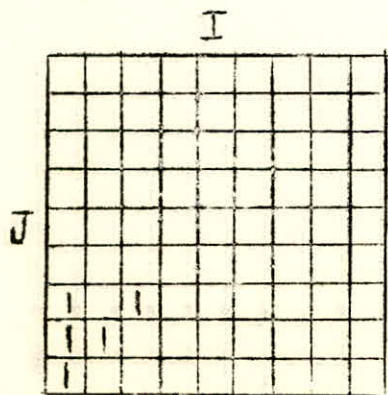
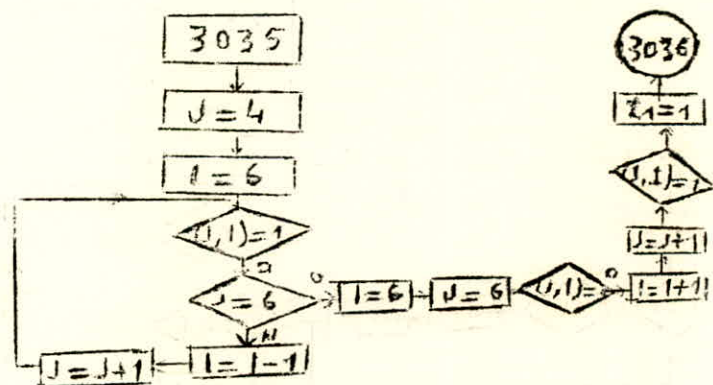
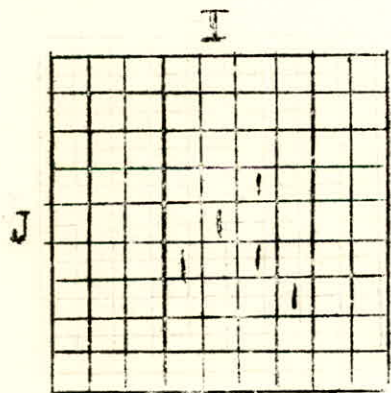
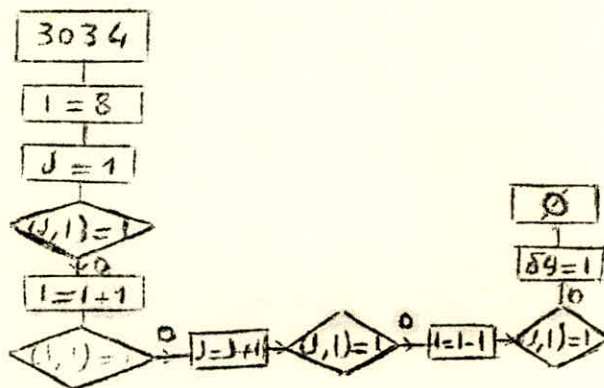
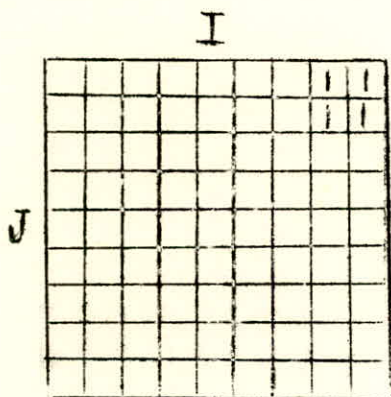
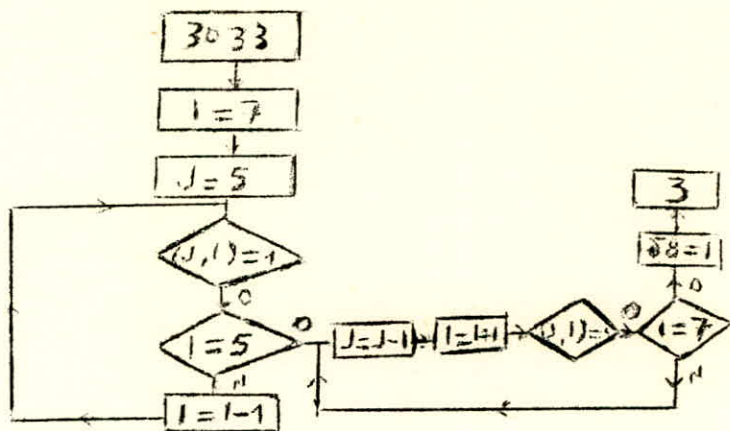
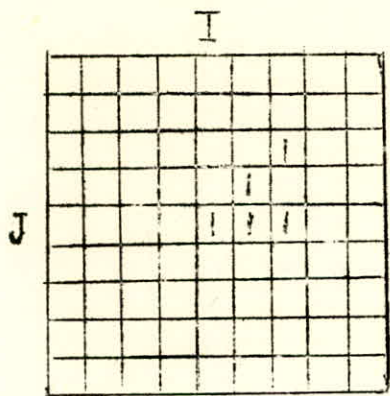








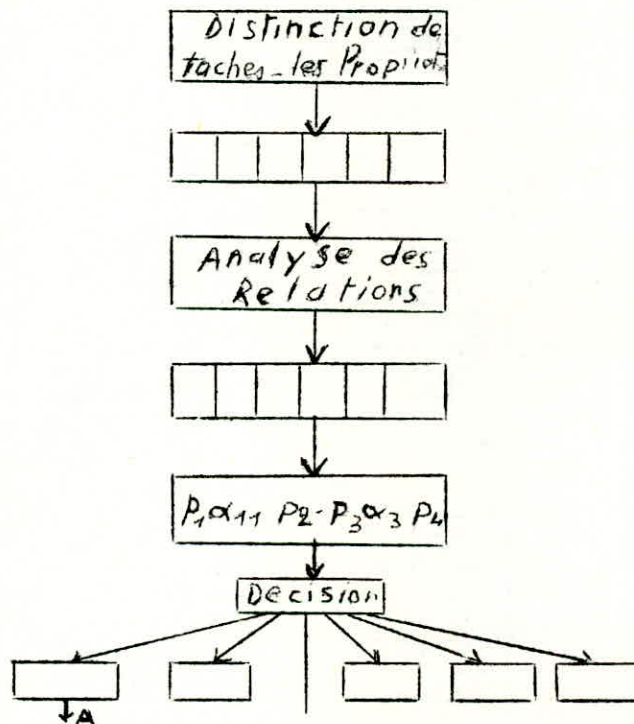




CHAPITRE 5 - ANALYSE SYNTAXIQUE -

I - DEFINITIONS ET PROPRIETES

C'est une methode de reconnaissance des images qui est differente de la première (methode dynamique), et plus longue dans l'exécution du fait qu'on est obligé de tester toutes les propriétés :



On distingue trois phases a, b et c :

a)- Former une pile IPIL(KC), dans laquelle on empile toutes les propriétés retenues et rencontrées dans un ordre fixé à priori.

b)- Comparer les éléments de cette pile, avec les étalons qu'on a construit d'avance; chaque étalon correspond à une image de notre domaine.

c)- Décision:

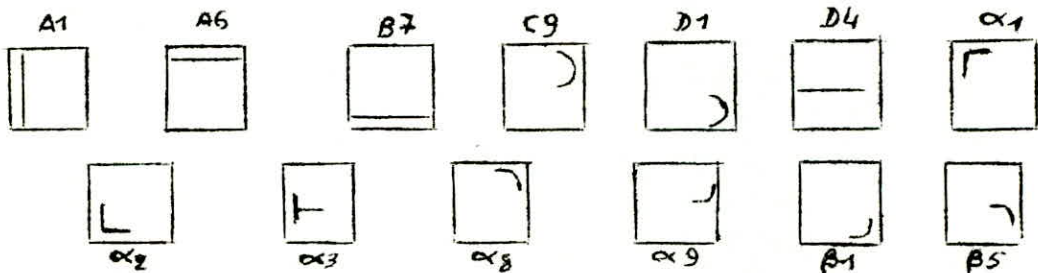
l'étalon qui coincide avec la pile initiale IPIL(KC), nous donne le résultat escompté.

S'il n'y a aucune réponse; "le caractère est inconnu" .

