

# 逢甲大學學生報告 ePaper

## 基於 cifar-10 的邊緣計算優勢和模擬

### Edge computing: advantages and simulation based on cifar-10

作者：王聖閔

系級：資訊四甲

學號：D0341434

開課老師：林佩君

課程名稱：雲端計算

開課系所：資訊碩一

開課學年： 106 學年度 第 2 學期



## 中文摘要

現今物聯網需要的響應時間越來越短，而資料蒐集過程可能會包含私人數據，眾多的設備將會產生非常龐大的數據，雲端計算將無法處理未來將產生的龐大數據[1]，對於個人資料的保護和網路的傳輸成本也是一個問題。為了解決上述這些問題，可以採用邊緣計算將雲端的模型直接放在終端裝置上，如此不但可以解決個人資料傳輸保護的問題，網路傳輸以及雲端計算無法負荷的問題也得以解決，在響應時間上也可以得到最短的優化。

在本篇報告中，我設計一個參數量較多、較為龐大的模型用來模擬放在雲端的模型，然後再設計一個參數量較少、較為小的模型用來模擬放在終端裝置上的模型，訓練資料使用 cifar-10 資料集。

實驗結果驗證了邊緣計算在訓練模型和設計模型的時間上都比傳統雲端計算還要快，模型正確率也比傳統雲端計算還來的高。



**關鍵字：**邊緣計算、卷積神經網路、雲端計算、物聯網

## Abstract

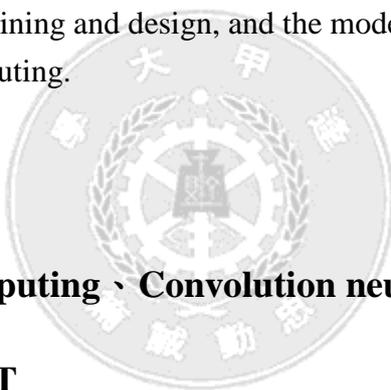
Since some IoT management might require very short response time, some merge involved private data, and some might produce a large quantity of data which could be a heavy load for networks. Cloud computing is not expensive enough to support these Applications. [1] To solve these problems, I propose a method using edge computing. This method of edge computing can not only avoid the problem of protecting private data but also increase the effectiveness of network transmission, response time and cloud computing.

In this paper, I design a model having more parameters and bigger size for simulating cloud computing and a model having less parameters and smaller size for simulating edge computing. I use cifart-10 dataset as training data for this experiment.

The result of my experiment proves that edge computing is faster than traditional cloud computing in both training and design, and the model accuracy is also higher than traditional cloud computing.

**Keyword : Edge Computing 、 Convolution neural network(CNN) 、**

**Cloud computing 、 IoT**



## 目 次

Introduction .....	4
Experiment .....	5
Model structure.....	7
Conclusion.....	8
Reference.....	9



## Introduction

雲端運算服務的模式大致上如 Fig. 1.，在雲端背後先有一個已經蒐集好的資料庫，以此資料庫在雲端上建立模型以提供消費者使用，但是隨著資料量越來越多，要在雲端提供服務所需要的成本就會越來越高。從資料庫來看，如果要提供更多服務，資料庫所需蒐集的資料也就更多，其中包含許多帶有個人隱私的資料，而如何做到傳輸過程中的保護和資料保密對雲端計算來說是一個大問題，再來談到建立模型，越多類型的資料代表更多的資料預處理以及需要更強大的模型，如此雲端計算才能提供預期的服務，然而龐大的資料量將會造成雲端計算無法負荷，失去雲端計算原本的優勢。

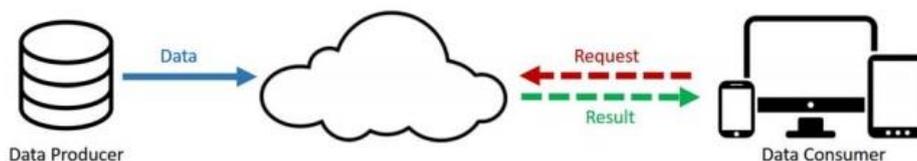


Fig. 1. Cloud computing paradigm.

