

Day 104 電腦視覺實務延伸

# 史丹佛線上 ConvNetJS 簡介



出題教練

陳宇春



# 知識地圖 卷積網路實務延伸

## 互動式網頁神經網路視覺化

深度神經網路  
Supervised Learning Deep Neural Network (DNN)

簡介 Introduction

套件介紹 Tools: Keras

組成概念 Concept

訓練技巧 Training Skill

應用案例 Application

卷積神經網路  
Convolutional Neural Network (CNN)

簡介 introduction

套件練習 Practice with Keras

訓練技巧 Training Skill

電腦視覺 Computer Vision

電腦視覺實務延伸  
Computer Vision and CNN

互動式網頁 - CNN 視覺化

常用的 CNN 模型

電腦視覺常用資料集

電腦視覺常見應用

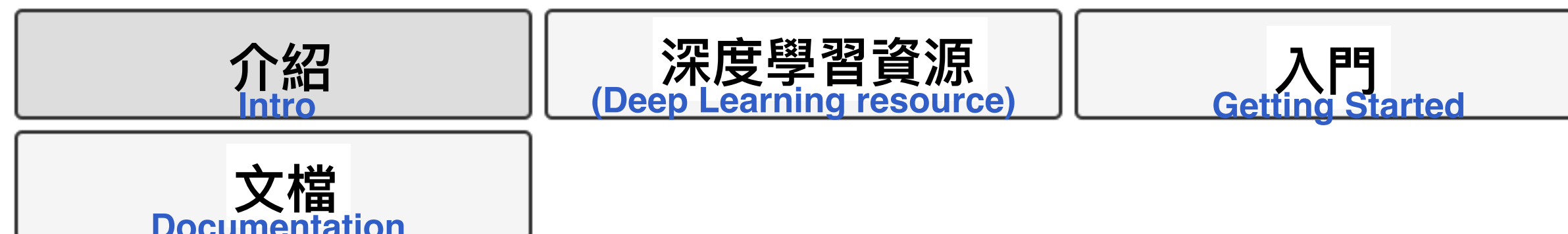


# 本日知識點目標

- 透過互動式網頁了解卷積網路
- 卷積網路超參數對於訓練與預測率的影響
- 特徵圖 (feature map) 視覺化的效果

# 何謂 ConvNetJS

- ConvNetJS 是一個 Javascript 庫，用於完全在您的瀏覽器中訓練深度學習模型（神經網路）
- 線上網址：
  - <https://cs.stanford.edu/people/karpathy/convnetjs/>
- 進入畫面：