Les étalons consistent en des piles différentes, qui caractérise chacune une image du Domaine considéré... Toutes les propriétés et relations de l'image y sont empilées dans l'ordre de leurs apparitions;

Exemple :

L'étalon de l'image "B" est une pile IPILB(KC) qui contient tous les éléments de "B" ; qui sont :



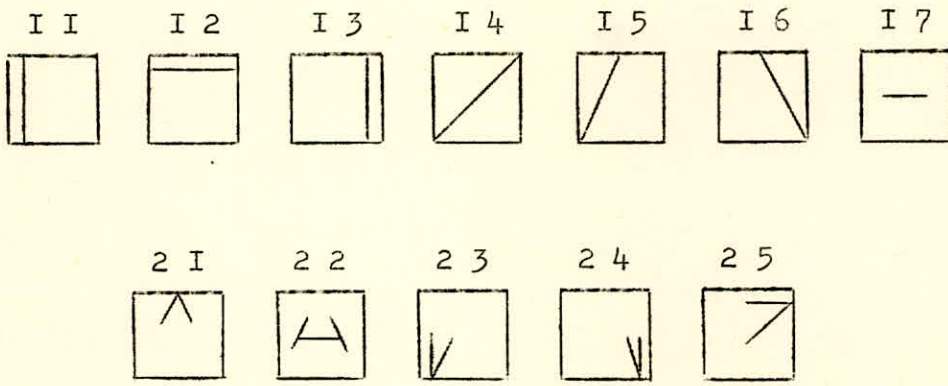
IPILB(KC) est représentée par :

I4	β_5
I3	β_1
I2	α_9
II	α_8
I0	α_3
9	α_2
8	α_1
7	D4
6	D1
5	C9
4	B7
3	A6
2	A1
IPILB(I)	B
0	

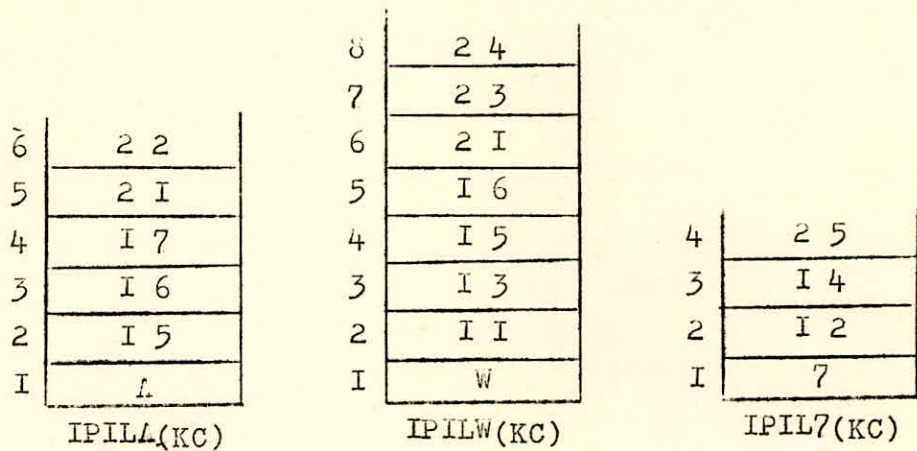
2 - EXAMEN D'UN CAS PRATIQUE

Supposons un domaine constitué de trois images; Λ , W , 7 .
 Notre but est d'appliquer la methode syntaxique pour reconnaitre ces différentes images.

L'ensemble des propriétés (symboles et relations) de ces images sont décrits comme suit :



2-1 - CONSTRUCTION DES ETALONS



Les étalons consistent en des piles; IPILA(KC), IPILW(KC), IPIL7(KC).

L'ordre de remplissage est celui d'apparition des propriétés il est fixé arbitrairement.

Ces étalons seront stockés en mémoire centrale ou sur disque, pour appel et comparaison avec un autre étalon IPIL(KC); qui décrit l'image qu'on veut lire .

2-2 - PROGRAMMATION

Pour illustrer cette théorie, on va écrire un programme qui reconnaitra les trois caractères (cités comme exemple): A, W et 7 appartenant au domaine initiale.

On décrit l'image à reconnaître, dans une matrice MU(J,I) à N dimensions, dans notre cas N=9 .

C

ANALYSE SYNTAXIQUE

```

DIMENSION IPIL(8), IPILA(8), IPILW(8), IPIL7(8), MU( )
N=9
LECT=2
IMR=3
READ(LECT,801)(IPILA(NA),NA=2,8),(IPILW(JP),JP=2,8),(IPIL7(IM
I,IM=2,8)
801  FORMAT(IX,2112)
      READ(LECT,7002) A,W,7
7002  FORMAT(IX,3A1)
1070  READ(LECT,601)(MU(J,I),J=I,N),I=I,N)
601   FORMAT(IX,(79H))
      KC=1
      I=1
      DO 10 J=I,N
      IF(MU(J,I)-I)2001,10,2001
10    CONTINUE
      KC=KC+1
      IPIL(KC)=II
2001  J=I
      DO 11 I=I,N
      IF(MU(J,I)-I)2002,11,2002
11    CONTINUE
      KC=KC+1
      IPIL(KC)=I2

```

```
2002  I=N
      DO I2 J=I,N
      IF(MU(J,I)-I)2016,I2,2016
I2    CONTINUE
      KC=KC+I
      IPIL(KC)=I3
2016  I=N
      DO 99 J=I,N
      IF(MU(J,I)-I)2003,99,2003
99    I=I-I
      KC=KC+I
      IPIL(KC)=I4
2003  I=5
      DO I3 J=I,N,2
      IF(MU(J,I)-I)2004,I4,2004
I4    I=I-I
I3    CONTINUE
      KC=KC+I
      IPIL(KC)=I5
2004  I=5
      DO I5 J=I,N,2
      IF(MU(J,I)-I)2005,I6,2005
I6    I=I+I
I5    CONTINUE
      KC=KC+I
      IPIL(KC)=I6
2005  J=5
      DO I7 I=3,7
      IF(MU(J,I)-I)2006,I7,2006
I7    CONTINUE
      KC=KC+I
      IPIL(KC)=I7
2006  J=I
      DO I9 I=5,6
      IF(MU(J,I)-I)2007,I9,2007
I9    J=J+2
      I=4
      J=3
      IF(MU(J,I)-I)2007,20,2007
```

```
20    KC=KC+I
      IPIL(KC)=2I
2007  I=4
      DO 2I J=3,7,2
      IF(MU(J,I)-I)2008,22,2008
22    I=I-I
2I    CONTINUE
      J=5
      DO 23 I=3,7
      IF(MU(J,I)-I)2008,23,2008
23    CONTINUE
      I=6
      DO 24 J=3,7,2
      IF(MU(J,I)-I)2008,25,2008
25    I=I+I
24    CONTINUE
      KC=KC+I
      IPIL(KC)=22
2008  I=I
      DO 26 J=7,9
      IF(MU(J,I)-I)2009,26,2009
26    CONTINUE
      I=I+I
      J=7
      IF(MU(J,I)-I)2009,27,2009
27    KC=KC+I
      IPIL(KC)=23
2009  I=I
      DO 28 J=7,9
      IF(MU(J,I)-I)2010,28,2010
28    CONTINUE
      I=I-I
      J=7
      IF(MU(J,I)-I)2010,29,2010
29    KC=KC+I
      IPIL(KC)=24
2010  J=I
      DO 30 I=7,9
```

```
IF(MU(J,I)-I)2011,30,2011
30 CONTINUE
I=8
DO 31 J=2,3
IF(MU(J,I)-I)2011,32,2011
32 I=I-I
31 CONTINUE
KC=KC+I
IPIL(KC)=25
2011 DO 33 KC=2,6
NL=KC
IF(IPIL(KC)-IPIL(NL))2012,33,2012
33 CONTINUE
WRITE(IMPR,500) L
500 FORMAT(20x,LI)
GO TO 2014
2012 DO 34 KC=2,8
JP=KC
IF(IPIL(KC)-IPIL(JP))2013,34,2013
34 CONTINUE
WRITE(IMPR,501) W
501 FORMAT(20x,LI)
GO TO 1070
2013 DO 35 KC=2,4
IM=KC
IF(IPIL(KC)-IPIL(IM))2015,35,2015
35 CONTINUE
WRITE(IMPR,502) I7
502 FORMAT(20x,LI)
GO TO 1070
2015 WRITE(IMPR,503)
503 FORMAT(20x,I9CHARACTERS ILLISIBLE)
2014 CALL EXIT
END
```

// XEQ

W
7
L

CHAPITRE 6 - AUTRE METHODE DYNAMIQUE ET SEQUENTIELLE

I - DEFINITIONS

Cette methode est différente de la première, du point de vue propriétés.

L'analyse d'un caractère se fait ligne par ligne . Et les propriétés décrivent la disposition des unités "I" sur une ligne :

- Unité célibataire : I
- Unités espacées : I U U I
- Unités adjacentes : III

Cette methode est plus souple que la première. En effet elle permet de reconnaître les images même déformées.

