

# Introduction aux réseaux de neurones pour l'apprentissage supervisé (suite)

Guillaume Bourmaud

# PLAN

- I. Introduction
- II. Apprentissage supervisé
- III. Approches paramétriques
- IV. Réseaux de neurones
- V. Risques
- VI. Apprentissage des paramètres d'un réseau de neurones
- VII. Réseaux de neurones à convolution
- VIII. Réseaux de neurones profonds
- IX. Spécialisation d'un réseau de neurones
- X. « Adversarial examples »
- XI. PyTorch : Bibliothèque de « Deep Learning »
- XII. Application à la détection d'objets dans une image

## IX) Spécialisation d'un réseau de neurones

## Spécialisation (“Fine-tuning”)

- Exemple : détection du frelon asiatique



Présence (1042 images)



Absence (1844 images)

- Vision par ordinateur
  - réseaux pré-entraînés sur ImageNet (e.g Inceptionv3 ou ResNet)
- Traitement automatique du langage
  - réseaux pré-entraînés sur Wikipedia (e.g BERT)

# Exemple de spécialisation d'un ResNet 18 : couches gelées

Image « normalisée »



3x224x224

7x7 Conv No bias  
K=64 Pad=3 Stride=2

64x112x112

BN

64x112x112

ReLu

64x112x112

3x3 MaxPool  
Pad=1 Stride=2

64x56x56

ResBlock A

64x56x56

ResBlock A

64x56x56

ResBlock B

128x28x28

$\arg \max(o) = 2 \doteq \text{''Présence''}$

2x512 FC

2x1

7x7 Average Pool

512x1

ResBlock A

512x7x7

ResBlock B

512x7x7

ResBlock A

256x14x14

ResBlock B

256x14x14

ResBlock A

128x28x28

Couches «gelées» préalablement optimisées sur ImageNet

Nouvelle couche

# Exemple de spécialisation d'un ResNet 18 : couches non gelées

Image « normalisée »



