

## Un Modèle de Mémoire Associative dans le Cerveau

Kunihiko Fukushima

NHK Broadcasting Science Research Laboratories, Kinuta, Setagaya, Tokyo, Japan

Received: July 25, 1972

### Résumé

Nous proposons un modèle de mémoire associative pour des patterns spatiaux variant dans le temps et sa simulation sur ordinateur. C'est un réseau composé de nombreux neuromimes qui montre une capacité de mémoire associative similaire à celle du cerveau.

Supposons qu'un certain nombre de séquences de patterns spatiaux sont présentés à ce réseau, par exemple, "1" => "2" => "3" => "4" => "5" ..... "A" => "B" => "C"=> ...., que ces patterns sont mémorisés par le réseau, qu'ensuite on présente une partie quelconque, disons "2" => "3", d'une de ces séquences et qu'alors le reste de la séquence "4" => "5"=> .... est "rappelée". Cela nous évoquera la situation où, si nous entendons une partie d'une mélodie que nous avons mémorisée dans le passé, nous nous souvenons du reste de la mélodie même si l'audition en cours de celle-ci est interrompue. Bien que les patterns rappelés ne le soient pas toujours à 100%, ils ne sont pas complètement détruits même si les patterns présentés sont imparfaits.

### 1. Introduction

La puissance créatrice du cerveau humain semble en rapport avec l'ingénieuse capacité à sélectionner et à combiner le contenu de sa mémoire et de ses acquisitions. Des fonctions telles que l'association des idées et l'induction seraient à l'origine de cette capacité. Pour construire une machine capable de reconnaissance des formes et de traduction automatique, il serait important d'implémenter de telles fonctions d'association et d'induction.

Nous avons cependant peu de connaissances physiologiques sur les mécanismes à l'origine de telles fonctions. Plusieurs hypothèses ont été

proposées concernant le mécanisme de la mémoire, telles que: la théorie des réseaux dans laquelle on suppose que les connexions synaptiques se modifient en fonction des progrès de l'apprentissage et de la mémorisation; la théorie chimique qui suppose que la mémoire est stockée sous la forme de substances chimiques telles que les acides nucléiques ou les protéines, de la même façon que l'information héréditaire. Nous ne savons pas quelle est l'hypothèse correcte. Notre discussion portera ici sur la théorie du réseau neuronal. Parmi les modèles basés sur cette théorie, il y a celui de Caianiello (1961) et de nombreux autres. Ces modèles ont de faibles capacités comparées au cerveau animal et il n'est pas sûr que le cerveau traite l'information de cette manière. Cependant, si nous focalisons notre attention sur des fonctions particulières du cerveau, quelques uns de ces modèles montrent des caractéristiques très semblables à celles du cerveau.

Les expériences fameuses de Lashely (1964), malgré leurs résultats un peu contestables, suggèrent que la mémoire est répartie, distribuée sur l'ensemble du cerveau. Cette situation est entièrement différente de la mémoire centrale d'un ordinateur.

Le modèle de Westlake (1970) dans lequel il suppose que la mémoire est inscrite de façon holographique et l'"Associatron" de Nakano (1969) ont une telle structure de mémoire distribuée. Dans l'élaboration de ces modèles, ce sont principalement

les caractéristiques statiques des fonctions cérébrales qui ont été considérées et il semble difficile de traiter des patterns variant dans le temps directement avec ces modèles.

Considérons maintenant la caractéristique de notre mémoire dans le rappel d'événements antérieurs, par exemple dans le cas du rappel d'une mélodie, l'information ressort dans le même ordre que l'ordre d'enregistrement et nous n'avons jamais rencontré une situation où l'axe du temps est renversé. Lorsque nous pensons à un événement, nous nous souvenons habituellement de beaucoup d'autres événements en rapport avec lui et notre pensée se développe graduellement.

En considérant de tels facteurs temporels de la mémoire, nous avons construit un modèle de mémoire associative pour des patterns variant spatialement. Il s'agit d'un réseau composé de nombreux neuromimes. Supposons qu'un certain nombre de séquences de patterns spatiaux sont présentés à ce réseau, par exemple "1" => "2" => "3" => "4" => "5" ..... "A" => "B" => "C" ..... Et ainsi de suite. Après cela, si une partie de l'une de ces séquences, par exemple "2" => "3", est présentée au réseau, le reste de la séquence "4" => "5" .... est alors rappelée après elle.