Ici les propriétés sont qualitatives.

Nous allons décrire le principe avec quelques exemples ensuite on écrira un algorithme général.

2 - PRINCIPE

Nous allons utiliser deux sortes de variables : KI et KXI qui désignent respectivement, le nombre d'unités espacées et adjacentes sur une ligne donnée .

Première ligne I=i

Recherche du nombre K d'unités sur cette ligne .

Stocker au fur et à mesure les numéros des colonnes correspondantes dans les JI(K) (tableaux dimensionnés) .

KI=K ----- pour les unités espacées, exemple: U, V, Y, W, N, M, X, I .

KXI=K ---- pour les unités adjacentes, exemple : D, 

C, 

O, 

B, 

Si $K=0$ pour tous les I ($I=1, I_{max}$) ---- VIDE .

Pour les autres lignes $I=2, I_{max}$ --- on utilise $K2, KX2$ et $J2(K)$.

Et avant chaque incrémentation de I ($I=I+1$), on transfère les $J2(K)$ dans les $J1(K)$ et $K2$ dans $K1$.

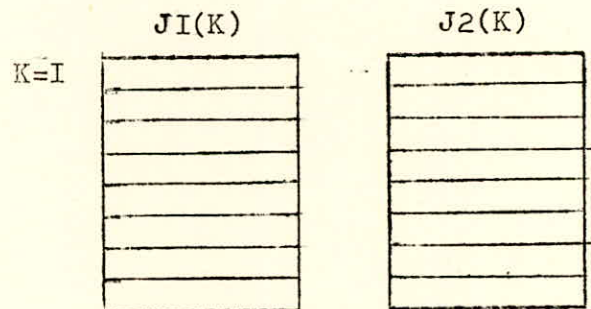
Puis on augmente I ($I+1$), on recharge $K2$ et les $J2(K)$ à nouveau .

Cela nous permet d'utiliser uniquement deux tables $J1(K)$ et $J2(K)$, on donne arbitrairement $K=1, 20$,

pendant toute la lecture du caractère $MU(I, J)$.

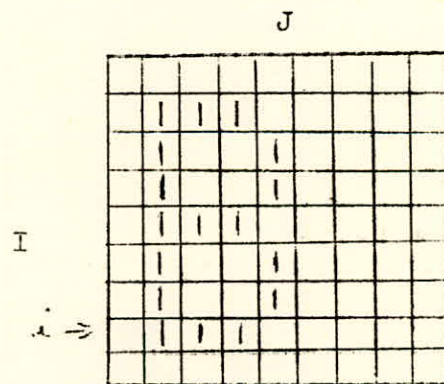
Pour une matrice $MU(I, J)$

on a pris pour taille maximum des tables $J1(K)$ et $J2(K)$; 20 .



On peut l'augmenter à volonté si on veut agrandir la matrice davantage.

Exemple de matrice $MU(I, J)$:



Pour cette matrice :

$KX1=3$ ---- $J1(1), J1(2), J1(3)$

seront chargés par les numéros

des colonnes contenant l'unité : ($J1(1)=3; J1(2)=4; J1(3)=5$)

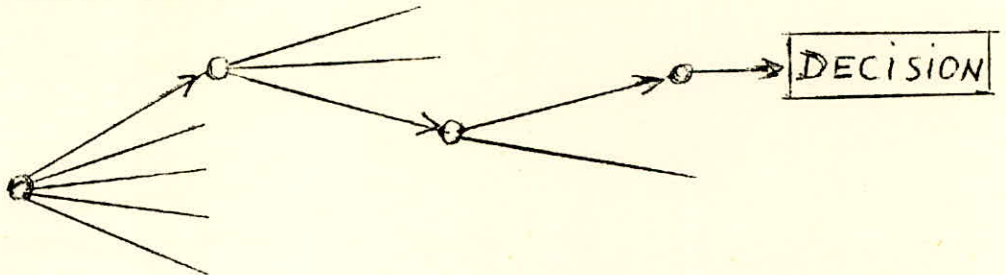
pour $I=1$ --- $KX2=3; J2(1); J2(2); J2(3)$ seront chargés

pour $I=1-1$ --- $K2=2; J2(1)$ et $J2(2)$

pour passer à $I=1$; on doit transférer $J2(1)$ dans $J1(1)$, $J2(2)$ dans $J1(2)$ et $K2$ dans $K1$.

En $I=1$, on charge les $J2(1), J2(2), \dots, J2(K)$ et $K2$ par les nouvelles valeurs trouvées .

On ne perd aucune information par ce processus. Et on doit s'acheminer vers la solution (Décision) finale par des tests successifs formant un système arborescent :



Ainsi l'algorithme que je me propose d'élaborer dans les pages qui suivent est un modèle arborescent et dynamique, qui mène obligatoirement vers la solution finale .

Cette solution consiste soit :

- reconnaître l'image et l'identifier
- déclarer erreur si l'image n'est pas connue .

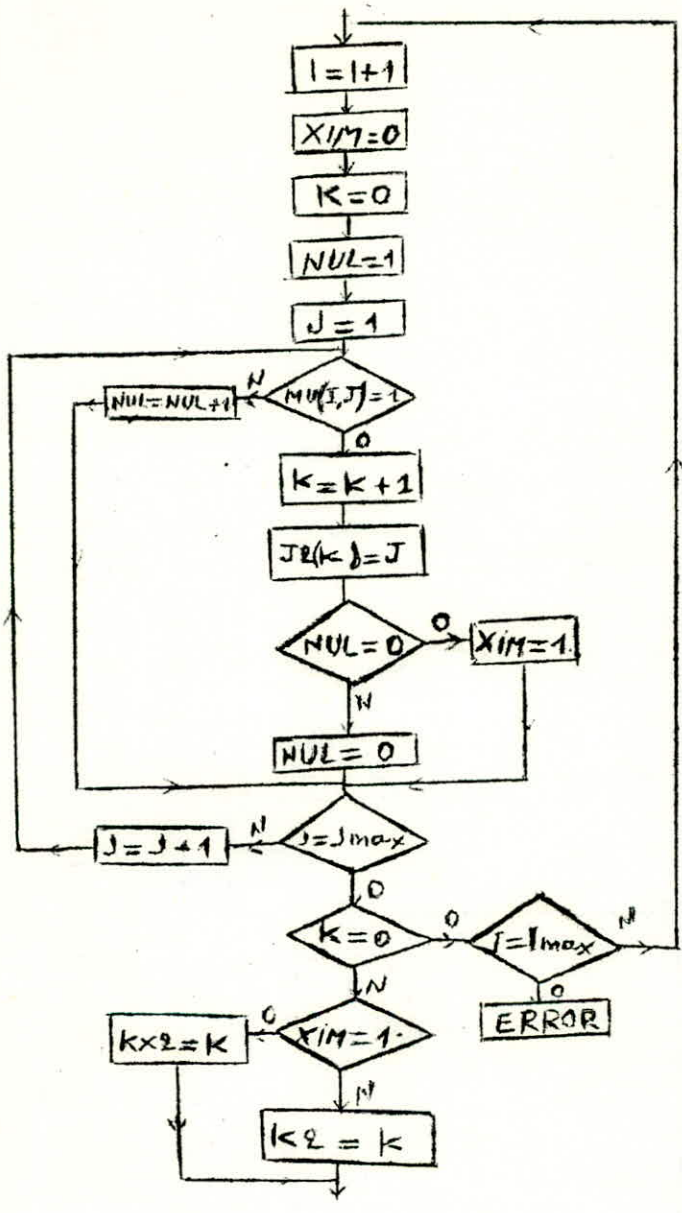
III - SOUS-PROGRAMMES

a)- Sous-programme SPK :

Son but est de charger les $J2(K)$ par les numéros des colonnes des unités des $K2$ ou $KX2$ pour la ligne i .

$K2$ = nombre d'unités espacées : I₁I₂I₃I₄I

$KX2$ = nombre d'unités adjacentes (non espacées) : IIII .