# 何謂 ConvNetJS

## 瀏覽器演示

分類MINIST數字與卷積神經網路



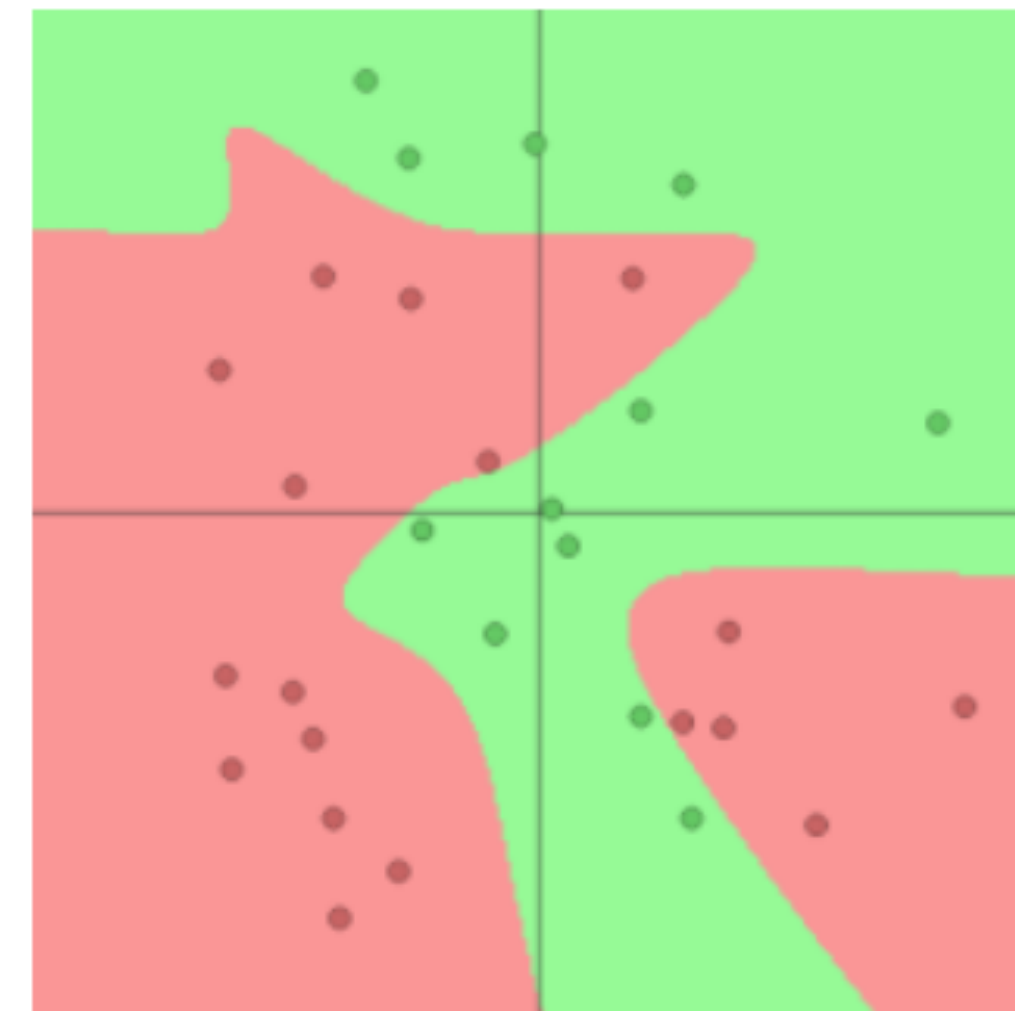
利用CNN 做手寫辨識

分類CIFR-10與卷積神經網路



利用CNN 做CIFAR10  
影像辨識

使用神經網路對玩具二維數據進行  
交互式分類

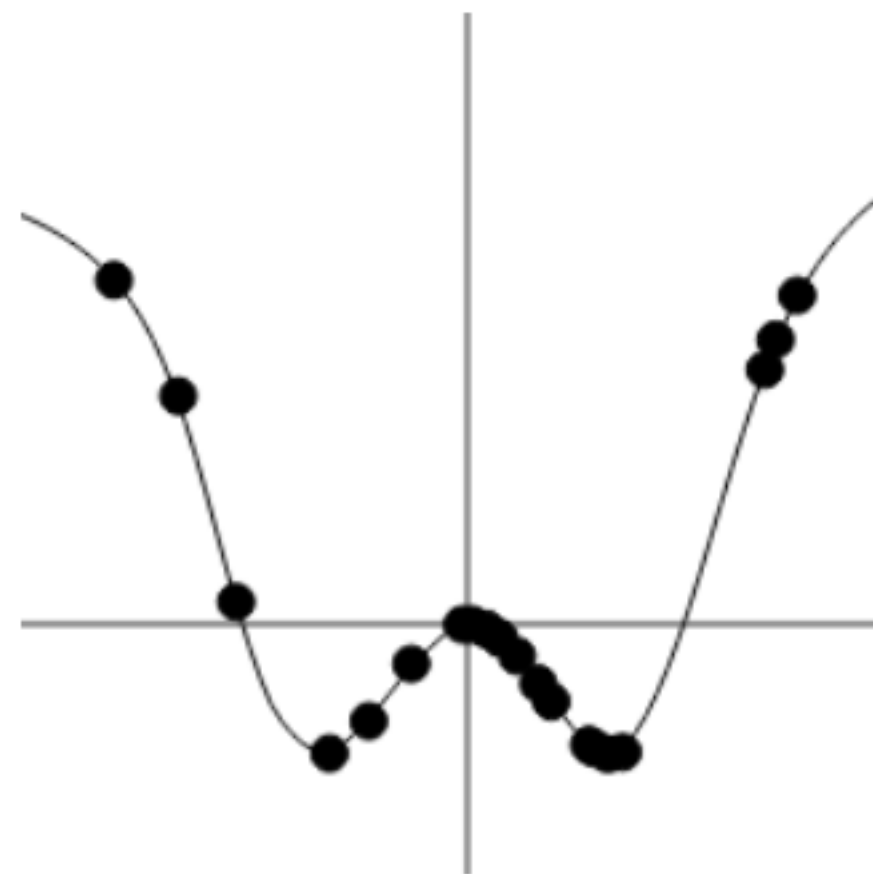


利用NN 做二維分類演示



# 何謂 ConvNetJS

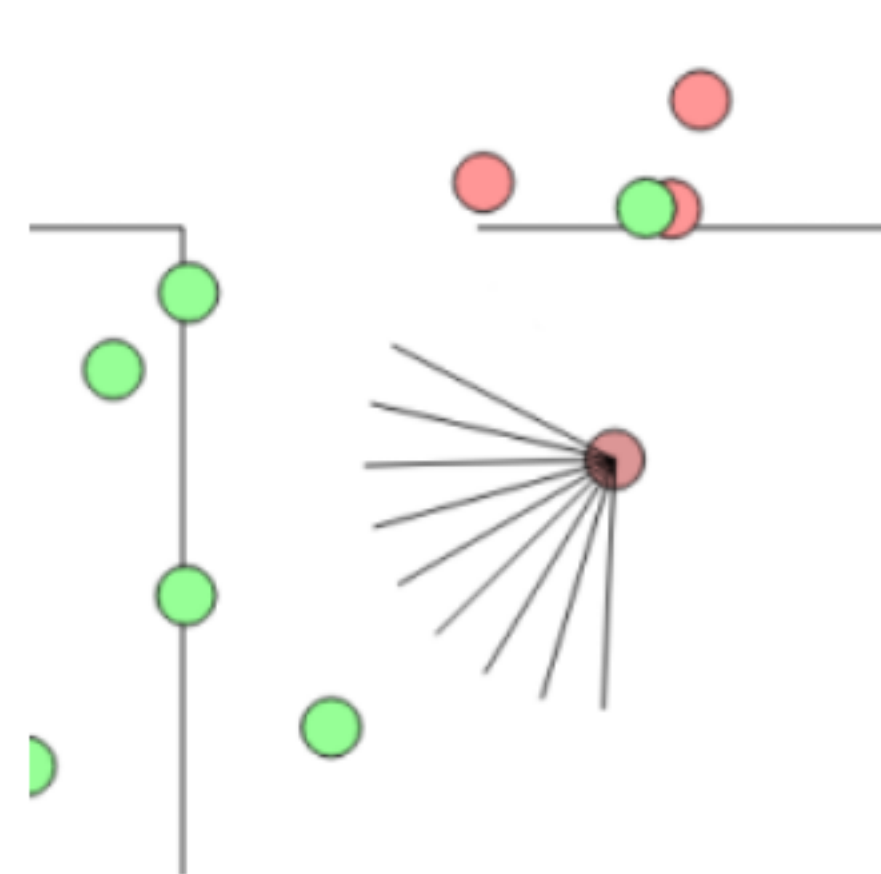
以交互方式回歸玩具1-D數據



訓練MNIST數字自動編碼器



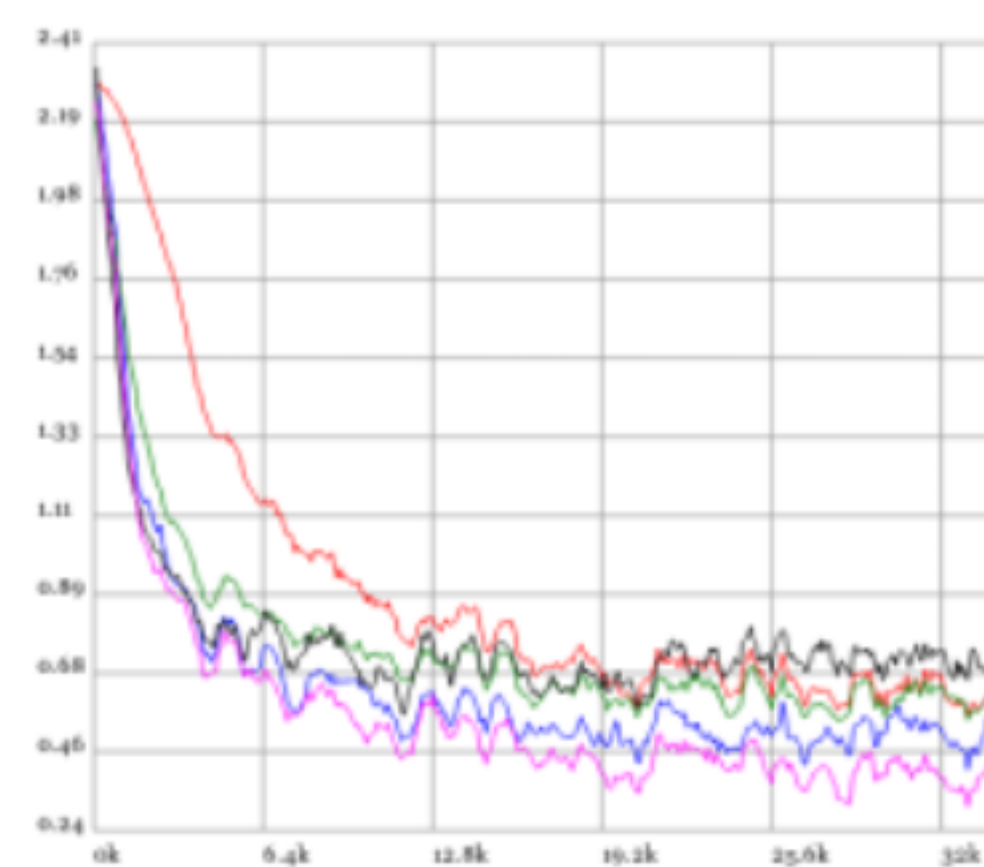
深度學習強化學習



神經網路「繪製」圖像



比較中SGD / Adadelata / Adagrad



# 利用 CNN 做 CIFAR10 影像辨識

這個演示在您的瀏覽器中訓練CIFAR-10數據集上的卷積神經網路，只有 Javascript。該數據集的最新技術水平約為 90%，人類表現約為 94%（不完美，因為數據集可能有點模稜兩可）。

這個數據集，數據增強包括隨機翻轉和水平和邏輯上最多 2px 的隨機圖像移位。

在本演示中，使用 Adadelata，它是每個參數自適應步長方法之一，因此我們不必擔心隨著時間的推移而改變學習率或動量。