## 2. Structure du modèle

Les éléments U et V sont à seuil et modélisent quelques fonctions neuronales. Ces neuromimes ont une sortie binaire 0 ou 1. Les sorties  $U_1(t), U_2(t), \dots, U_M(t)$  des éléments  $U_1, U_2, \dots, U_M$  sont les sorties de rappel (ou sorties d'association) venant du réseau. Chacun de ces éléments, à savoir  $U_M$ , reçoit des entrées excitatrices  $e_m(t)$  et des entrées inhibitrices  $h_m(t)$  venant du système neuronal. Ces entrées  $e_m(t)$   $h_m(t)$  n'impliquent pas nécessairement que l'information vienne directement des récepteurs

sensitifs, mais plutôt supportent l'information concernant les caractéristiques du pattern d'entrée ou la sortie d'un extracteur de caractéristiques.

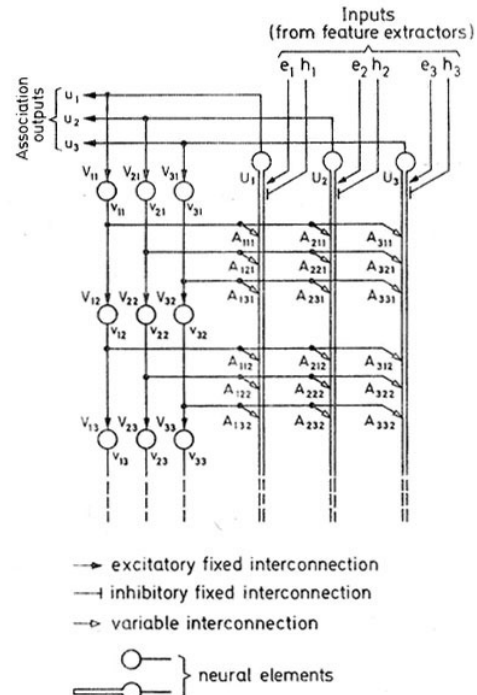


Fig. 1. The structure of the model

Pour simplifier, on dira que tous les éléments du réseau modifient leur état de façon synchrone avec un certain intervalle de temps et que le temps  $t$  prend des valeurs entières.

La sortie  $U_m$  au temps  $t$  est donnée par l'équation

$$u_m(t) = \mathbf{1} \left\{ e_m(t) - h_m(t) + \sum_{l=1}^L \sum_{n=1}^M A_{mnl}(t) \cdot v_{nl}(t) \right\}. \quad (1)$$

où  $\mathbf{1}\{ \}$  est une fonction représentant la caractéristique non linéaire des neuromimes. Elle est définie par l'équation

$$\mathbf{1}\{u\} = \begin{cases} 1 & (u > 0) \\ 0 & (u \leq 0). \end{cases} \quad (2)$$

Chaque élément  $U_{nl}$  introduit un délai d'une unité de temps.

Sa sortie est donnée par l'équation suivante

$$\left. \begin{aligned} v_{n1}(t) &= u_n(t-1) & (n=1, 2, \dots, M) \\ v_{nl}(t) &= v_{n,l-1}(t-1) = u_n(t-l) & \left. \begin{aligned} (n=1, 2, \dots, M) \\ (l=2, 3, \dots, L) \end{aligned} \right\} \end{aligned} \right\} (3)$$

Donc la sortie d'un élément U est retardée durant la propagation à travers les couches d'unités V.

Les  $A_{mnl}(t)$  sont des interconnexions variables et elles jouent un rôle important dans ce réseau. Comme on le voit dans les Eqs (1) et (3), les sorties des éléments U (c'est-à-dire les sorties d'association) sont rebouclées sur leurs entrées à travers de nombreuses voies avec un retard variable. L'importance de ce feedback est contrôlée par les interconnexions variables  $A_{mnl}(t)$ . L'effet mémoire est réparti dans les valeurs de ces interconnexions variables.