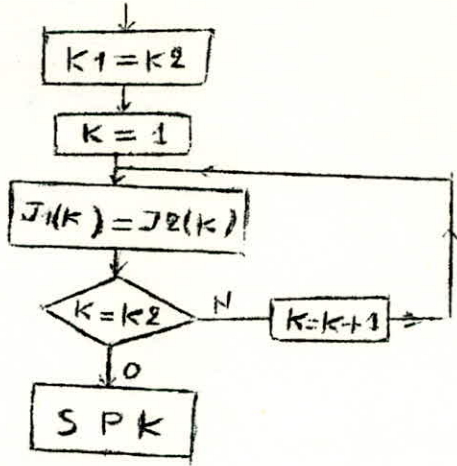
b)- Sous-programme ESP:

Son but est le transfert { de K2 dans KI ----> KI=K2
 { des J2(K) dans les JI(K) ----> JI(K)=J2(K)

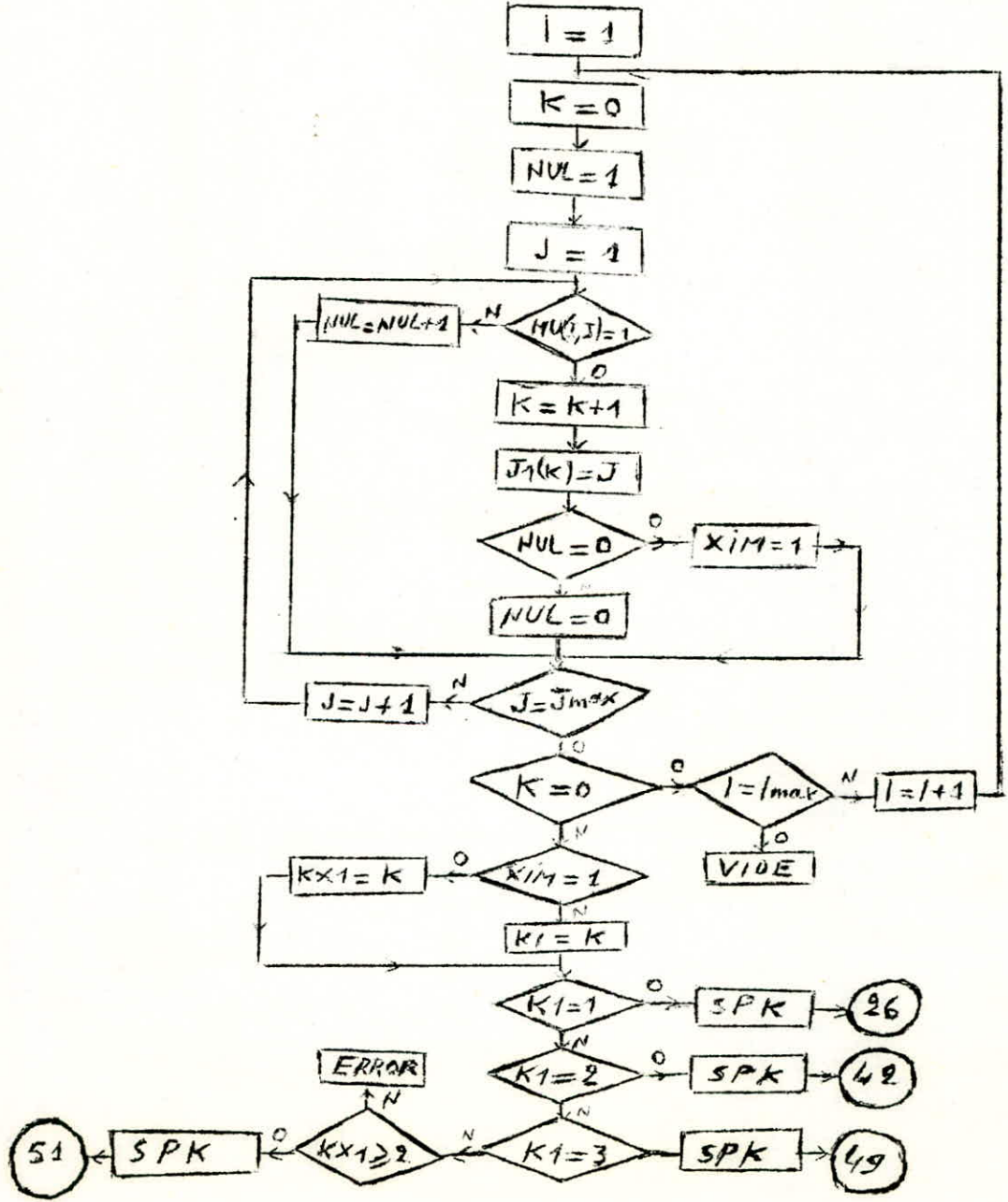
K variant de I à K2 .

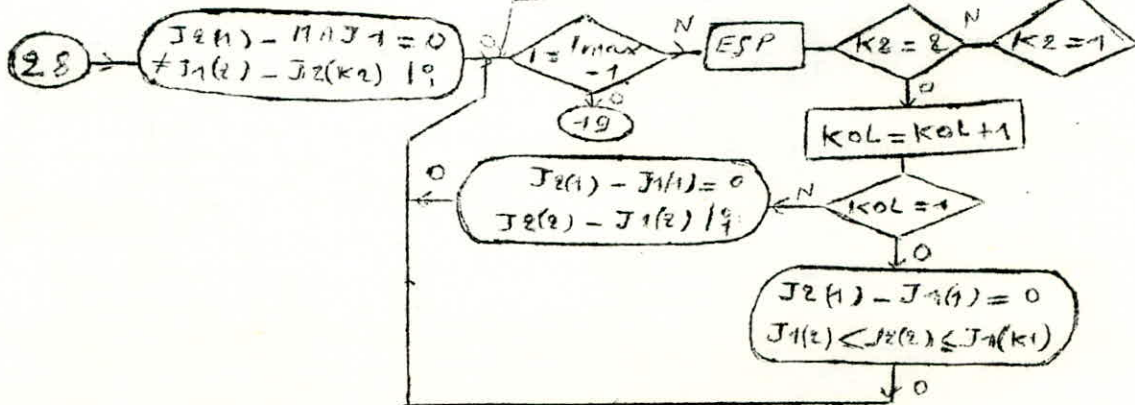
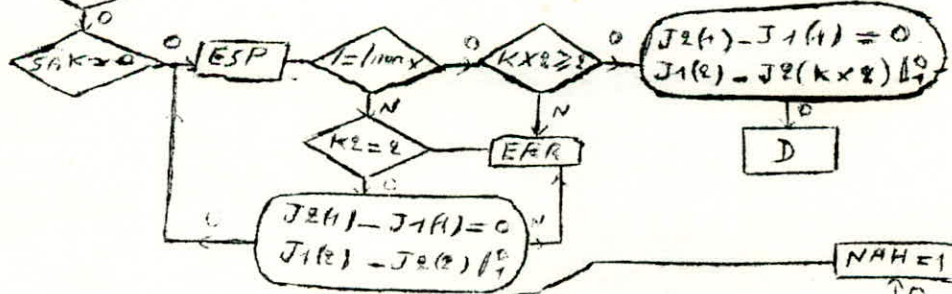
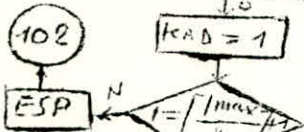
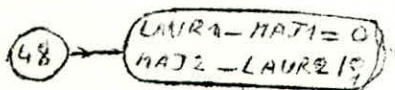
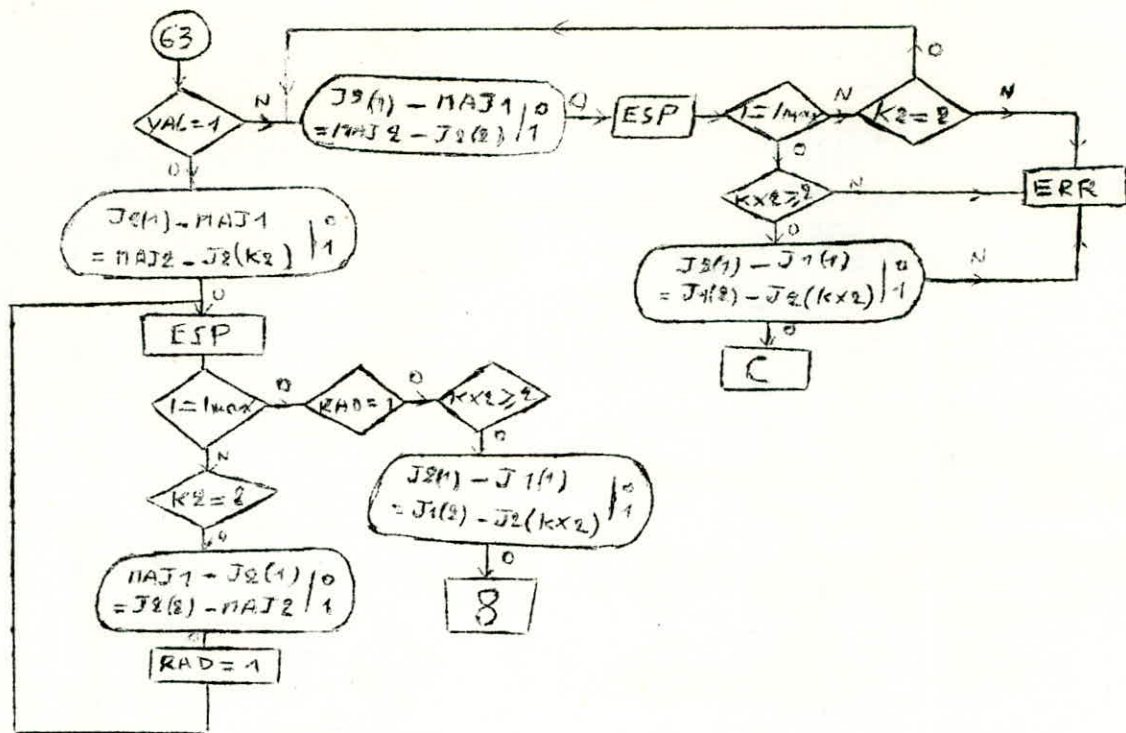
Charger à nouveau les J2(K) et K2 en passant à la ligne suivante.