## 分類CIFR-10與卷積神經網路





# 利用 CNN 做 CIFAR10 影像辨識 – 參數設定



pause

每個batch sample 前行時間  
每個batch sample 後行時間  
分類損失函數的值  
採用L2 的學習率更新率  
訓練精確度  
驗證精確率  
樣本數  
學習率  
學習動量  
批次量大小  
權重衰減率

Forward time per example: 8ms  
Backprop time per example: 14ms  
Classification loss: 1.93805  
L2 Weight decay loss: 0.00115  
Training accuracy: 0.25  
Validation accuracy: 0.16  
Examples seen: 1300  
Learning rate: 0.01  
Momentum: 0.9  
Batch size: 4  
Weight decay: 0.0001

change

change

change

change

save network snapshot as JSON

init network from JSON snapshot

load a pretrained network (achieves ~80% accuracy)

Training Stats

Loss:

Epochs	Loss
0.1k	2.25
0.3k	2.12
1.0k	2.14
1.1k	1.96

clear graph

圖片來源：cs.stanford



# 利用CNN 做 CIFAR10 影像辨識 - 開始執行網路訓練(1)



## Instantiate a Network and Trainer

```
layer_defs = []; # 定義網路起始
# 建立DATA 輸入層, 維度: 32x32x3
layer_defs.push({type:'input', out_sx:32, out_sy:32, out_depth:3});
# 建立卷積層1,該層將使用16個內核執行卷積, 每個內核大小為5x5。
#移動步數為1,輸入將在所有邊上填充2個像素以使輸出Vol具有相同的大小, 激活函數為 ReLU
layer_defs.push({type:'conv', sx:5, filters:16, stride:1, pad:2, activation:'relu'});
# 建立池化層1,每個池化內核大小為2x2,移動步數為2
layer_defs.push({type:'pool', sx:2, stride:2});
# 建立卷積層2,該層將使用20個內核執行卷積, 每個內核大小為5x5。
#移動步數為1,輸入將在所有邊上填充2個像素以使輸出Vol具有相同的大小, 激活函數為 ReLU
layer_defs.push({type:'conv', sx:5, filters:20, stride:1, pad:2, activation:'relu'});
# 建立池化層2,每個池化內核大小為2x2,移動步數為2
```

