

# Fiche de lecture : Réseau neuronal convolutif

Chaolei Cai

*Université Paris Vincennes St-Denis*

*UFR mathématiques, informatique,  
technologies sciences de l'information*

L3 Informatique

April 26, 2020

# Contents

<b>1</b>	<b>Avant-propos</b>	<b>1</b>
<b>2</b>	<b>Néocognitron</b>	<b>1</b>
2.1	Présentation de l’auteur . . . . .	1
2.2	Présentation de l’article . . . . .	2
2.3	Présentation de la structure . . . . .	2
<b>3</b>	<b>Deep CNN</b>	<b>7</b>
3.1	Présentation des auteurs . . . . .	7

## 1 Avant-propos

Ce document est ma fiche de lecture sur le réseau neuronal convolutif (Convolutional Neural Network or ConvNet), il fait partie de la notation pour le cours de programmation pour l’intelligence artificiel enseigné par M.Jean-Jacques Mariage aux L3 de la licence informatique.

Dans le plan général, je vais vous présenter le néocognitron, un ancêtre des CNN.

Dans un second temps, je vais m’intéresser à une publication d’Alex Krizhevsky, Ilya Sutskever et Geoffrey E.Hinton sur la classification d’image via un Deep Convolutional Neural Networks.

Puis je reviendrai à des sujets plus récente ”Batch normalization” proposé par Sergey Ioffe et Christian Szegedy, il s’agit de la méthode de regularization la plus moderne sur les CNN. Enfin je terminerai sur un article de Amir Rosenfeld, Richard Zemel et John K. Tsotsos qui pointe les limites rencontrées par les modèles CNN les plus moderne.

## 2 Néocognitron

### 2.1 Présentation de l’auteur

M.Fukushima est un chercheur en informatique connue pour ses travaux dans le domaine du réseau de neuronne artificiel et du deep learning. Le plus célèbre étant son modèle de Néocognitron publié en 1980 [1].

## 2.2 Présentation de l'article

Le néocognitron est un modèle élaboré depuis le modèle de cognitron publié par le même auteur en 1975. Il s'agit d'un réseau de neuronne multi-couche auto-organisatrice. L'apprentissage n'est pas supervisée, c'est à dire que les données ne sont pas étiquetées. Il s'inspire notamment des travaux de Hubel et Wiesel sur le système visuel animal (chat). [2]. A nos jour, la recherche a bien évidemment avancé depuis 1959, Le model d'Hubel et Wiesel n'est plus tout à fait exacte mais reste intéressant dans les grandes lignes. Un des professeur en physiologie m'avait d'ailleurs présenté ces travaux quand j'étudiais encore à la licence Science pour la santé à Paris Descartes quelques années auparavant.

Le point important à retenir c'est que Hubel et Wiesel propose l'idée qu'un reseau de neuronne est constitué de cellule "Simple" appelée "S-cells" et de cellule "Complex" appelée "C-cells".

Pour être tout à fait précis, le neocognitron ne reconnais pas l'objet complexe mais présente plutôt un capacité à reconnaître des patternes de stimuli précis après l'entraînement.

Notre sujet présente une organisation étalé sur plusieurs couche, dans l'idée, il faut retenir qu'il s'agit d'un reseau organisé en cascade et hierarchisé.

## 2.3 Présentation de la structure

Au niveau de l'entrée, nous pouvons trouver des cellules photoreceptrices chargées de transmettre l'information. Si nous devons faire un rapprochement avec le réel, cela correspond aux rétines sensible à différentes stimulis lumineuse.

Dans la suite intervient une succession de module, une module est constitué d'une ou plusieurs couche de neurones. La première constituée de cellules simples, l'auteur appelle cette couche "S-layer", puis arrive les couches complexes constituées à leur tour de cellules complexe voire hyper-complexe, de la même manière, ils portent le nom de "C-layer". Il est intéressant de noter que seul les synapses partant vers une "S-cell" ont la propriété de plasticité. La plasticité en neuroscience est le terme pour désigner le capacité d'un neuronne à former et modifier ses connexions vers d'autre neuronne via les synapses.