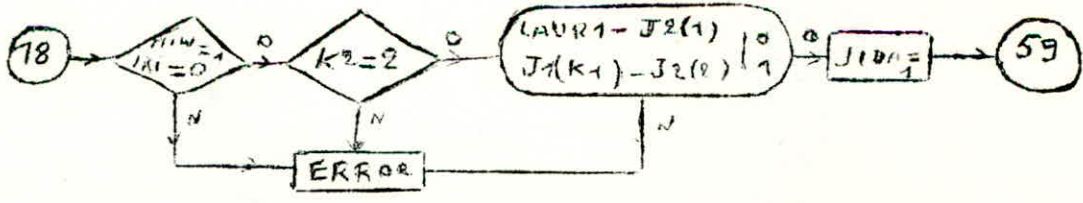
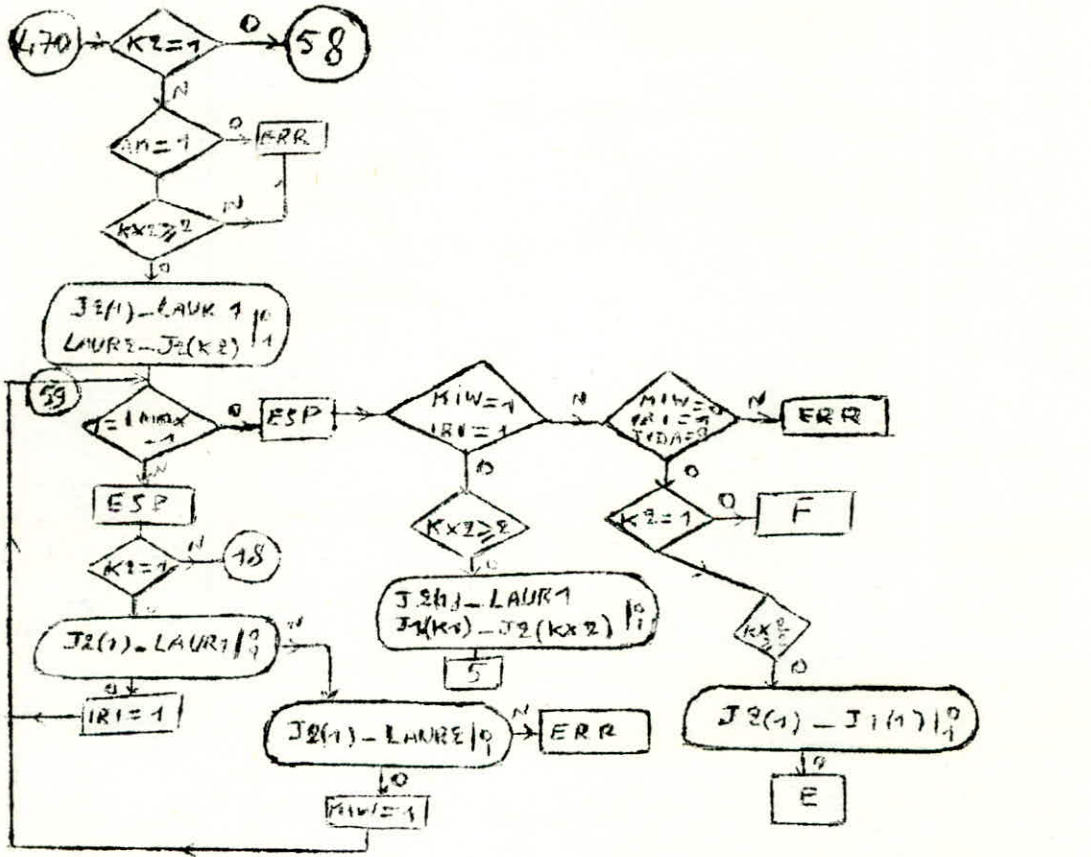
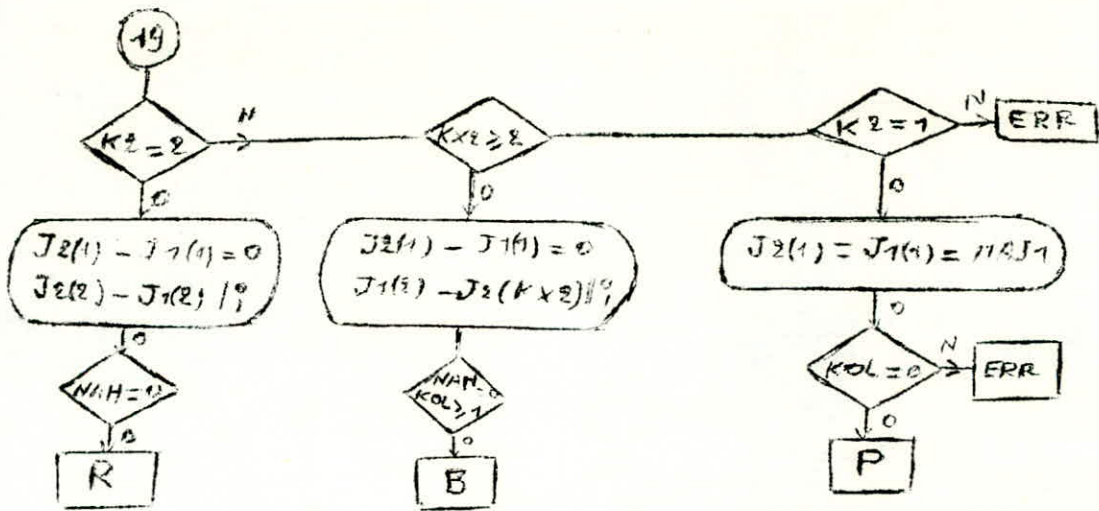
Le sous-programme ESP appelle le s/prog. SPK précédent .