資料量增加將影響雲端計算的效率，也增加其建置的成本，不管在建模還是訓練模型的時間上，都會被大大的影響，所以將部分的計算移到終端裝置上將會是未來必要的趨勢，從 Fig. 2. 可以看到，邊緣計算可以減少傳回雲端的資料量，邊緣計算的好處不僅可以減少響應時間，也減少原本模型建置在雲端上需要花費的成本。

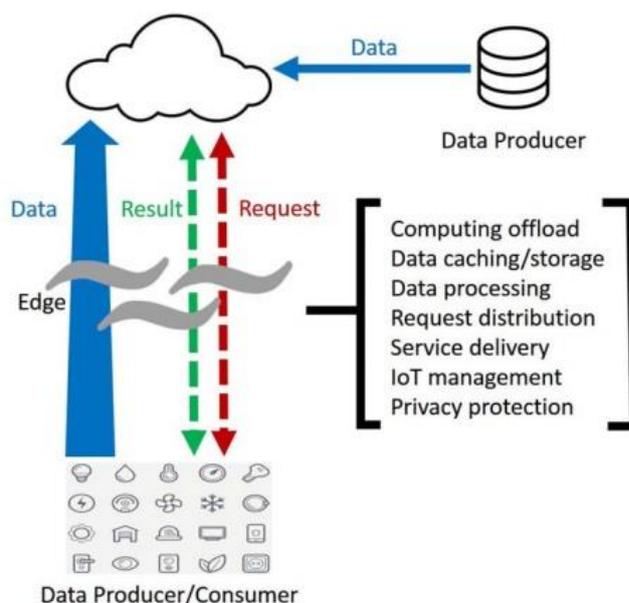


Fig. 2. Edge computing paradigm.

## Experiment

### Cifar-10 資料集

此實驗使用的資料集為Cifar-10，這是由10種東西的影像組成的資料集，其中包含60000張影像，每張影像的大小為32\*32\*3，總共類別有10個類別分別是飛機、汽車、鳥、貓、鹿、狗、青蛙、馬、船、卡車。

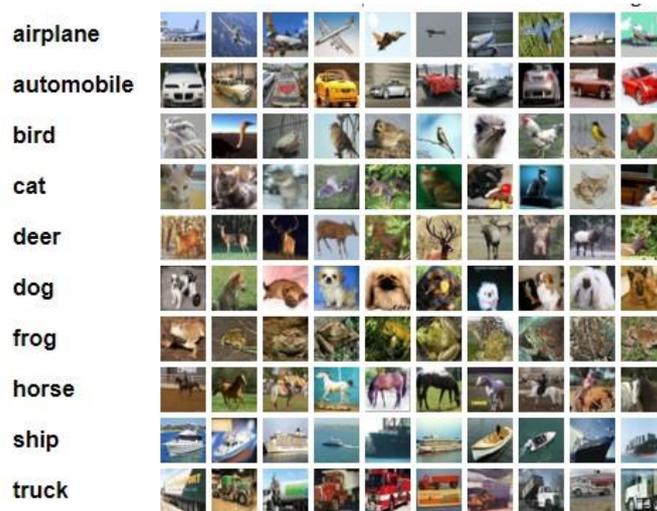


Fig. 3. cifar-10 資料集

### 雲端計算模型模擬設計

在模型設計上我參考在 cifar-10 有 93.63% 正確率的模型 [2]，我將此模型輕量化並同時簡化以利於在個人電腦上計算，如 Fig. 6. 左邊的雲端計算模型架構圖可以看到，為了達到雲端計算需要提供的服務，我設計雲端計算的模型需要可以辨別 10 個類別，其參數量多達 250 萬個，而模型的正確率從 Fig. 4. 可以看到，實驗最後模型的正確率為 82.93%。