La valeur de  $A_{mnl}$  est changée comme suit:

$$A_{mnl}(t+1) = \alpha \cdot A_{mnl}(t) + (u_m(t) - \frac{1}{2}) \cdot \left\{ b_{mnl} \cdot v_{nl}(t) - c_{mnl} \cdot \left( \sum_{\lambda=1}^L \sum_{v=1}^M c_{mv\lambda} \cdot v_{v\lambda}(t) \right) \right\} (4)$$

ou d'une autre façon

$$A_{mnl}(t) = \sum_{k=-\infty}^{t-1} \alpha^{t-1-k} \cdot (u_m(k) - \frac{1}{2}) \cdot \left\{ b_{mnl} \cdot v_{nl}(k) - c_{mnl} \cdot \left( \sum_{\lambda=1}^L \sum_{v=1}^M c_{mv\lambda} \cdot v_{v\lambda}(k) \right) \right\} (5)$$

où

$$b_{mnl} = \frac{\gamma_{mnl}^2}{\sum_{\lambda} \sum_v \gamma_{mv\lambda}^2}, \quad c_{mnl} = \frac{\gamma_{mnl}}{\sum_{\lambda} \sum_v \gamma_{mv\lambda}}. (6)$$

La constante  $\alpha$  ( $0 < \alpha \leq 1$ ) détermine le coefficient d'oubli. Si  $\alpha$  est égal à 1, l'oubli ne survient pas. La valeur de la constante  $\gamma_{mnl}$  et donc de  $b_{mnl}$  et  $c_{mnl}$  en accord avec l'équation (6) est donnée a priori et détermine la croissance de l'association de  $u_n(t-1) = v_{nl}(t)$  vers  $u_m(t)$ . Donc, plus  $\gamma$  est grand, plus le changement de la valeur absolue de l'interconnexion correspondante  $A_{mnl}$  est grande.

La valeur de  $\gamma_{mnl}$  diminue généralement avec l, aussi, la valeur absolue de  $A_{mnl}$  devient, en moyenne, plus petite pour les grandes valeur de l.

Cela signifie qu'un événement qui survient longtemps après a, en règle générale, une influence plus petite sur la sortie d'association.

La constante  $\gamma_{mnl}$  détermine aussi la facilité d'occurrence des associations entre les 2 entrées  $e_m$  (ou  $h_m$ ) et  $e_n$  (ou  $h_n$ ). Par exemple, si deux entrées  $e_m$  et  $e_n$  viennent de systèmes sensoriels de modalités différentes, disons, l'un du système visuel et l'autre du système auditif, le coefficient correspondant  $\gamma_{mnl}$  est en général mis à une plus faible valeur comparée à la valeur du coefficient entre les entrées de la même modalité.

Chaque entrée  $e_m(t) (\geq 0)$  ou  $h_m(t) (\geq 0)$  ne signifie pas nécessairement qu'il s'agit d'un signal provenant d'un seul élément neural? En règle générale, il s'agit d'un signal combinant les effets de tous les signaux convergeant vers l'élément  $U_m$  considéré et venant de nombreux éléments neuronaux des systèmes sensoriels ou des extracteurs de caractéristiques. Les entrées  $e_m(t)$  et  $h_m(t)$  sont habituellement assez fortes comparées au 3<sup>ème</sup> terme dans {} de l'équation (1). De là, la sortie de l'élément  $U_m$  est dominée par ces entrées sensorielles  $e_m(t)$  et  $h_m(t)$  à moins qu'elles ne soient nulles. Seul l'élément qui ne reçoit aucune entrée sensorielle (càd l'élément  $U_m$  pour qui  $e_m(t) = h_m(t) = 0$ ) répond à la composante d'entrée provoquée par l'association (càd le 3<sup>ème</sup> terme dans {} de l'équation (1).

Au total, quantitativement parlant, l'interconnexion variable  $A_{mnl}$  augmente soit quand  $U_m(t)=1$  et  $V_{nl}(t)=1$  ou quand  $U_m(t)=0$  et  $V_{nl}(t)=0$  et, au contraire diminue soit quand  $U_m(t)=1$  et  $V_{nl}(t)=0$  ou quand  $U_m(t)=0$  et  $V_{nl}(t)=1$ .