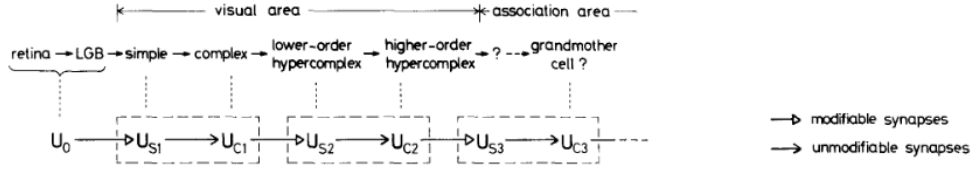


Figure 1: Correspondence between the hierarchy model by Hubel and Wiesel, and the neural network of the neocognitron

Comme vous pouvez le voir sur ce schéma,  $U_0$  est notre couche d'entrée, par la suite intervient une cascade de module constitué par différentes couches de cellules. Au sein d'une même module, les liens entre les neurones de différentes couches sont fixes, alors qu'à la jointure des modules, ces liens sont modifiables et peuvent être amenés à évoluer au fur et à mesure de l'apprentissage. Tout cela nous permet de faire un parallèle avec le fonctionnement du cortex visuel et associatif.

$$u_{Sl}(k_l, \mathbf{n}) = r_l \cdot \varphi \left[ \frac{1 + \sum_{k_{l-1}=1}^{K_{l-1}} \sum_{v \in S_l} a_l(k_{l-1}, \mathbf{v}, k_l) \cdot u_{Cl-1}(k_{l-1}, \mathbf{n} + \mathbf{v})}{1 + \frac{2r_l}{1+r_l} \cdot b_l(k_l) \cdot v_{Cl-1}(\mathbf{n})} - 1 \right],$$

Figure 2: formule de la sortie d'une cellule S

D'après cette formule, la sortie d'une cellule S situé à la couche  $k$  d'un module  $l$  de notre réseau dépend essentiellement de  $al(k(l-1), v, kl)$  et de  $bl(kl)$  qui correspondent à l'efficacité des synapses excitatoire et inhibitoire. Il est possible de rendre la cellule plus ou moins sélective à une patterne d'excitation en variant  $rl$ .

En ce qui concerne le mécanisme d'auto-organisation, à chaque fois qu'une entrée arrive, des "S-cell" représentatives sont sélectionnées, et vont voir renforcé leur synapses d'entrée. Au contraire ceux qui ne manifeste aucun sensibilité ne sont pas renforcé. Au fur et à mesure de l'apprentissage, nous

verrons alors apparaître sur le plan cellulaire des colonnes, une succession de zone qui sont sensible à un même stimulus sur différente couche.

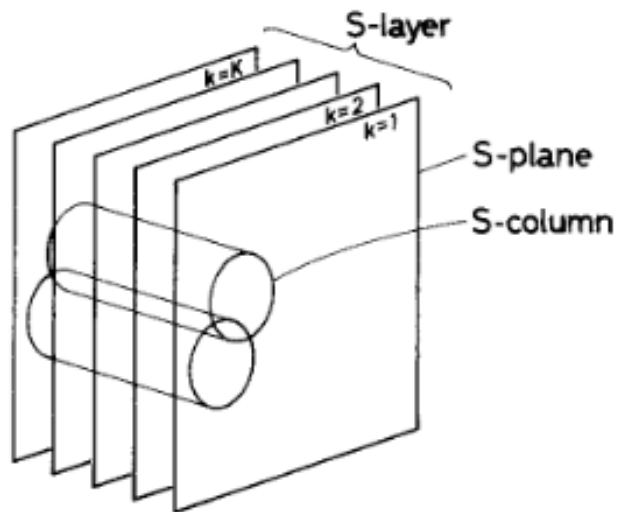


Figure 3: Relation between S-planes and S-columns within an S-layer

Ainsi, nous construisons un réseau qui dans les première niveau de profondeur ne va que reconnaître des patternne simple et élémentaire, et plus nous progressons dans le réseau, les éléments basic se regroupe en motifs, jusqu'à l'obtention d'un "objet".

Comme le schéma ci-dessous le montre, il y a la reconnaissance de trait basique puis dans les niveaux plus profondes, le motif de la lettre 'A' est reconstruite.

Ici, la connexion n'est pas total entre les différentes couche, il y a donc beaucoup moins d'information à traiter et la structure est plus légère. Au final, le réseau n'est pas si chargé, car les "S-columns" peuvent parfaitement s'entre croiser. Il est tout à fait possible que pour la lettre 'R' et 'B' partagent les même cellules comme ces 2 lettres sont proche au niveau de l'écriture.

Enfin, notre réseau offre une tolérance vis à vis des déformations, changement d'orientation et changement de position car quelque soit l'entrée présenté, il est divisé en sous composante puis reconstruite dans les profondeur.

