

## Rot-CNN：一種抗旋轉的卷積神經網路

參展學生： 楊佳誠

指導教授： 陳弘軒 老師

專題類型：■人工智慧、資料科學與多媒體研究

## ➤ 專題簡介

- CNN 通常需要透過 Data Augmentation 的方式來辨識經旋轉的圖像
- 我們試圖設計一種方法，能在不進行Data Augmentation的情況下，也能讓模型對稍加旋轉的資料進行正確判別
- 理想情況下，該模型不僅能正確判別旋轉後的圖像，另外還能縮短訓練時間，大幅減少所需訓練的參數量

## ➤ 專題成果

## A. 資料集說明

使用MNIST、FashionMNIST、CIFAR-10三個經典的資料集進行實驗。三者資料集都是進行十個類別的分類問題。

- MNIST、FashionMNIST：28\*28的灰階圖片組成
- CIFAR-10：32\*32大小的彩色圖片組成

資料集又分為下列三種：

- Test：為各個資料集的預設測試資料集
- rot90x：將Test資料集旋轉90度的倍數
- ranrot：將Test資料集旋轉隨機角度

## B. 實驗設定

本實驗透過下列三種模型進行分析比較：

- CNN1：兩層Convolution層，filter大小分別為3\*3、5\*5，加上兩層Affine層
- CNN2：一層Convolution層，filter大小分別為28\*28或32\*32，加上一層Affine層
- Rot-CNN：一層Convolution層，filter大小分別為28\*28或32\*32，取決於輸入圖片大小，加上一層Affine層。其中此filter在初始化以及倒傳遞後，根據函數flip\_filter來調整形狀，讓filter處於對稱。

```
def flip_filter(FN):  
    ANS = torch.rot90(FN, 1, [2, 3]) + torch.rot90(FN, 2, [2, 3]) + torch.rot90(FN, 3, [2, 3]) + FN  
    x = torch.flip(FN, [3])  
    ANS = ANS + torch.rot90(x, 1, [2, 3]) + torch.rot90(x, 2, [2, 3]) + torch.rot90(x, 3, [2, 3]) + x  
    ANS = ANS/8  
    return ANS
```



Filter對稱示意圖

## C. 評量指標

觀察模型的Accuracy、Average loss、總共所需學習的參數量以及每個epoch所需運行的時間做為比較項目

## D. 實驗結果

Accuracy與Average loss：

		MNIST			FashionMNIST			CIFAR-10		
		Test	rot90x	ranrot	Test	rot90	ranrot	Test	rot90	ranrot
CNN1 (data augmentation)	Ave_loss	0.1266	0.1159	0.1330	0.5251	0.5087	0.5251	1.3254	1.3319	1.3282
	Accuracy	96%	96%	96%	81%	82%	81%	52%	53%	52%
CNN1 (without data augmentation)	Ave_loss	0.0223	6.9584	4.3955	0.2297	8.4026	5.3514	0.8124	2.9429	3.1170
	Accuracy	99%	17%	42%	93%	7%	22%	72%	29%	30%
CNN2 (data augmentation)	Ave_loss	0.5015	0.4993	0.5035	0.8005	0.7920	0.8111	1.8655	1.8632	1.8598
	Accuracy	85%	85%	84%	71%	71%	71%	33%	33%	34%
CNN2 (without data augmentation)	Ave_loss	0.1006	8.3428	5.8147	0.3594	10.0771	6.3615	1.5459	2.3862	2.4464
	Accuracy	97%	16%	33%	87%	2%	19%	45%	24%	23%
Rot-CNN	Ave_loss	0.8478	0.8478	2.6548	0.6145	0.6145	3.7220	1.7946	1.7946	2.0903
	Accuracy	72%	72%	43%	79%	79%	33%	36%	36%	26%

	MNIST	FashionMNIST	CIFAR10
CNN1	1,044,096	1,044,096	1,437,888
CNN2	25,440	25,440	98,656
Rot-CNN	25,440	25,440	98,656

參數量

	MNIST	FashionMNIST	CIFAR10
CNN1	193	184	206
CNN2	17	18	21
Rot-CNN	18	19	20

每個epoch所需運行的時間(s)

## 討論

- 在Rot-CNN中，對於Test與rot90x的結果始終保持一致。這是可以預期的，因為經過對稱filter的運算後，即使模型未看過rot90x的資料，但因為算出來的結果一致，會得到與Test資料集相同的數值。
- Rot-CNN在rot90x與ranrot的表現，除了在CNN1的ranrot表現小幅落後以外，對於沒做擴增資料集的CNN1、CNN2皆為領先。
- Rot-CNN所需訓練的參數量大幅少於CNN1，存在40倍的差距。這也反映在每個epoch所需訓練的時間上，兩者相差近十倍。
- 儘管Rot-CNN對於旋轉有一定的抗性，但在Test的表現上顯著落後其他CNN的表現。

## 結論

新模型Rot-CNN對filter的限制的確對旋轉產生了抗性。透過對filter的限制，附帶達成減少參數和提高速度的效果，但同時也要承受對本身資料集辨識度下降的代價。



專題介紹影片