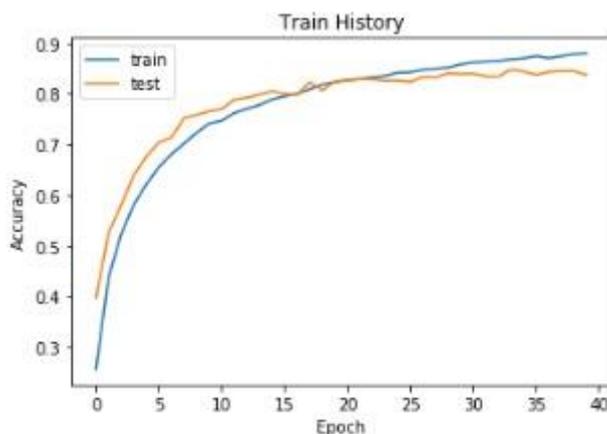


Fig. 4. 雲端模型正確率

## 邊緣計算模型模擬設計

設計放在終端裝置上的模型，從 Fig. 4. 右邊的邊緣計算模型架構圖可以看到，為了符合終端裝置的特性，我設計了一個相較於雲端較小的模型，其參數量只有 150 萬個，在訓練的設計上也使用較符合終端裝置特性的方法，我將 cifar-10 資料集先分為動物和交通工具二類，再分別用二個邊緣計算模型去分類動物和交通工具，例如動物類的模型就需要辨別鳥、貓、鹿、狗、青蛙、馬，六種動物，交通工具類模型就需要辨別飛機、船、卡車、汽車，這兩個模型將會各自放在不同的終端裝置上，從 Fig. 5. 可以看到動物類模型正確率為 90.42%，交通工具類模型正確率為 92.7%。