3x224x224

7x7 Conv No bias  
K=64 Pad=3 Stride=2

64x112x112

BN

64x112x112

ReLu

64x112x112

3x3 MaxPool  
Pad=1 Stride=2

64x56x56

ResBlock A

64x56x56

ResBlock A

64x56x56

ResBlock B

128x28x28

$\arg \max(o) = 2 \doteq \text{''Présence''}$

2x512 FC

2x1

7x7 Average Pool

512x1

ResBlock A

512x7x7

ResBlock B

512x7x7

ResBlock A

256x14x14

ResBlock B

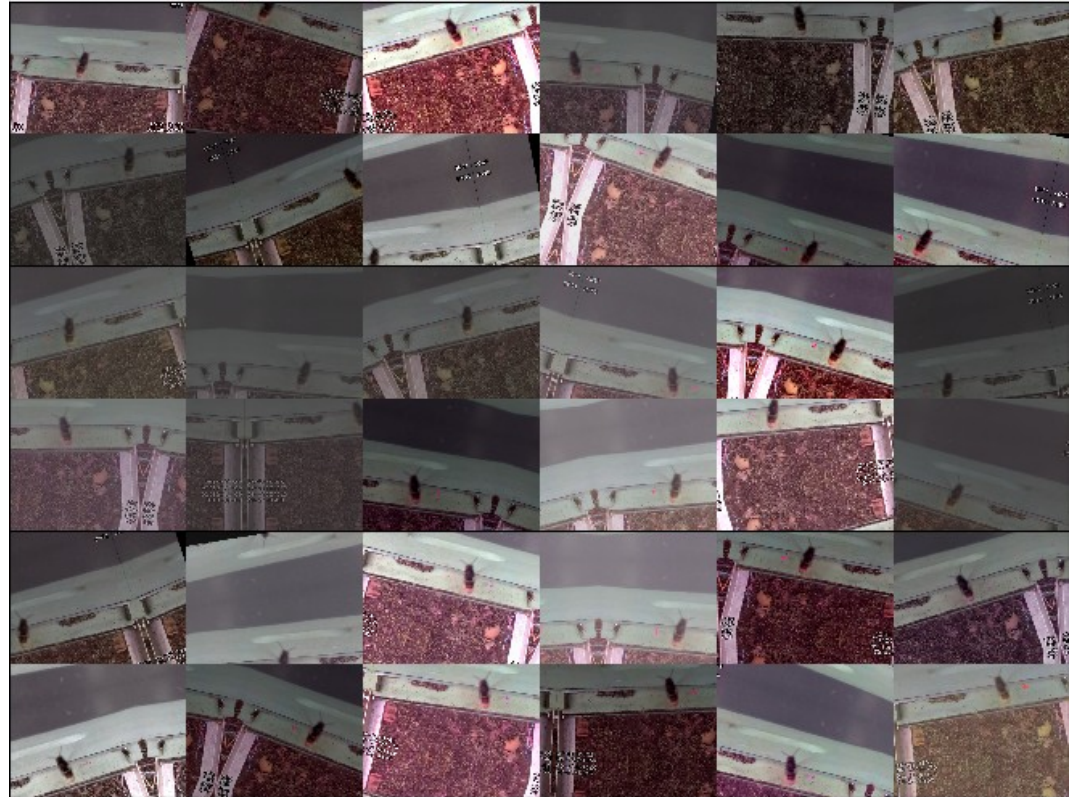
256x14x14

ResBlock A

128x28x28

# Augmentation de données

- Mirroir
- Transformation affine
- Perturbation couleur
- Effacement
- Bruit
- ...



Cubuk et al. (2019). Autoaugment: Learning augmentation strategies from data. CVPR

Cubuk et al. (2020). Randaugment: Practical automated data augmentation with a reduced search space. CVPR

X) « Adversarial examples »



X)

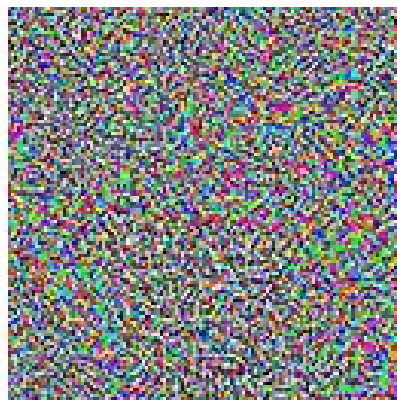
# “Adversarial examples”



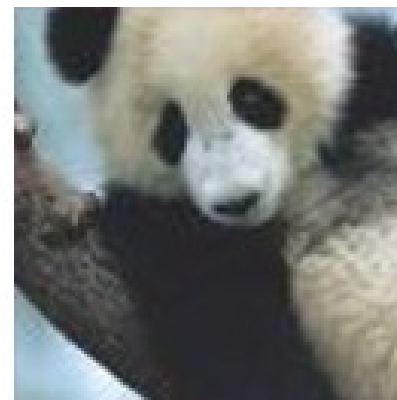
“panda”

57.7% confidence

+  $\epsilon$



=



“gibbon”

99.3% confidence

Source : <https://openai.com/blog/adversarial-example-research/>

X)

# “Adversarial patches”



Sources : “ADVHAT: Real-world adversarial attack on ArcFace face ID system” (<https://arxiv.org/pdf/1908.08705.pdf>)  
“Robust Physical-World Attacks on Deep Learning Visual Classification” (<https://arxiv.org/pdf/1707.08945.pdf>)

## XI) PyTorch : Bibliothèque de « Deep Learning »

# Bibliothèques



# PyTorch

Numpy sur GPU

```
# Create a numpy array.
x = np.array([[1, 2], [3, 4]])

# Convert the numpy array to a torch tensor.
y = torch.from_numpy(x)

# Convert the torch tensor to a numpy array.
z = y.numpy()
```

Autograd

```
# Create tensors.
x = torch.tensor(1., requires_grad=True)
w = torch.tensor(2., requires_grad=True)
b = torch.tensor(3., requires_grad=True)

# Build a computational graph.
y = w * x + b      # y = 2 * x + 3

# Compute gradients.
y.backward()

# Print out the gradients.
print(x.grad)      # x.grad = 2
print(w.grad)      # w.grad = 1
print(b.grad)      # b.grad = 1
```

# PyTorch : Chargement de données (« Dataloader »)

## Définition du Dataloader

```
train_loader = t.utils.data.DataLoader(dataset=train_set,
                                       batch_size=batch_size,
                                       shuffle=True,
                                       num_workers=2)
```

Nombre de processus qui vont préparer des minibatches en parallèle sur CPU(s).