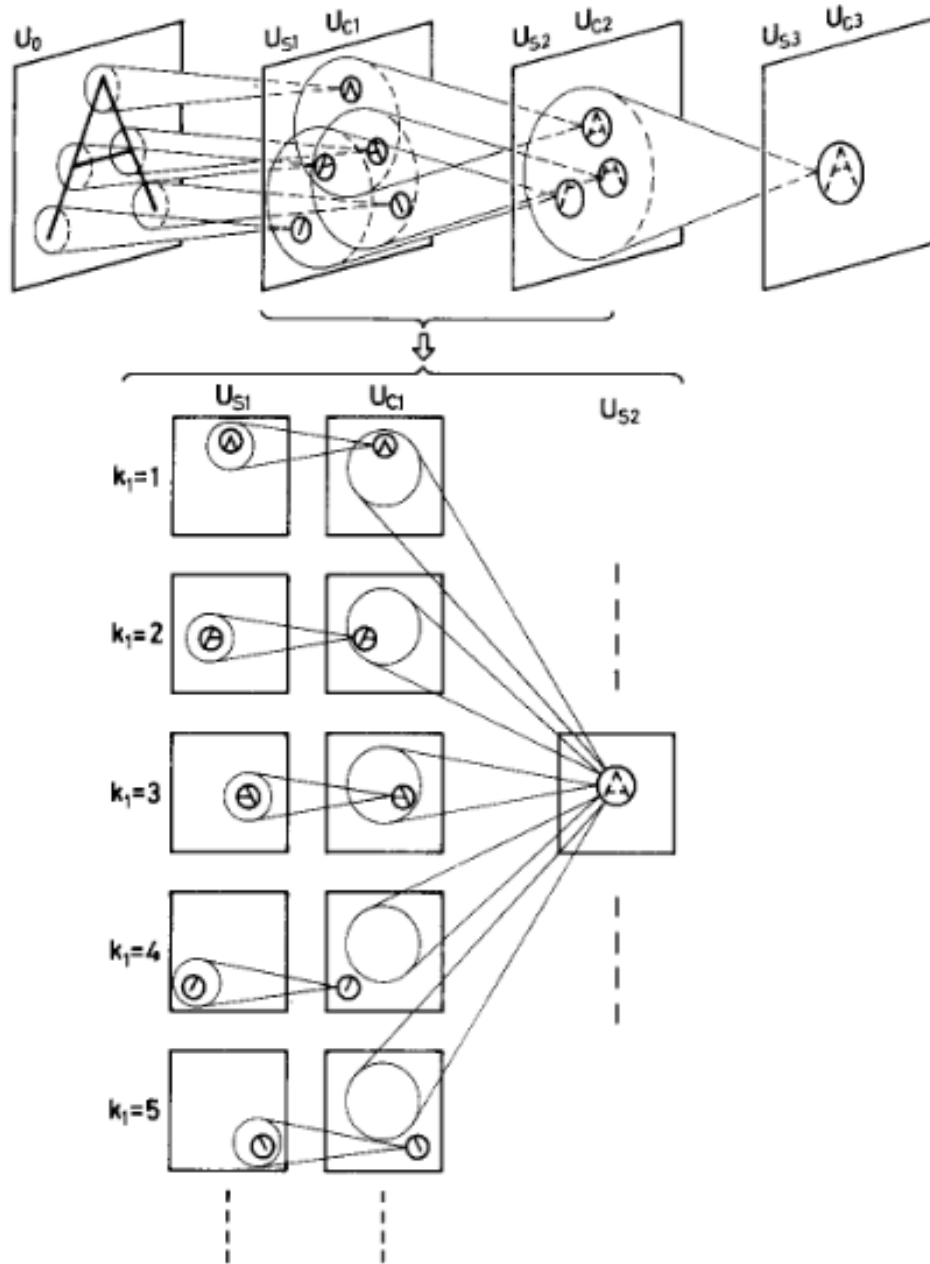


Figure 4: An example of the interconnections between cells and the response of the cells after completion of self-organization