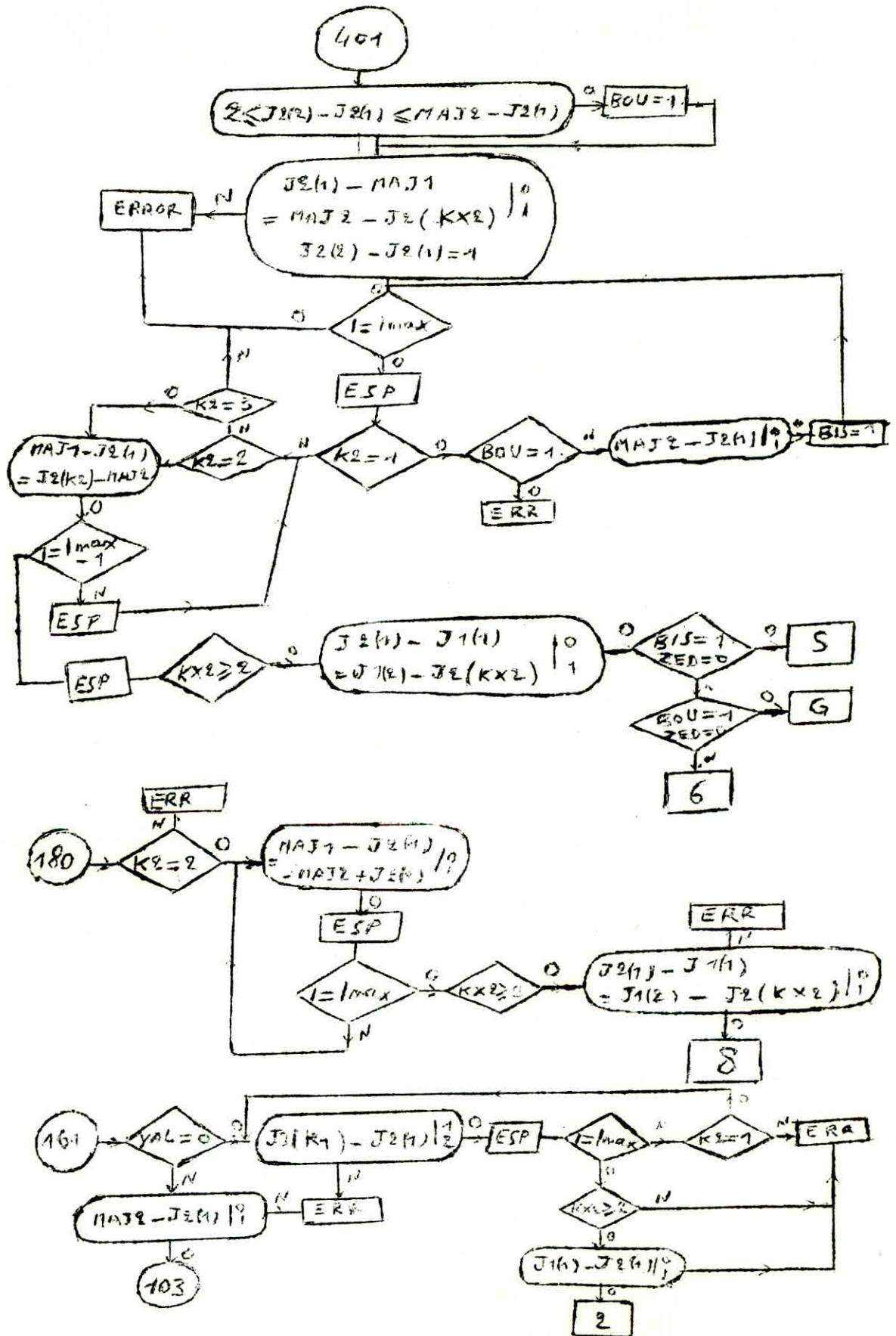


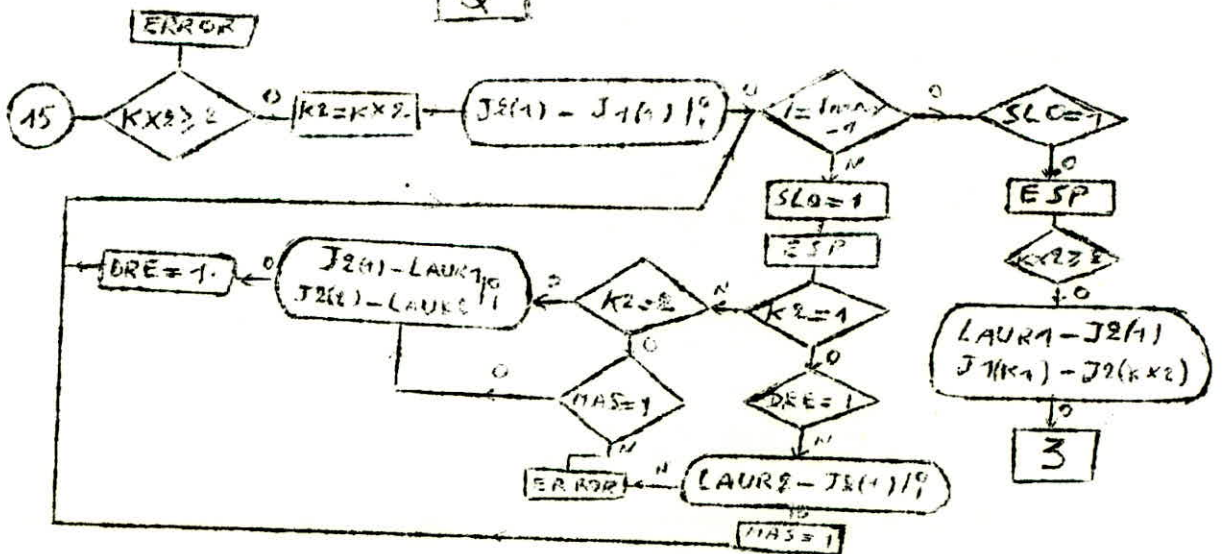
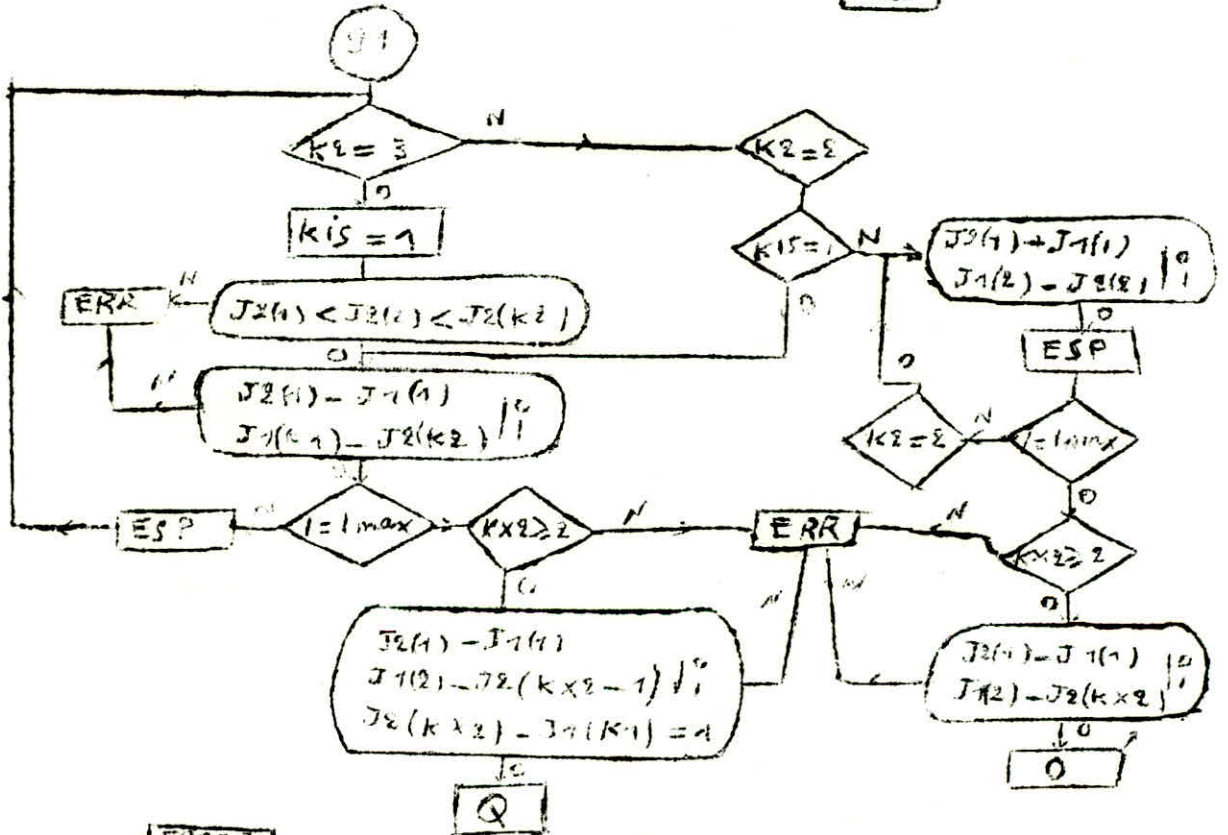
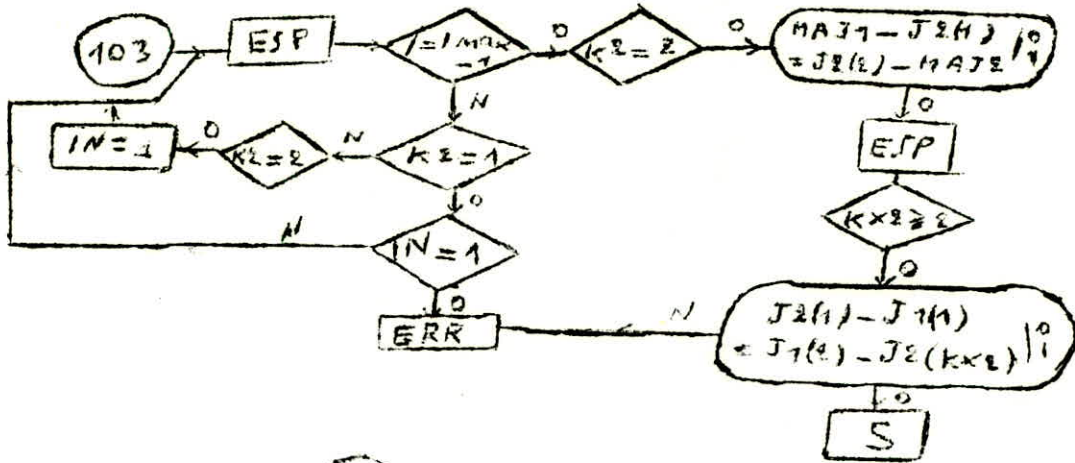
IV - ORGANIGRAMME

