Deep learning
CNN

Vincent Lefieux

Introduction
Principes
Couches de convolution
Couches de pooling
Pratique des CNN
Références

Plan

Introduction

Principes

Couches de convolution

Couches de pooling

Pratique des CNN

Plan

Introduction

Principes

Couches de convolution

Couches de pooling

Pratique des CNN

Motivation

- Les réseaux de neurones convolutifs (CNN ou ConvNet) sont des réseaux de neurones *feed forward* qui s'inspirent du cortex visuel.
- Ils sont particulièrement adaptés au traitement d'images (dont la reconnaissance), mais peuvent également être utilisé pour le traitement de vidéos, du langage naturel, etc.
- Le traitement d'images à l'aide de réseaux *fully connected* (DNN) conduirait à un nombre de paramètres bien trop important à considérer malgré les capacités de calcul actuellement disponibles.

Introduction
Principes
Couches de convolution
Couches de pooling
Pratique des CNN
Références

Principe général de la classification d'images à l'aide des CNN

- Extraction de *features* d'images.
- Constitution de *bags of features*.
- Classification de ces différents *features* à l'aide de réseaux de neurones *fully connected*.

Introduction
Principes
Couches de convolution
Couches de pooling
Pratique des CNN
Références

Plan

Introduction

Principes

Couches de convolution

Couches de pooling

Pratique des CNN

Plusieurs types de couches

- Couches de convolution.
  L'application d'un filtre à une image permet d'obtenir une feature map qui extrait des caractéristiques (*features*) : contours, formes, lignes, etc.
- Couches de pooling.
  La corrélation entre des pixels proches autorise souvent une réduction de dimension.
- Couches fully-connected.
  Ces couches sont des DNN « classiques ».

Introduction
Principes
Couches de convolution
Couches de pooling
Pratique des CNN
Références

CNN

Introduction
Principes
Couches de convolution
Couches de pooling
Pratique des CNN
Références

Illustration

Introduction
Principes
Couches de convolution
Couches de pooling
Pratique des CNN
Références

Plan

Introduction

Principes

Couches de convolution

Couches de pooling

Pratique des CNN

Convolution

- On fait glisser un filtre sur une (des) couche(s) d'entrée.
- On peut accroître le stride (la « foulée ») pour le déplacement du filtre.
- On peut également utiliser le padding (« rembourrage ») : ajout artificiel de données sur les bord pour conserver une feature maps de même taille en sortie.
- On considère généralement des noyaux de convolution avec ReLU comme fonction d'activation (conserve les données positives, élimine les autres).
- Les paramètres de ces neurones de convolution font l'objet d'un apprentissage à l'aide de l'algorithme de rétropropagation.

Introduction
Principes
Couches de convolution
Couches de pooling
Pratique des CNN
Références

Convolution I

entrées

noyau

neurone
de convolution

Introduction

Principes

Couches de convolution

Couches de pooling

Pratique des CNN

Références

Convolution II

Introduction
Principes
Couches de convolution
Couches de pooling
Pratique des CNN
Références

Convolution III

Introduction
Principes
Couches de convolution
Couches de pooling
Pratique des CNN
Références

Convolution IV

Introduction

Principes

Couches de convolution

Couches de pooling

Pratique des CNN

Références

Convolution V

Introduction
Principes
Couches de convolution
Couches de pooling
Pratique des CNN
Références

Convolution VI

Introduction
Principes
Couches de convolution
Couches de pooling
Pratique des CNN
Références

Stride I

$$(s_1 = 2, s_2 = 3)$$

Introduction
Principes
Couches de convolution
Couches de pooling
Pratique des CNN
Références

Stride II

$$(s_1 = 2, s_2 = 3)$$

Introduction

Principes

Couches de convolution

Couches de pooling

Pratique des CNN

Références

Stride III

Introduction
Principes
Couches de convolution
Couches de pooling
Pratique des CNN
Références

Stride IV

Introduction
Principes
Couches de convolution
Couches de pooling
Pratique des CNN
Références

Stride V

Introduction
Principes
Couches de convolution
Couches de pooling
Pratique des CNN
Références

Stride VI

Introduction
Principes
Couches de convolution
Couches de pooling
Pratique des CNN
Références

Stride VII

Introduction
Principes
Couches de convolution
Couches de pooling
Pratique des CNN
Références

Stride VIII

Introduction
Principes
Couches de convolution
Couches de pooling
Pratique des CNN
Références

Padding I

Introduction
Principes
Couches de convolution
Couches de pooling
Pratique des CNN
Références

Padding II

Introduction
Principes
Couches de convolution
Couches de pooling
Pratique des CNN
Références