# 利用CNN 做 CIFAR10 影像辨識 - 開始執行網路訓練(2)



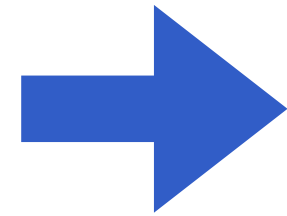
## Instantiate a Network and Trainer

```
layer_defs.push({type:'pool', sx:2, stride:2});  
# 建立卷積層3,該層將使用20個內核執行卷積，每個內核大小為5x5。  
#移動步數為1,輸入將在所有邊上填充2個像素以使輸出Vol具有相同的大小，啟動函數為 ReLU  
layer_defs.push({type:'conv', sx:5, filters:20, stride:1, pad:2, activation:'relu'});  
# 建立池化層3,每個池化內核大小為2x2,移動步數為2  
layer_defs.push({type:'pool', sx:2, stride:2});  
#輸出Vol的大小為1x1x10  
layer_defs.push({type:'softmax', num_classes:10});  
#指定NET 為一個輸出網路  
net = new convnetjs.Net();  
#執行並建立網路  
net.makeLayers(layer_defs);  
#執行網路訓練，優化器採用adadelata, batch_size=4, l2_decay (l2,每次更新時學習率下降)=0.0001  
trainer = new convnetjs.SGDTrainer(net, {method:'adadelata', batch_size:4, l2_decay:0.0001});
```