En suivant ces procédures, l'information concernant les patterns d'entrées variant dans le temps est stockée dans les interconnexions variables comme si toutes les informations étaient empilées dans ces interconnexions.

La séquence temporelle des patterns de sortie associés est réarrangée en un pattern spatial par les retards introduits dans les couches d'éléments V. Ce pattern réarrangé est rebouclé sur les entrées des éléments U à travers les interconnexions variables A et il détermine les sorties associées qui le suivent.

### 3. Analyse du modèle

Pour simplifier l'expression on va définir les vecteurs suivants

$$\begin{aligned} \mathbf{u}(t) &= (u_1(t), u_2(t), \dots, u_M(t)), \\ \mathbf{v}(t) &= (v_{11}(t), v_{21}(t), \dots, v_{M1}(t), v_{12}(t), \dots, \\ &\quad v_{M2}(t), v_{13}(t), \dots, v_{ML}(t)), \\ \Gamma_m &= (\gamma_{m11}, \gamma_{m21}, \dots, \gamma_{mM1}, \gamma_{m12}, \dots, \\ &\quad \gamma_{mM2}, \gamma_{m13}, \dots, \gamma_{mML}). \end{aligned}$$

Comme on le voit dans les Eq (1), (3) et (4), la sortie associée est mémorisée à nouveau sur le réseau et renforce la mémoire. Cela étant, l'enregistrement et le rappel ont pris place simultanément. Cependant, pour faciliter la compréhension du réseau, on dira que, a un moment donné, on est soit en enregistrement, soit en rappel.

Supposons que l'enregistrement ait lieu seulement au temps  $t=1, 2, \dots, K$  ( $\gg L$ ) (mode enregistrement), et que  $A_{mnl}$  ne change plus ensuite (mode rappel). Supposons aussi que, soit  $e_m(t)$ , soit  $h_m(t)$  a une valeur non nulle pour chaque  $m$  en enregistrement (ce qui fait que, dans le mode enregistrement, la sortie par rappel n'apparaît pas).

Si pour simplifier, on prend  $\alpha=1$ , on obtient la relation suivante dans le mode rappel ( $t > K+L$ ):

$$\begin{aligned} u_m(t) &= \mathbf{1} \left\{ e_m(t) - h_m(t) + \sum_{k=1}^K (u_m(k) - \frac{1}{2}) \cdot (\mathbf{v}(k), \mathbf{v}(t); \Gamma_m) \right\} \quad (10) \\ (\mathbf{v}(k), \mathbf{v}(t); \Gamma_m) &= \frac{\sum_{l=1}^L \sum_{n=1}^M \gamma_{mnl}^2 \cdot v_{nl}(k) \cdot v_{nl}(t)}{\sum_{\lambda=1}^L \sum_{\nu=1}^M \gamma_{m\nu\lambda}^2} \end{aligned}$$

où

$$= \frac{\left\{ \sum_{\lambda=1}^L \sum_{\nu=1}^M \gamma_{m\nu\lambda} \cdot v_{\nu\lambda}(k) \right\} \left\{ \sum_{l=1}^L \sum_{n=1}^M \gamma_{mnl} \cdot v_{nl}(t) \right\}}{\left( \sum_{\lambda=1}^L \sum_{\nu=1}^M \gamma_{m\nu\lambda} \right)^2} \quad (11)$$

Etant donné que l'expression  $(\mathbf{v}(k), \mathbf{v}(t); \Gamma_m)$  peut être prise comme une sorte de produit intérieur pondéré des composants a.c ( courants alternatifs) des 2 vecteurs  $\mathbf{v}(k)$  et  $\mathbf{v}(t)$ , nous l'appellerons ultérieurement le "produit intérieur".