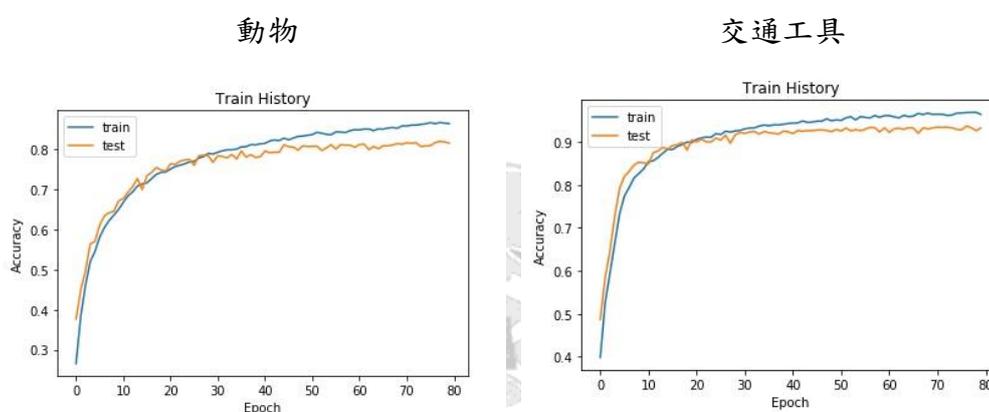


Fig. 5. 邊緣計算模型正確率

## Model structure

雲端計算

邊緣計算

Layer (type)	Output Shape	Param #	Layer (type)	Output Shape	Param #
conv2d_8 (Conv2D)	(None, 32, 32, 96)	2688	conv2d_1 (Conv2D)	(None, 32, 32, 32)	896
conv2d_9 (Conv2D)	(None, 32, 32, 96)	83040	conv2d_2 (Conv2D)	(None, 32, 32, 32)	9248
conv2d_10 (Conv2D)	(None, 32, 32, 96)	83040	conv2d_3 (Conv2D)	(None, 32, 32, 32)	9248
average_pooling2d_3 (Average)	(None, 16, 16, 96)	0	average_pooling2d_1 (Average)	(None, 16, 16, 32)	0
dropout_6 (Dropout)	(None, 16, 16, 96)	0	dropout_1 (Dropout)	(None, 16, 16, 32)	0
conv2d_11 (Conv2D)	(None, 16, 16, 192)	166080	conv2d_4 (Conv2D)	(None, 16, 16, 64)	18496
conv2d_12 (Conv2D)	(None, 16, 16, 192)	331968	conv2d_5 (Conv2D)	(None, 16, 16, 64)	36928
average_pooling2d_4 (Average)	(None, 8, 8, 192)	0	average_pooling2d_2 (Average)	(None, 8, 8, 64)	0
dropout_7 (Dropout)	(None, 8, 8, 192)	0	dropout_2 (Dropout)	(None, 8, 8, 64)	0
conv2d_13 (Conv2D)	(None, 8, 8, 192)	331968	conv2d_6 (Conv2D)	(None, 8, 8, 128)	73856
max_pooling2d_3 (MaxPooling2)	(None, 4, 4, 192)	0	max_pooling2d_1 (MaxPooling2)	(None, 4, 4, 128)	0
dropout_8 (Dropout)	(None, 4, 4, 192)	0	dropout_3 (Dropout)	(None, 4, 4, 128)	0
conv2d_14 (Conv2D)	(None, 4, 4, 256)	442624	conv2d_7 (Conv2D)	(None, 4, 4, 256)	295168
max_pooling2d_4 (MaxPooling2)	(None, 2, 2, 256)	0	max_pooling2d_2 (MaxPooling2)	(None, 2, 2, 256)	0
dropout_9 (Dropout)	(None, 2, 2, 256)	0	dropout_4 (Dropout)	(None, 2, 2, 256)	0
flatten_2 (Flatten)	(None, 1024)	0	flatten_1 (Flatten)	(None, 1024)	0
dense_2 (Dense)	(None, 1024)	1049600	dense_1 (Dense)	(None, 1024)	1049600
dropout_10 (Dropout)	(None, 1024)	0	dropout_5 (Dropout)	(None, 1024)	0
dense_3 (Dense)	(None, 10)	10250	dense_2 (Dense)	(None, 4)	4100
Total params: 2,501,258 Trainable params: 2,501,258			Total params: 1,497,540 Trainable params: 1,497,540 Non-trainable params: 0		

Fig. 6. 模型架構及參數圖

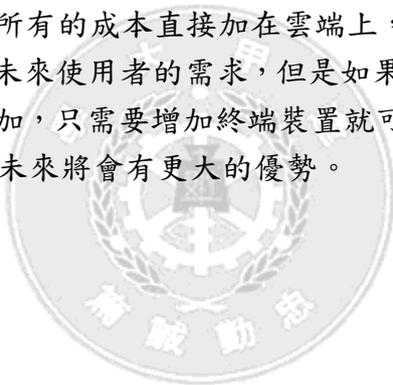
## Conclusion

從實驗結果可以看到，如果雲端計算需要提供 10 個東西辨識的服務，其模型正確率只有 83%左右，然而如果將辨識的工作分別交給兩個終端裝置其正確率綜合大約有 91%左右，從這個實驗可以證明邊緣計算的優勢，從 Fig. 7. 中可以看到在模型訓練速度、模型參數量、模型設計，邊緣計算都比雲端計算有著更多的好處。

	Cloud computing	Edge computing
Training time (each epoch)	37s	3s
Parameters	2,501,258	1,497,540 * 2
Model design	slow	fast

Fig. 7. 雲端計算和邊緣計算模型比較

Cifar-10 需要辨識的類別數量只有 10 個，但是如果未來資料量持續增加，以雲端計算來講，將會將所有的成本直接加在雲端上，到時雲端計算的品質、速度、成本將無法完全負荷未來使用者的需求，但是如果將辨識的工作分散於終端裝置，如果未來資料量增加，只需要增加終端裝置就可以解決這個問題，所以邊緣計算相較於雲端計算在未來將會有更大的優勢。



## Reference

- [1] Shi, W., Cao, J., Zhang, Q., Li, Y., Xu, L.: Edge computing: Vision and challenges. *IEEE Internet of Things Journal* 3(5) (Oct 2016) 637–646
- [2] J. Snoek et al., "Scalable Bayesian optimization using deep neural networks", *Proc. Int. Conf. Mach. Learn.*, pp. 2171-2180, 2015.

