

Faculté des sciences de la terre et de l'architecture
Département Géographie et aménagement du territoire



Deep Learning

Réseaux de Neurones Convolutifs (CNN)

Convolutional Neural Networks

Bezzaz Soumia

2025/2026 – Semestre 2

Qu'est-ce que le Deep Learning ?

Deep Learning = Apprentissage profond avec des réseaux de neurones à plusieurs couches

L'évolution de l'IA

Intelligence Artificielle

Le domaine global (Depuis 1950s)

Machine Learning

Algorithmes qui apprennent des données (Depuis 1980s)

Deep Learning

Réseaux de neurones profonds (Depuis 2010s)

Le Deep Learning a révolutionné l'IA grâce aux réseaux profonds capables d'apprendre des représentations complexes

Le problème : Traiter des images avec des réseaux classiques



Le défi :

Une image 224×224 pixels en couleur (RGB) = $224 \times 224 \times 3 = 150\,528$ entrées !

Problèmes avec les réseaux de neurones classiques pour les images :

1

Trop de paramètres

Une image 224×224 avec 1000 neurones cachés = 150 millions de poids à apprendre !

2

Pas de structure spatiale

Les réseaux classiques ignorent que les pixels voisins sont liés (un œil, un nez sont proches)

3

Pas d'invariance

Un chat dans le coin gauche vs coin droit = complètement différent pour le réseau !

4

Apprentissage lent

Trop de calculs, besoin d'énormément de données, risque de surapprentissage

La solution : Les Réseaux de Neurones Convolutifs (CNN)

Les CNN utilisent des filtres (noyaux) qui glissent sur l'image pour détecter des motifs locaux

Les 3 principes clés des CNN

Connexions locales

Chaque neurone ne regarde qu'une petite région de l'image (ex: 3×3 pixels)

→ Réduit drastiquement le nombre de paramètres

Partage de poids

Le même filtre est utilisé sur toute l'image

→ Détecte le même motif partout (invariance de translation)

Hiérarchie de features

Les premières couches détectent des bords, les suivantes des formes, puis des objets

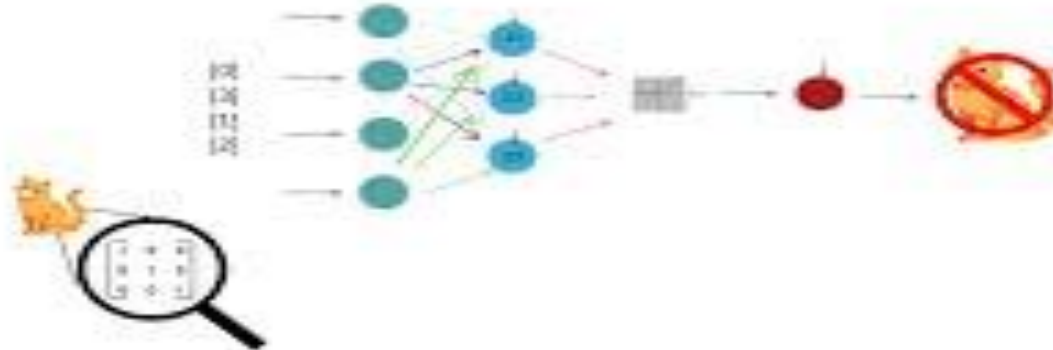
→ Apprentissage de représentations complexes

https://youtu.be/zy40NN3tU8w?si=auGBW1KzAHn_A5pl



Convolutional Neural Networks

الشبكات العصبية الالتفافية



L'opération de convolution : Comment ça marche ?

Exemple visuel de convolution 3×3

Image d'entrée (5×5)

1	2	3	4	5
2	3	4	5	6
3	4	5	6	7
4	5	6	7	8
5	6	7	8	9

Filtre (3×3)

1	0	-1
1	0	-1
1	0	-1

×

Sortie (3×3)

*	*	*
*	*	*
*	*	*

Calcul : Pour chaque position, on multiplie les valeurs du filtre avec la région de l'image, puis on somme.