Considérons maintenant le cas où le pattern de réponse  $\mathbf{u}(k)$  du groupe des éléments U est complètement aléatoire, et où la probabilité d'activité de chaque élément U est  $p$ . Sous ces conditions, le pattern  $\mathbf{v}(k)$  devient aussi aléatoire et les relations suivantes donnent:

$$\begin{aligned} E\{v_{nl}(k)\} &= p \quad (12) \\ E\{v_{nl}(k) \cdot v_{n'l'}(k')\} &= \begin{cases} p & [(n, l, k) = (n', l' + \tau, k' + \tau), \\ & \tau : \text{integer}] \\ p^2 & [\text{otherwise}] \end{cases} \quad (13) \end{aligned}$$

où  $E\{\}$  signifie l'espérance mathématique

Supposons ici que le pattern de réponse  $\mathbf{v}(t)$  des éléments V dans le mode rappel vient à être égal au pattern de réponse à un certain instant dans le mode enregistrement, disons, à  $k=k_0$

$$\mathbf{v}(t) = \mathbf{v}(k_0) \quad (14)$$

Cela signifie que le pattern d'entrée qui est donné durant l'intervalle de temps  $t-L$  à  $t-1$  vient être égal au pattern qui a été donné de  $k_0-L$  à  $k_0-1$  dans le mode enregistrement.

Sous ces conditions, nous obtenons la relation suivante en utilisant les Eqs (12)-(14)

$$\begin{aligned} E\{(\mathbf{v}(k), \mathbf{v}(t); \Gamma_m)\} &= \begin{cases} p(1-p) \left\{ 1 - \frac{\sum_{\lambda=1}^L \sum_{\nu=1}^M \gamma_{m\nu\lambda}^2}{\left( \sum_{\lambda=1}^L \sum_{\nu=1}^M \gamma_{m\nu\lambda} \right)^2} \right\} > 0 & (k = k_0) \\ 0 & (|k - k_0| \geq L) \\ -p(1-p) \frac{\sum_{\lambda=1}^{L-\tau} \sum_{\nu=1}^M \gamma_{m\nu\lambda} \cdot \gamma_{m,\nu,\lambda+\tau}}{\left( \sum_{\lambda=1}^L \sum_{\nu=1}^M \gamma_{m\nu\lambda} \right)^2} \neq 0 & (\tau \triangleq |k - k_0| < L) \\ & (k \neq k_0) \end{cases} \quad (15) \end{aligned}$$

càd, l'espérance du produit intérieur donné par l'Eq(11) prend une valeur positive pour  $k=k_0$  et presque égale à 0 ( ou de l'ordre de  $p(1-p)/ML$  au plus) pour  $k \ll k_0$ . De là, dans le cas où  $e_m(t) = h_m(t) = 0$ , le signe du terme dans  $\{ \}$  de Eq(10) est aléatoirement le même que celui de  $\{u_m(k_0)-1/2\}$  et la relation  $u_m(t) = u_m(k_0)$  est hautement probable.

Ces analyses montrent que notre réseau a les propriétés suivantes: si on présente au réseau une partie d'une séquence expérimentée antérieurement, la suite de la séquence est rappelée, même si la séquence a été stoppée à mi-chemin. Cela ressemble à la situation où, si nous entendons une partie d'une mélodie que nous avons apprise dans le passé, le reste de la mélodie est rappelée même si la mélodie a été interrompue à mi-course. Bien que les patterns rappelés ne soient pas corrects à 100%, ils ne sont pas détruits, même si les patterns présentés sont imparfaits (càd, de courte durée ou avec quelques bits manquants) ou contiennent des erreurs. Au contraire, les patterns rappelés sont souvent améliorés en comparaison des patterns imparfaits présentés.

Si, dans le mode rappel, tous les bits du vecteur  $\mathbf{v}(t)$  sont inversés par rapport à ceux de  $\mathbf{v}(k_0)$ , nous avons  $E\{\langle \mathbf{v}(k), \mathbf{v}(t); \Gamma_m \rangle\} < 0$  et  $\mathbf{u}(t)$  est aussi aléatoirement égal à l'inversion de  $\mathbf{u}(k_0)$ . A savoir, si le réseau reçoit les patterns négatifs de ceux expérimentés auparavant, la sortie d'activation devient aussi le négatif de ces patterns.