Padding III

Introduction
Principes
Couches de convolution
Couches de pooling
Pratique des CNN
Références

Padding IV

Introduction
Principes
Couches de convolution
Couches de pooling
Pratique des CNN
Références

Padding V

Introduction
Principes
Couches de convolution
Couches de pooling
Pratique des CNN
Références

Padding VI

Padding VII

Introduction
Principes
Couches de convolution
Couches de pooling
Pratique des CNN
Références

Plan

Introduction

Principes

Couches de convolution

Couches de pooling

Pratique des CNN

Pooling

- On fait glisser un filtre sur la feature map en sortie de la couche de convolution.
- La taille de filtre la plus couramment utilisée est 2×2 avec un stride de 2.
- Les 2 filtres les plus classiques sont :
  - Max pooling ;
  - Average pooling.

Introduction
Principes
Couches de convolution
Couches de pooling
Pratique des CNN
Références

Max pooling I

Introduction
Principes
Couches de convolution
Couches de pooling
Pratique des CNN
Références

Max pooling II

Introduction
Principes
Couches de convolution
Couches de pooling
Pratique des CNN
Références

Max pooling III

Introduction
Principes
Couches de convolution
Couches de pooling
Pratique des CNN
Références

Max pooling IV

Introduction
Principes
Couches de convolution
Couches de pooling
Pratique des CNN
Références

Max pooling V

Introduction
Principes
Couches de convolution
Couches de pooling
Pratique des CNN
Références

Max pooling VI

Introduction
Principes
Couches de convolution
Couches de pooling
Pratique des CNN
Références

Max pooling VII

Introduction
Principes
Couches de convolution
Couches de pooling
Pratique des CNN
Références

Max pooling VIII

Introduction
Principes
Couches de convolution
Couches de pooling
Pratique des CNN
Références

Plan

Introduction

Principes

Couches de convolution

Couches de pooling

Pratique des CNN

Données

- Dans le cas où on dispose de peu de données labellisées, on peut procéder à :
  - Une data augmentation, notamment via les opérations sur les images telles que le retournement (*flip*), la translation (*shift*), la rotation, la mise à l'échelle (*scale*) ou le bruitage (gaussien).
  - Du transfer learning : on peut utiliser un réseau de neurones pré-entraîné sur des données volumineuses, et amender les poids des neurones (fine tuning) sur des échantillons d'intérêt plus petits.
- Afin de pré-entrainer ou tester des modèles, la base ImageNet est souvent utilisée :

  https://www.image-net.org

  Elle est constituée de plus de 14 millions d'images labellisées, avec plus de 1000 classes.

Introduction
Principes
Couches de convolution
Couches de pooling
Pratique des CNN
Références

Moyens de calculs

- Le nombre de coeurs est beaucoup plus important dans les processeurs GPU que dans les processeurs CPU.
- Les processeurs CPU sont adaptés aux calculs séquentiels.
- Les processeurs GPU permettent de paralléliser les très nombreuses opérations calculatoires présents dans les CNN (les convolutions notamment).

Introduction
Principes
Couches de convolution
Couches de pooling
Pratique des CNN
Références

LeNet5

(Le Cun et collab., 1998)

- 3 couches de convolution.
- 2 couches d'*average pooling*.
- 2 couches *fully connected*.
- 60 000 paramètres.

Introduction
Principes
Couches de convolution
Couches de pooling
Pratique des CNN
Références

AlexNet

- Vainqueur du concours ImageNet 2012.
- 8 couches de convolution.
- Quelques couches de *max pooling*.
- 3 couches *fully connected*.
- 34 944 paramètres.

Introduction
Principes
Couches de convolution
Couches de pooling
Pratique des CNN
Références

VGGNet

- Vainqueur du concours ImageNet 2013.
- 2 versions dont une à 16 couches.

Introduction
Principes
Couches de convolution
Couches de pooling
Pratique des CNN
Références

Références

Arias, S., E. Maldonado et J.-L. Parouty. 2022, «Fidle», URL `https://gricad-gitlab.univ-grenoble-alpes.fr/talks/fidle/-/wikis/home`.

Bishop, C. M. 1995, *Neural networks for pattern recognition*, Advanced Texts in Econometrics, Oxford University Press.

Bishop, C. M. 2011, *Pattern recognition and machine learning*, Information Science and Statistics, Springer.

Chollet, F. 2020, *L'apprentissage profond avec Python*, Machinelearning.fr.

Le Cun, Y., L. Bottou, Y. Bengio et P. Haffner. 1998, «Gradient-based learning applied to document recognition», dans *IEE Proceedings*, vol. 86, p. 2278–2324.

Introduction
Principes
Couches de convolution
Couches de pooling
Pratique des CNN
Références