Premier pixel : $(1 \times 1) + (2 \times 0) + (3 \times -1) + (2 \times 1) + (3 \times 0) + (4 \times -1) + (3 \times 1) + (4 \times 0) + (5 \times -1) = -4$

Étapes

1. Placer le filtre

Sur le coin supérieur gauche

2. Multiplier

Chaque valeur du filtre ×
valeur de l'image

3. Sommer

Additionner tous les résultats

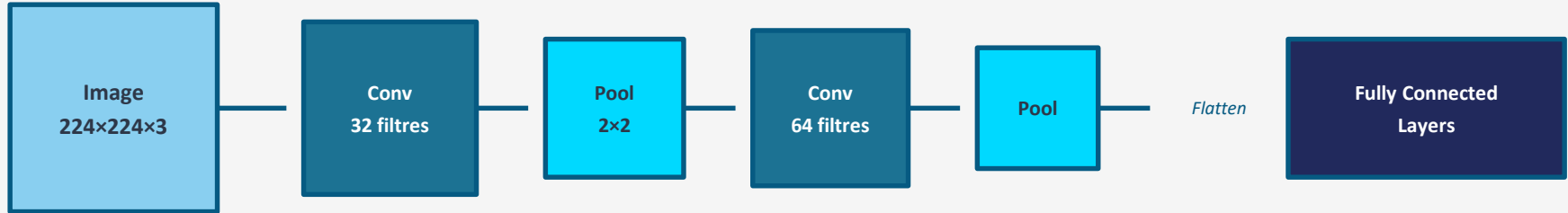
4. Glisser

Déplacer le filtre d'un pixel et
répéter

Le filtre "glisse" sur toute
l'image → Convolution

Architecture d'un CNN : Les 3 types de couches

Pipeline typique d'un CNN



1. Couches Convolutives (Conv)

- Appliquent des filtres qui glissent sur l'image
- Détectent des motifs locaux (bords, textures, formes)
- Paramètres : nombre de filtres, taille (ex: 3x3, 5x5)
- Sortie : Feature maps (cartes de caractéristiques)

2. Couches de Pooling

- Réduisent la taille spatiale des feature maps
- Conservent l'info importante, éliminent les détails
- Types : Max Pooling (prend le max), Average Pooling
- Résultat : Moins de paramètres, invariance aux petites transformations

3. Couches Fully Connected (FC)

- Réseau de neurones classique à la fin
- Connecte toutes les features extraites
- Fait la décision finale (classification)
- Sortie : Probabilités pour chaque classe

Exemples de filtres et ce qu'ils détectent

Détection de bord vertical

1	0	-1
1	0	-1
1	0	-1

Détecte les contours verticaux

Détection de bord horizontal

1	1	1
0	0	0
-1	-1	-1

Détecte les contours horizontaux

Flou (Blur)

1	1	1
1	1	1
1	1	1

Lisse l'image, réduit le bruit

Netteté (Sharpen)

0	-1	0
-1	5	-1
0	-1	0

Accentue les détails et contours

Détection de diagonale

2	-1	-1
-1	2	-1
-1	-1	2

Détecte les lignes diagonales

Identité

0	0	0
0	1	0
0	0	0

Laisse l'image inchangée (baseline)

Applications des CNN dans le monde réel



Vision par ordinateur

- Classification d'images (ImageNet)
- Détection d'objets (YOLO, R-CNN)
- Segmentation sémantique
- Reconnaissance faciale



Médical

- Détection de cancer (radiographies)
- Analyse d'IRM/Scanner
- Diagnostic dermatologique
- Détection de rétinopathie



Véhicules autonomes

- Détection de piétons
- Reconnaissance de panneaux
- Segmentation de route
- Prédiction de trajectoire



Sécurité

- Surveillance vidéo intelligente
- Détection d'anomalies
- Reconnaissance d'armes
- Analyse de foules



Industrie

- Contrôle qualité automatique
- Détection de défauts
- Tri automatique
- Maintenance prédictive



Autres domaines

- Génération d'art (DALL-E, Midjourney)
- Restauration de photos
- Super-résolution
- Style transfer

Les CNN

1

Conçus pour traiter les images

Exploitent la structure spatiale des données visuelles

2

Convolution = filtres glissants

Détectent des motifs locaux (bords, textures, formes)

3

3 types de couches essentielles

Conv (extraction) → Pool (réduction) → FC (décision)

4

Moins de paramètres

Partage de poids → efficace même pour grandes images

5

Hiérarchie d'apprentissage

Couches profondes = features de plus en plus complexes

6

Applications partout

Vision, médical, véhicules autonomes, sécurité...