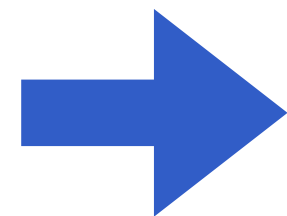


# 利用 CNN 做 CIFAR10 影像辨識 – 網路視覺化

第一層啟動後的  
視覺呈現



第一層啟動後的特徵圖  
視覺呈現

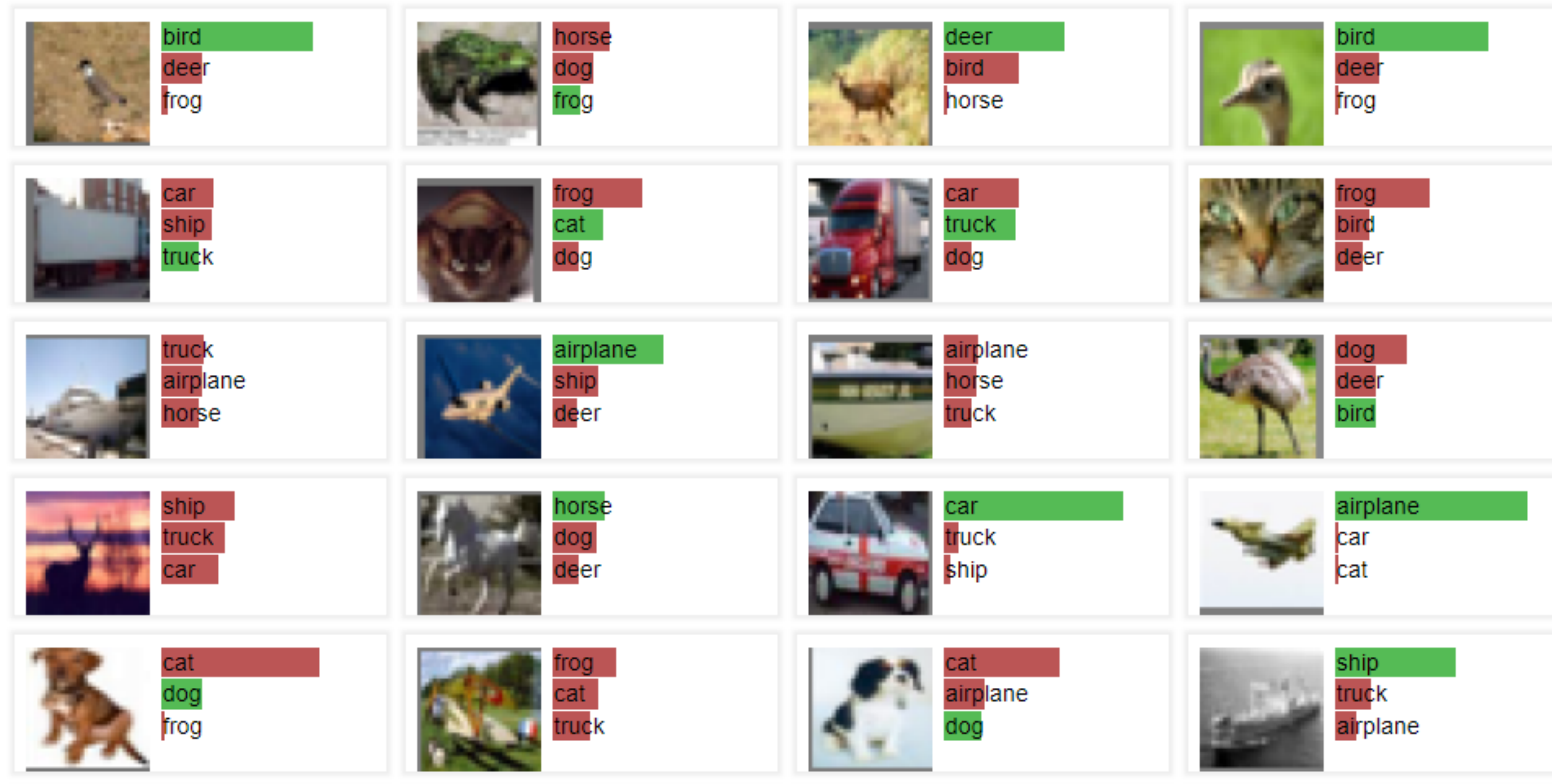


# 利用 CNN 做 CIFAR10 影像辨識 – 結果預測輸出

## 測試200張圖之後的精確率

### Example predictions on Test set

test accuracy based on last 200 test images: 0.47





# 重要知識點複習：相關參數與優化器

- L2\_weight decay：在設置上，Weight Decay 是一個 L2 penalty，是對參數取值平方和的懲罰
  - (1)取值可以量子化，即存在大量可壓縮空間
  - (2)因為 Relu 的存在使得其有界。
- weight decay（權值衰減）的使用最終目的是防止過擬合。所以 weight decay 的作用是調節模型複雜度對損失函數的影響，若 weight decay 很大，則複雜的模型損失函數的值也就大。
- Momentum 是梯度下降法中一種常用的加速技術

# 延伸閱讀：使用 JSON 保存和加載網路

- 使用 JSON 保存和加載網路

簡單地說，使用 toJSON () 和fromJSON () 函數。例如，保存和加載網：  
執行最後一行後，net2 應該與原始網路完全相同

```
# network outputs all of its parameters into json object
```

```
# 網路輸出所有相關參數, 放入 json 物件
```

```
var json = net.toJSON();
```

```
# the entire object is now simply string. You can save this somewhere
```

```
# 整個物件現在只是字符串。你可以把它保存在某個地方
```

```
var str = JSON.stringify(json);
```

```
# 重新建立一個神經網路:
```

```
//從字符串中創建json對象( creates json object out of a string)
```

```
var json = JSON.parse(str);
```

```
// 創建一個新的網路 (create an empty network)
```

```
var net2 = new convnetjs.Net();
```

```
// 載入所有參數(load all parameters from JSON)
```

```
net2.fromJSON(json);
```



# 延伸閱讀：使用 JSON 保存和加載網路 - Keras



## 使用Keras 儲存與加載 網路模型架構

- 保存網路模型但是不包括參數

```
# save as JSON
```

```
json_string = model.to_json()
```

```
# 使用JSON 建構模型 (model reconstruction from JSON):
```

```
from keras.models import model_from_json
```

```
model = model_from_json(json_string)
```

## 延伸閱讀：使用 JSON – 關於優化器

## ConvNetJS 網路一樣可以使用優化器：



# SGD+Momentum



Adadelta



adagrad.

```
// example SGD+Momentum trainer. Performs a weight update every 10 examples
```

```
var trainer = new convnetjs.Trainer(net, {method: 'sgd', learning_rate: 0.01,  
    l2_decay: 0.001, momentum: 0.9, batch_size:  
    10, l1_decay: 0.001});
```

// example that uses adadelta. Reasonable for beginners.

```
var trainer = new convnetjs.Trainer(net, {method: 'adadelta', l2_decay: 0.001,  
                                         batch_size: 10});
```

```
// example adagrad.
```

[illegible]