#### 4. Simulation de ces modèles

La performance du modèle a été simulée sur IBM/360-40G avec 120K de mémoire. Le programme a été écrit en FORTRAN IV. Dans le programme, le nombre des U est de 100 ( $M=10 \times 10$ ) et le nombre de couches d'éléments V est de 3 ( $L=3$ , d'où le nombre d'éléments V est de  $ML=100 \times 3$ )

Les paramètres ont été initialisés à  $\alpha = 1$ ;  $\gamma_{mn1}=1.0$ ;  $\gamma_{mn2}=0.9$ ;  $\gamma_{mn3}=0.8$  pour tous les m et n.

Deux séquences cycliques de patterns (Fig 2)<sup>1</sup> ont été enregistrées, l'une au dessus de l'autre. Ensuite, en mode rappel, différents patterns de stimulation ont été présentés au réseau et les réponses ont été observées.

Par exemple, si le pattern "A" est présenté, les patterns suivant "A" dans la séquence enregistrée sont rappelés l'un après l'autre (Fig 3A)

Si le pattern "1", qui est exactement le même que le pattern "I" dans d'autres séquences, est présenté, le pattern rappelé lui faisant suite devient un mélange entre "2" et "A" (qui est juste après "I") (fig 3b). Si une séquence telle que "5"=>"6"=>"1" est présentée, alors les patterns "2"=>"3"=>.... qui suivent dans la séquence enregistrée, seront rappelés sans confusion comme on le voit dans la fig 3c.

Au vu de ces résultats, on peut dire que si une partie d'une séquence expérimentée dans le passé est présentée au réseau, la partie suivante de la séquence est rappelée, même après que la séquence d'entrée ait été interrompue à mi-course.

La figure 3d montre la séquence rappelée à partir du stimulus "D". Etant donné que le pattern "D" semble contenir quelques composantes qui peuvent prêter à confusion avec d'autres patterns, les patterns rappelés sont ambigus au début. Pendant la répétition du processus de rappel cependant, les patterns rappelés deviennent progressivement plus précis. Ceci ressemble à la situation où nous sommes face à un problème où nous nous souvenons d'une expérience passée, l'idée et le rassemblement des souvenirs qui sont ambigus dans un premier temps deviennent graduellement distincts et précis.

<sup>1</sup> La grille de 10X10 carrés de chaque pattern en Fig 2 reflète

les 100 signaux d'entrée venant de l'extracteur de caractéristiques. Un carré noir pour  $e_m(t)>0$  et  $h_m(t)=0$  et un blanc pour  $e_m(t)=0$  et  $h_m(t)>0$ . Ces patterns ont été choisis pour devenir des figures simples quand on les regarde et ce uniquement pour pouvoir examiner facilement la réponse. Ces patterns ne représentent pas nécessairement les images rétiniennes elles mêmes (non traitées).