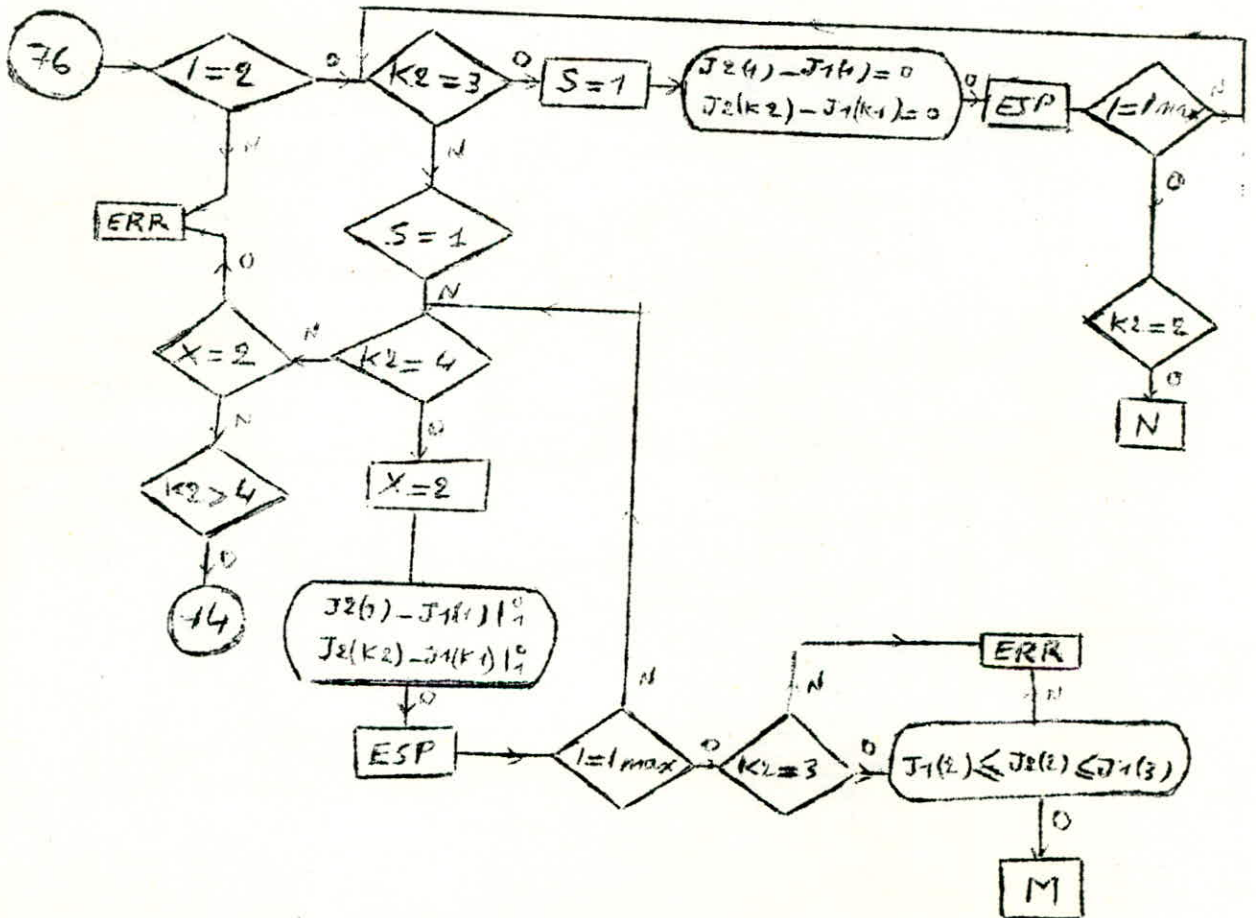
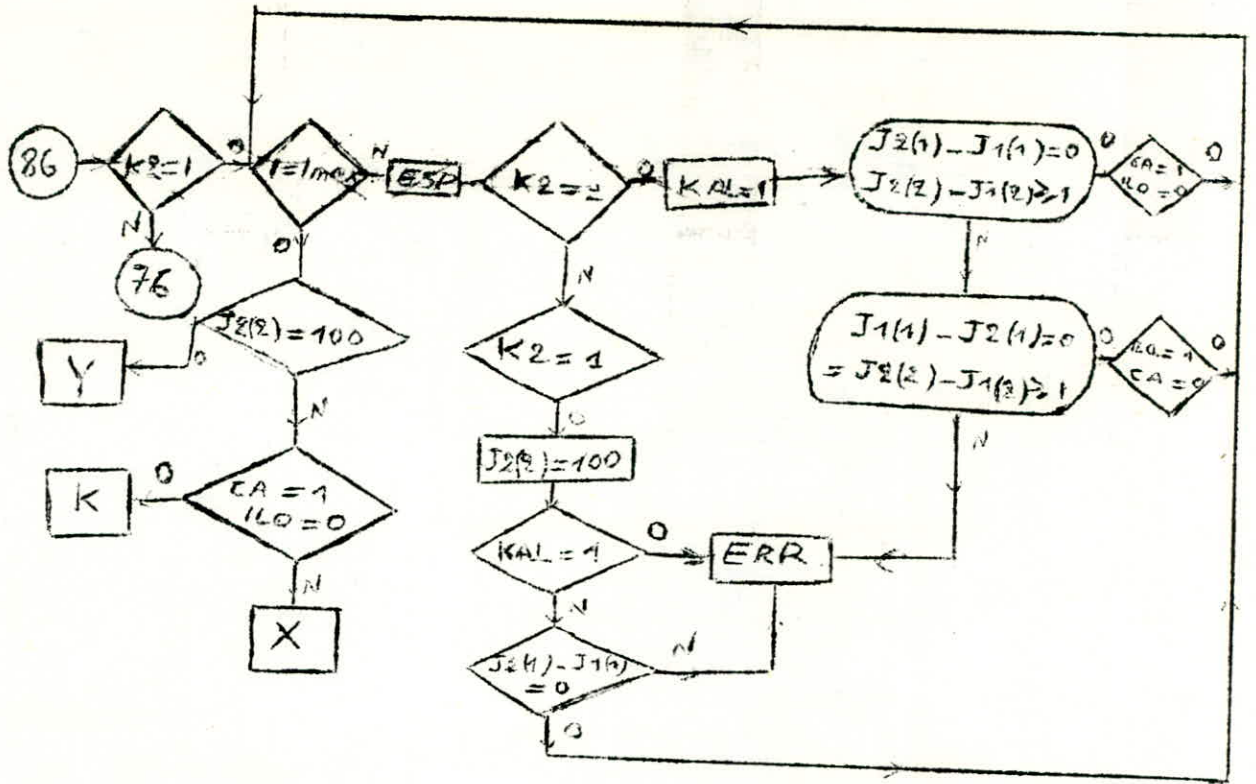