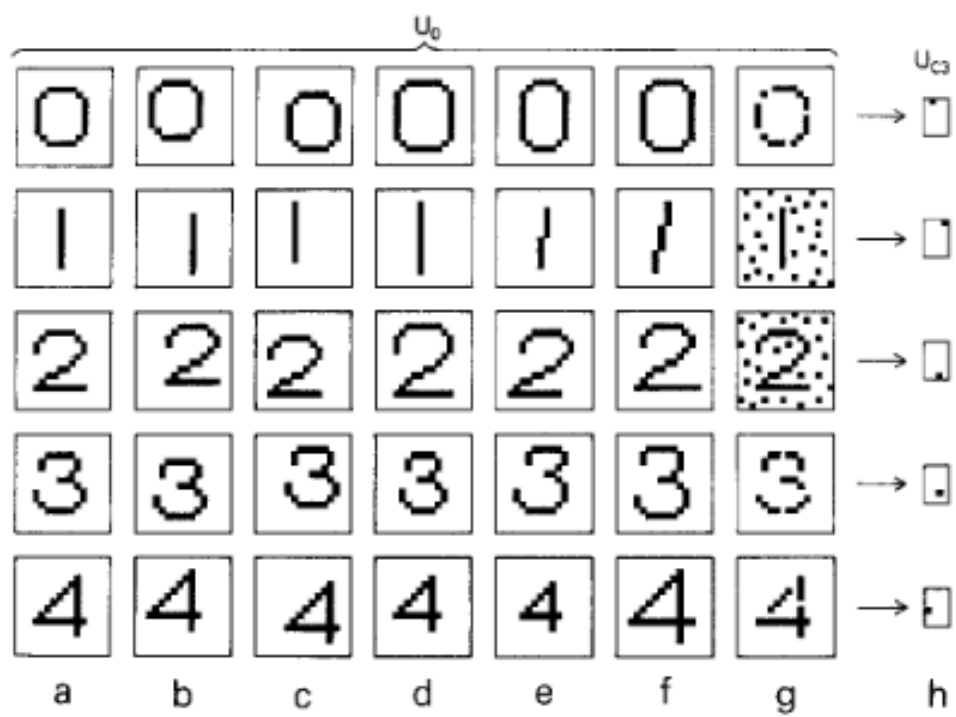


Figure 5: Some examples of distorted stimulus patterns which the neocognitron has correctly recognized, and the response of the final layer of the network

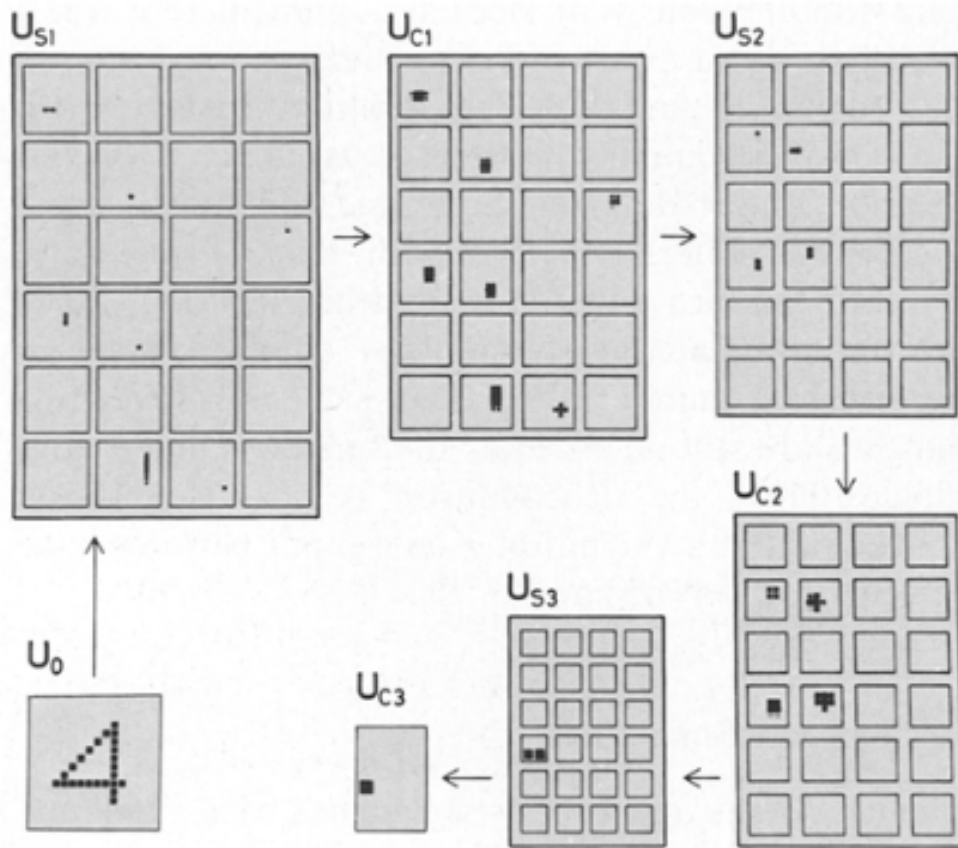


Figure 6: A display of an example of the response of all the individual cells in the neocognitron

### 3 Deep CNN

#### 3.1 Présentation des auteurs



## References

- [1] Kunihiko Fukushima. “Neocognitron: A self-organizing neural network model for a mechanism of pattern recognition unaffected by shift in position”. In: *Biological Cybernetics* (Apr. 1980). URL: [https://lrn.no-ip.info/other/books/neural/Neocognitron/1980\\_Neocognitron%20A%20Self-organizing%20Neural%20Network%20Model%20for%20a%20Mechanism%20of%20Pattern%20Recognition%20Unaffected%20by%20Shift%20in%20Position.pdf](https://lrn.no-ip.info/other/books/neural/Neocognitron/1980_Neocognitron%20A%20Self-organizing%20Neural%20Network%20Model%20for%20a%20Mechanism%20of%20Pattern%20Recognition%20Unaffected%20by%20Shift%20in%20Position.pdf).
- [2] Hubel and Wiesel. “Receptive fields of single neurones in the cat’s striate cortex.” In: *MEDLINE* (Oct. 1959).