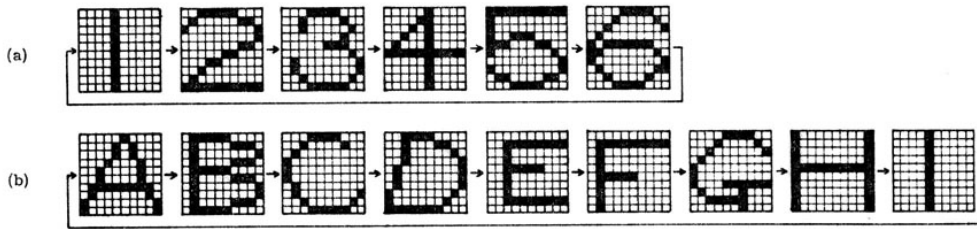


Fig. 2. Two cyclic sequences of patterns memorized in a recording mode

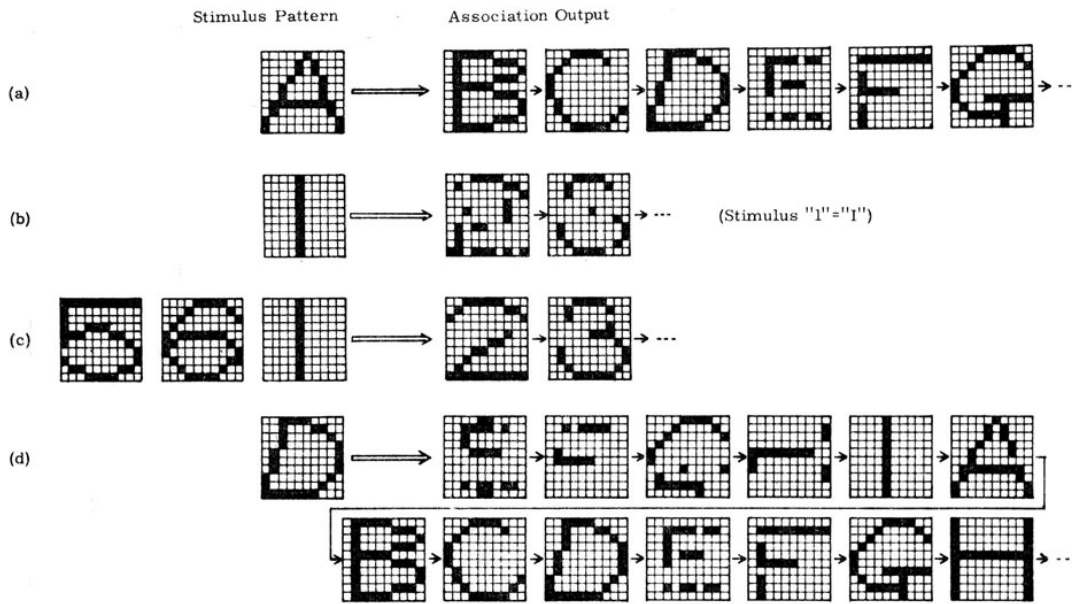


Fig. 3. Sequences of patterns recalled by various stimulus patterns

### 5. Autre organisation du modèle

Dans le modèle ci-dessus mentionné, la valeur d'une simple interconnexion variable  $A_{mnl}$  doit être modifiée en fonction de tous les éléments  $V$  (Eq(4)). En d'autres termes, chaque interconnexion variable est non seulement contrôlée par l'état des deux éléments qui y sont connectés mais aussi par l'état de tous les autres éléments  $V$ . Cette difficulté peut être dépassée en introduisant un autre type d'éléments neuraux (éléments  $W$ ) et en divisant les interconnexions  $A_{mnl}$  en deux composantes  $B_{mnl}$  et  $C_m$ . Ces éléments nouvellement introduits ont une sortie analogique (ou ont une relation entrée-sortie linéaire) en contraste avec les éléments  $U$  et  $V$  qui ont des caractéristiques linéaire à seuil.

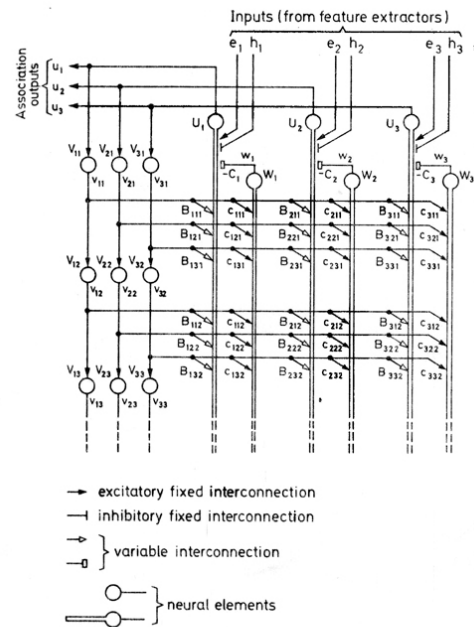


Fig. 4. Another possible structure of the model

La structure du modèle est montrée en figure (4) et ses fonctions sont exprimées par les équations suivantes:

La sortie de l'élément U est donnée par:

$$u_m(t) = 1 \left\{ e_m(t) - h_m(t) + \sum_{l=1}^L \sum_{n=1}^M B_{mnl}(t) \cdot v_{nl}(t) - C_m(t) \cdot w_m(t) \right\} \quad (16)$$