## Définition du GPU

```
device = t.device('cuda:0' if t.cuda.is_available() else 'cpu')
```

## Boucle principale d'apprentissage

```
for epoch in range(num_epochs):
    for i, (images, labels) in enumerate(train_loader):
        images = images.to(device)
        labels = labels.to(device)
        ...
```

Mise à disposition d'un minibatch

Transfert du minibatch au GPU

## XII) Application à la détection d'objets dans une image

# Détection d'objets

**Classification**



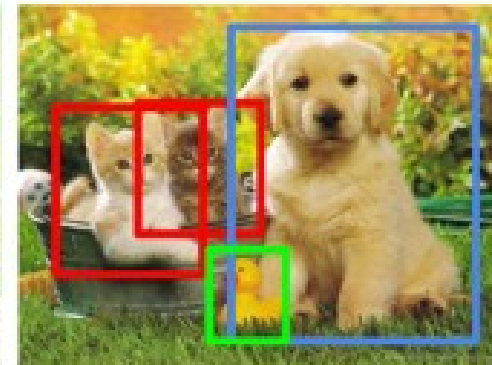
CAT

**Classification  
+ Localization**



CAT

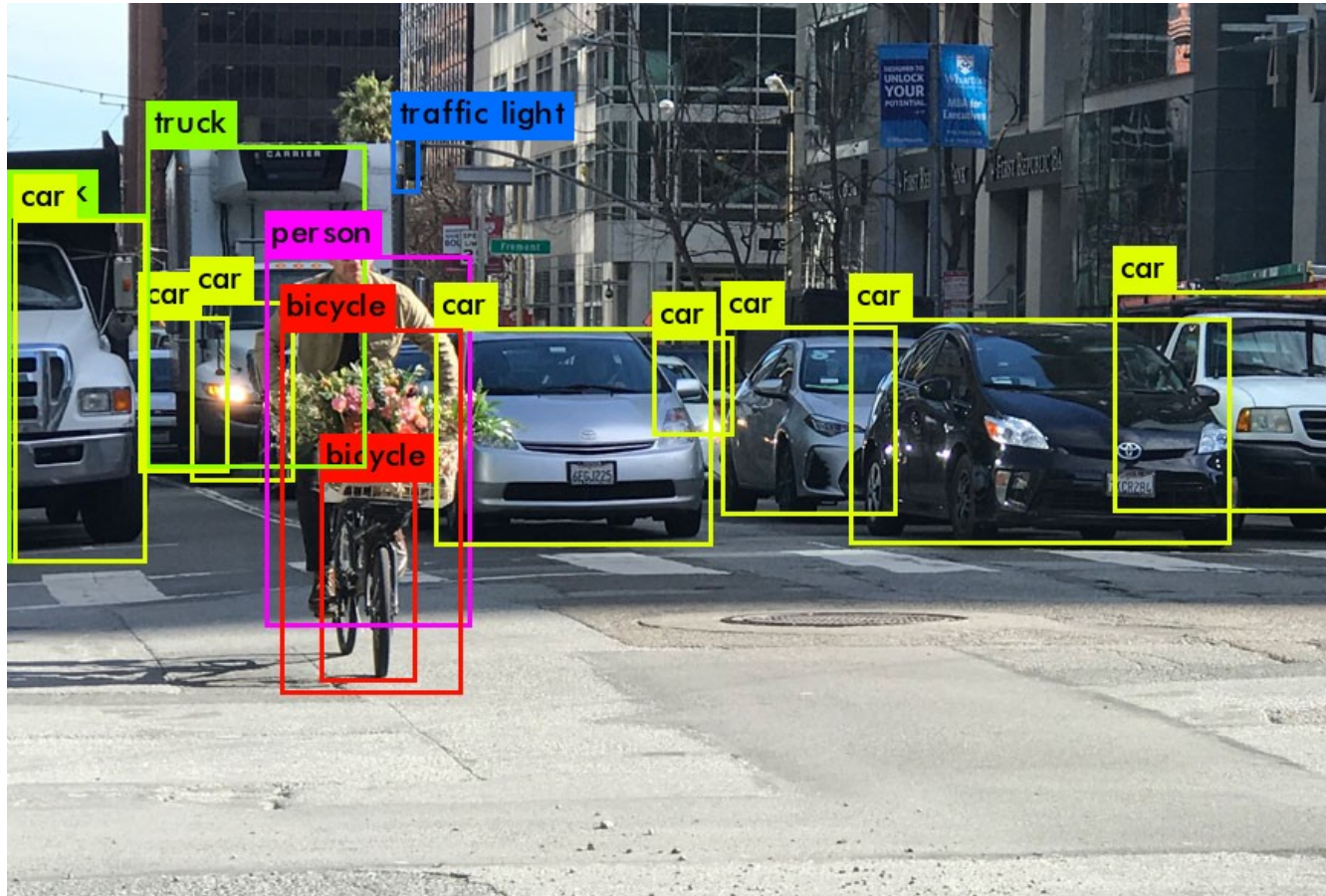
**Object Detection**



CAT, DOG, DUCK



## Exemple de détection d'objets



## Formulation du problème

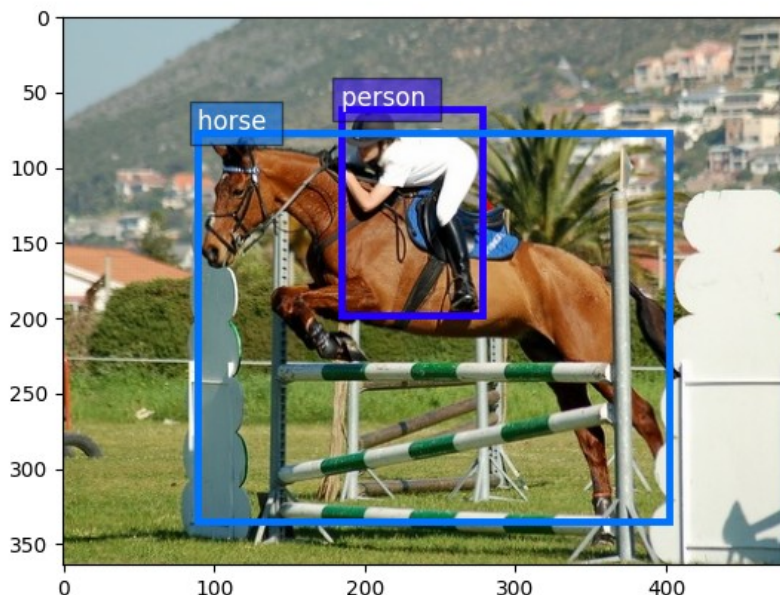
- Objectif
  - Prédire une boîte englobante autour de chaque objet,
  - Prédire la classe de l'objet,
  - En utilisant un réseau de neurones en apprentissage supervisé.
- Questions
  - Quelles données annotées disponibles ?
  - Quelle architecture ?
  - Quelle fonction de coût ?

## Quelles données annotées disponibles ?

Microsoft COCO dataset (80 classes)

Pascal VOC dataset (20 classes)