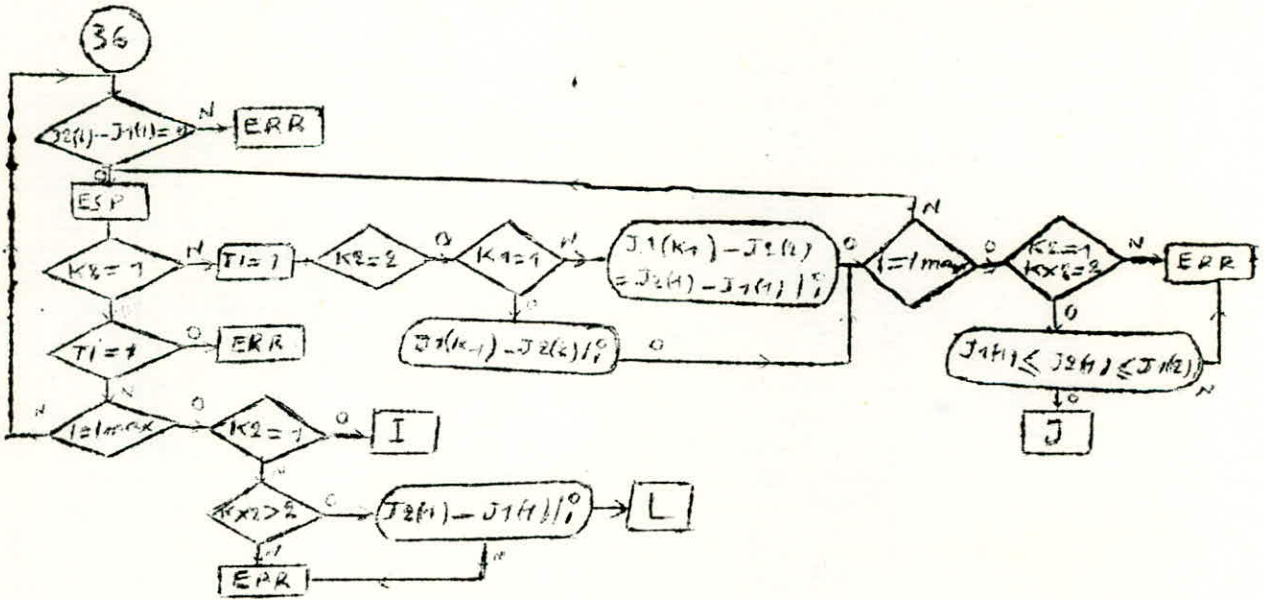
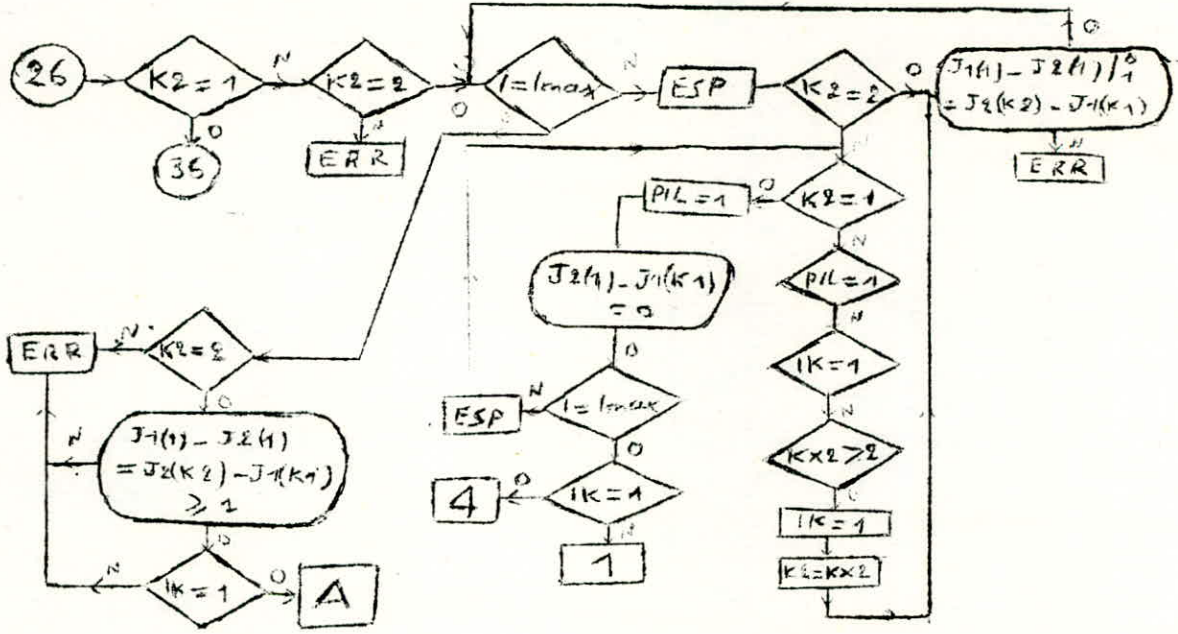
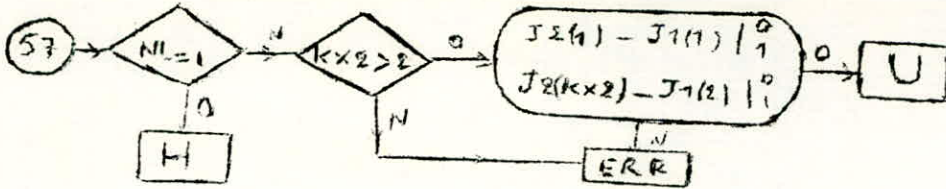












CONCLUSION

I. REMARQUES

Dans les methodes dynamiques exposées précédemment, on remarque la formation de groupes d'images, ce qui facilite la localisation et la distinction de ces derniers. Ces groupes sont constitués par des images ayant des caracteristiques semblables (angles, courbures etc...)

Exemple:

I	▲	4	(angles)
B	P	R	(courbures)
V	U	W	(intersection inferieure)
K	X	Y	(point central)

La methode syntaxique necessite une grande capacité de mémoire pour stocker l'ensemble de tous les étalons, qui reflète l'espace de nos images .

La methode du dernier chapitre est une methode originale et plus souple; elle peut reconnaître les caractères même déformés.

La methode dynamique (analyse des propriétés, -chap.4) est une methode scientifique, elle est sujette à une adaptation et à une amélioration, c'est une methode ouverte.

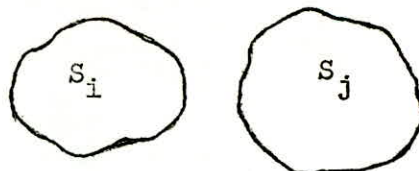
2. PERSPECTIVES DE LA METHODE

On veut se libérer du cadre rigide et standardisé dans lequel on distingue les images.

Pour cela on doit assouplir l'algorithme pour qu'il reconnaisse les caractères même déformés ou écrits à la main. Et ceci en formant des

classes (Alphabets) qui contiennent chacune des propriétés ayant la même valeur de similarité à une constante près, et par suite de distance $(u+v) \leq \epsilon$, ϵ petit fixé d'avance.

Pour être fidèle la machine doit avoir une grande fiabilité. Et pour l'accroître; les classes formées doivent être disjointes: aucun élément commun



$$S_i \cap S_j = \emptyset$$

$$i=1, N$$

$$j=1, N$$

$$i \neq j$$

Si on veut introduire un élément commun on doit ajouter des contraintes qui caractérisent l'appartenance de l'élément commun à telle ou telle classe.

3- LECTURE DES DOCUMENTS

Il faut passer par trois étapes successives et complémentaires:

a)- Lecture des caractères:

Etude déjà faite, mais on doit l'étendre à tous les signes, romans :

, . ; : % ! + - / etc...

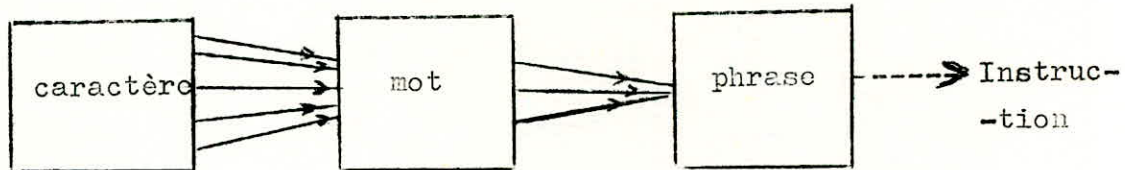
b)- Lecture des mots:

Pour cela on utilise un deuxième automate dont la tâche est la distinction des différents mots que contient sa bibliothèque.

Les mots doivent être espacés d'un blanc, d'une virgule, d'un point etc...

A chaque lecture d'un mot la machine cherche dans sa bibliothèque la signification, si elle trouve : le mot est compris, sinon il est inconnu. Donc la capacité de compréhension est fonction du volume de la mémoire de l'automate.

c)- Lecture des phrases:



Un groupe de mots constitue une phrase qui représente une instruction pour la machine. Les phrases doivent être significatives.

On construira des alphabets qui groupent des phrases ayant même sens. Ce sens est traduit par une instruction bien précise qui sera exécutée par la machine.

Donc à chaque instruction correspond une alphabet. Le nombre de ces alphabets est fonction de la taille du compilateur. Plus ce dernier est grand plus le champs de connaissances de la machine est augmenté. Ceci est utile pour la lecture optique des documents manuscrits, qui Et l'homme est libéré d'un grand fardeau de routine.

Blank page