La fonction de l'élément V est exactement la même que celle du précédent modèle:

$$\left. \begin{aligned} v_{n1}(t) &= u_n(t-1) & (n=1, 2, \dots, M) \\ v_{nl}(t) &= v_{n,l-1}(t-1) = u_n(t-l) & \left( \begin{array}{l} n=1, 2, \dots, M \\ l=2, 3, \dots, L \end{array} \right) \end{aligned} \right\} \quad (17)$$

La sortie d'un élément W est

$$w_m(t) = \sum_{l=1}^L \sum_{n=1}^M c_{mnl} \cdot v_{nl}(t) \quad (18)$$

Où la constante  $C_{mnl}$  est celle définie par l' Eq (6). L'interconnexion variable  $B_{mnl}$  est modifiée comme suit

$$B_{mnl}(t+1) = \alpha \cdot B_{mnl}(t) + b_{mnl} \cdot \left\{ u_m(t) - \frac{1}{2} \right\} \cdot v_{nl}(t) \quad (19)$$

Ou d'une autre façon

$$B_{mnl}(t) = b_{mnl} \cdot \sum_{k=-\infty}^{t-1} \alpha^{t-1-k} \cdot \left\{ u_m(k) - \frac{1}{2} \right\} \cdot v_{nl}(k) \quad (20)$$

Où la constante  $b_{mnl}$  est celle qui est définie par l'Eq (6). L'interconnexion variable  $C_m$  est modifiée comme suit

$$C_m(t+1) = \alpha \cdot C_m(t) + \left\{ u_m(t) - \frac{1}{2} \right\} \cdot w_m(t) \quad (21)$$

Ou d'une autre façon

$$C_m(t) = \sum_{k=-\infty}^{t-1} \alpha^{t-1-k} \cdot \left\{ u_m(k) - \frac{1}{2} \right\} \cdot w_m(k). \quad (22)$$

La relation entrée-sortie de ce modèle est identique à celle discutée dans les chapitres précédents.

Dans ce nouveau modèle cependant, chaque interconnexion variable  $B_{mnl}$  ou  $C_m$  est contrôlée seulement par l'état des deux éléments qui sont connectés à elles. Le nouveau modèle semble en ce sens plus naturel et sa réalisation matérielle serait plus facile.

Il n'est pas toujours nécessaire de supposer que l'élément V corresponde à un neurone. On pourrait supposer, par exemple, qu'il corresponde au temps de délai de transmission du signal sur une dendrite.

Ces modèles à sortie d'association binaire peuvent aussi être étendus à des éléments analogiques en utilisant des éléments analogiques à seuil. (Fukushima, 1971)

## 6. Conclusion

Bien que le modèle de mémoire associative proposé dans cet article soit pour l'instant spéculatif, il est vrai que ce modèle a des fonctions similaires à celles du cerveau humain sur nombre de points. Ce modèle montre, comme le cerveau, une capacité à comprendre une chose à partir d'une information insuffisante. L'idée fondamentale de ce modèle pourrait être introduite dans la réalisation d'un nouveau type de système de traitement de l'information.

### References

- Caianiello, E.R.: Outline of a theory of thought-processes and thinking machines. *J. Theoretical Biology*, 1, 204—235 (1961).  
 Fukushima, K.: Associative memory for spatio-temporal patterns (in Japanese). Paper of Technical Groups on Automaton and Information Theory, Inst. Electronics Comm. Engrs. Japan, A71-62 and IT71-55 (1971).  
 Lashley, K.S.: Brain mechanisms and intelligence. A quantitative studies of injuries to the brain. New York: Hafner 1964.  
 Nakano, K.: Associatron and its Applications — Studies on an associative memory — (in Japanese). Paper of Technical Group on Information Theory, Inst. Electronics Comm. Engrs. Japan, IT69-27 (1969).  
 Westlake, P.R.: The possibilities of neural holographic processes within the brain. *Kybernetik* 7, 129—153 (1970).

Dr. Kunihiko Fukushima  
 NHK Broadcasting Science Research Laboratories  
 1-10-11, Kinuta, Setagaya  
 Tokyo 157, Japan