1: 'person',	31: 'skis',	61: 'dining table',
2: 'bicycle',	32: 'snowboard',	62: 'toilet',
3: 'car',	33: 'sports ball',	63: 'tv',
4: 'motorcycle',	34: 'kite',	64: 'laptop',
5: 'airplane',	35: 'baseball bat',	65: 'mose',
6: 'bs',	36: 'baseball glove',	66: 'remote',
7: 'train',	37: 'skateboard',	67: 'keyboard',
8: 'trck',	38: 'srfboard',	68: 'cell phone',
9: 'boat',	39: 'tennis racket',	69: 'microwave',
10: 'traffic light',	40: 'bottle',	70: 'oven',
11: 'fire hydrant',	41: 'wine glass',	71: 'toaster',
12: 'stop sign',	42: 'cp',	72: 'sink',
13: 'parking meter',	43: 'fork',	73: 'refrigerator',
14: 'bench',	44: 'knife',	74: 'book',
15: 'bird',	45: 'spoon',	75: 'clock',
16: 'cat',	46: 'bowl',	76: 'vase',
17: 'dog',	47: 'banana',	77: 'scissors',
18: 'horse',	48: 'apple',	78: 'teddy bear',
19: 'sheep',	49: 'sandwich',	79: 'hair drier',
20: 'cow',	50: 'orange',	80: 'toothbrsh',
21: 'elephant',	51: 'broccoli',	
22: 'bear',	52: 'carrot',	
23: 'zebra',	53: 'hot dog',	
24: 'giraffe',	54: 'pizza',	
25: 'backpack',	55: 'dont',	
26: 'mbrella',	56: 'cake',	
27: 'handbag',	57: 'chair',	
28: 'tie',	58: 'coch',	
29: 'sitcase',	59: 'potted plant',	
30: 'frisbee',	60: 'bed',	



Person:  
1: person

Animal:  
2: bird  
3: cat  
4: cow  
5: dog  
6: horse  
7: sheep

Vehicle:  
8: aeroplane  
9: bicycle  
10: boat  
11: bus  
12: car  
13: motorbike  
14: train

Indoor:  
15: bottle  
16: chair  
17: dining table  
18: potted plant  
19: sofa  
20: tv/monitor

Comment prédire le nombre d'objets et pour chaque objet sa boîte et sa classe ?

Exemple de solution : CenterNet (Zhou et. al, Objects as points, 2019)



keypoint heatmap [C]



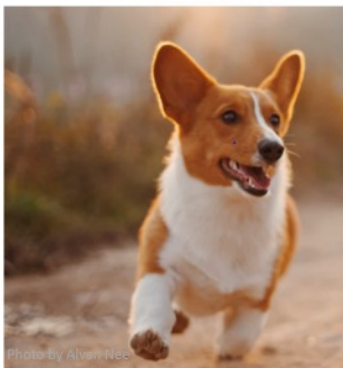
local offset [2]



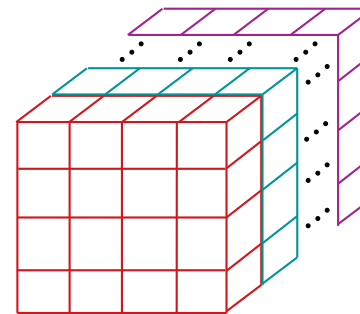
object size [2]

XII)

# CenterNet



$3 \times H \times W$



$(C+2+2) \times H/4 \times W/4$

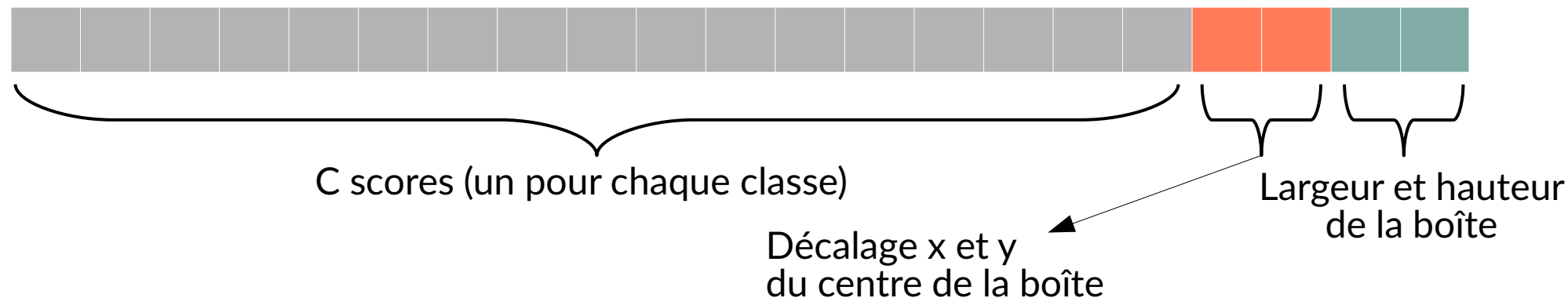


C scores (un pour chaque classe)

Décalage x et y  
du centre de la boîte

Largeur et hauteur  
de la boîte<sub>24</sub>

# CenterNet (suite)



Fonction de coût = somme de trois fonctions de coût

- Pour les scores : « pixelwise logistic regression » (i.e. sur chaque case grise)
- Pour le décalage : régression L1 (sur les cases oranges s'il y a une boîte sinon rien)
- Pour la largeur et la hauteur : régression L1 (sur les cases vertes s'il y a une boîte sinon rien)



# CenterNet (suite)

