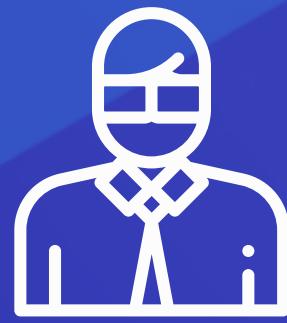




# Day 75 BackPropagation

## 反向式傳播簡介



出題教練

陳宇春



# 知識地圖 深度學習組成概念

## 倒傳遞

### 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

## 深度學習組成概念 Concept of DNN

感知器概念簡介



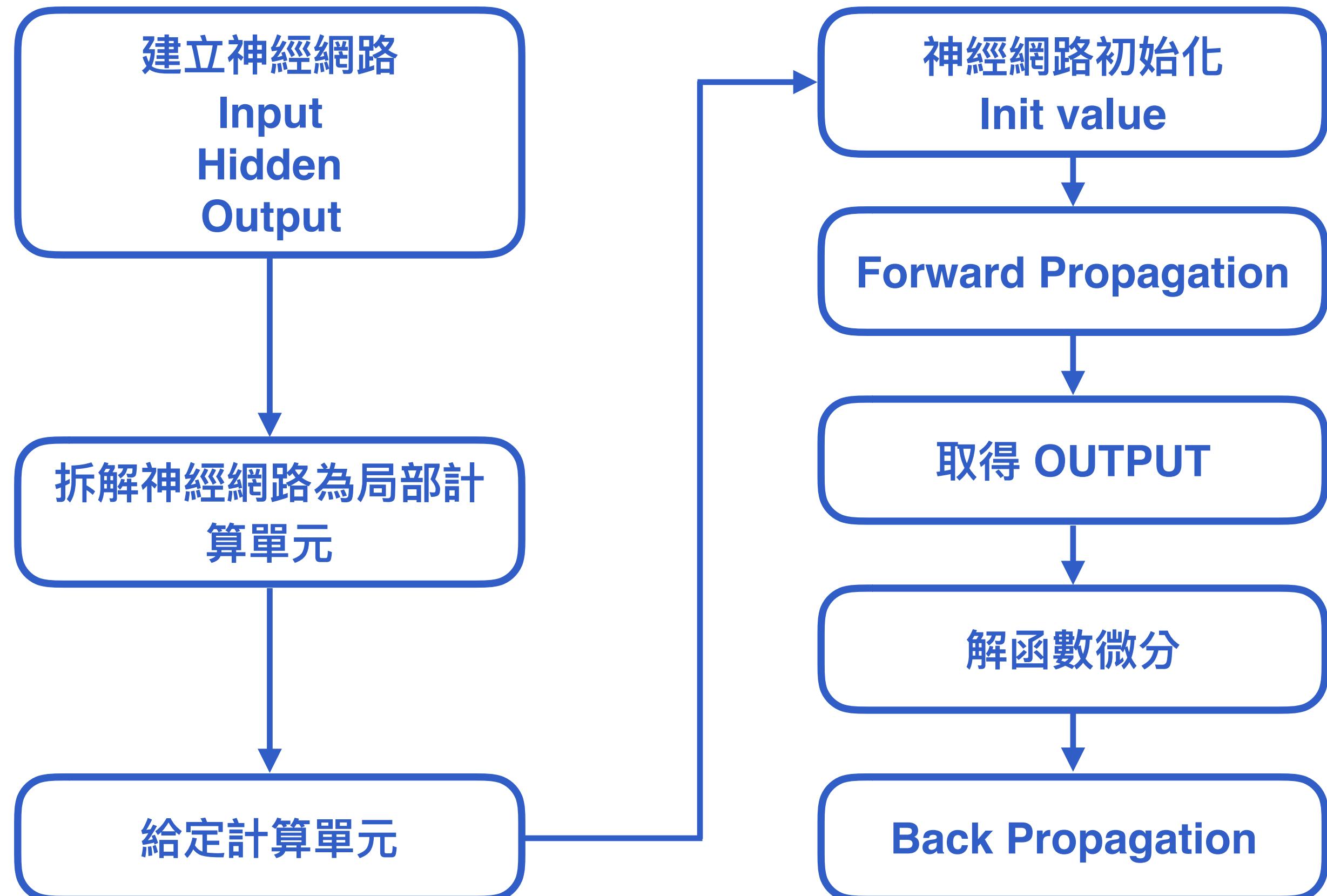
# 本日知識點目標

- 前行網路傳播(Forward Propagation) / 反向式傳播(Back Propagation) 的差異
- 反向式傳播 Back Propagation 的運作

# 何謂反向傳播

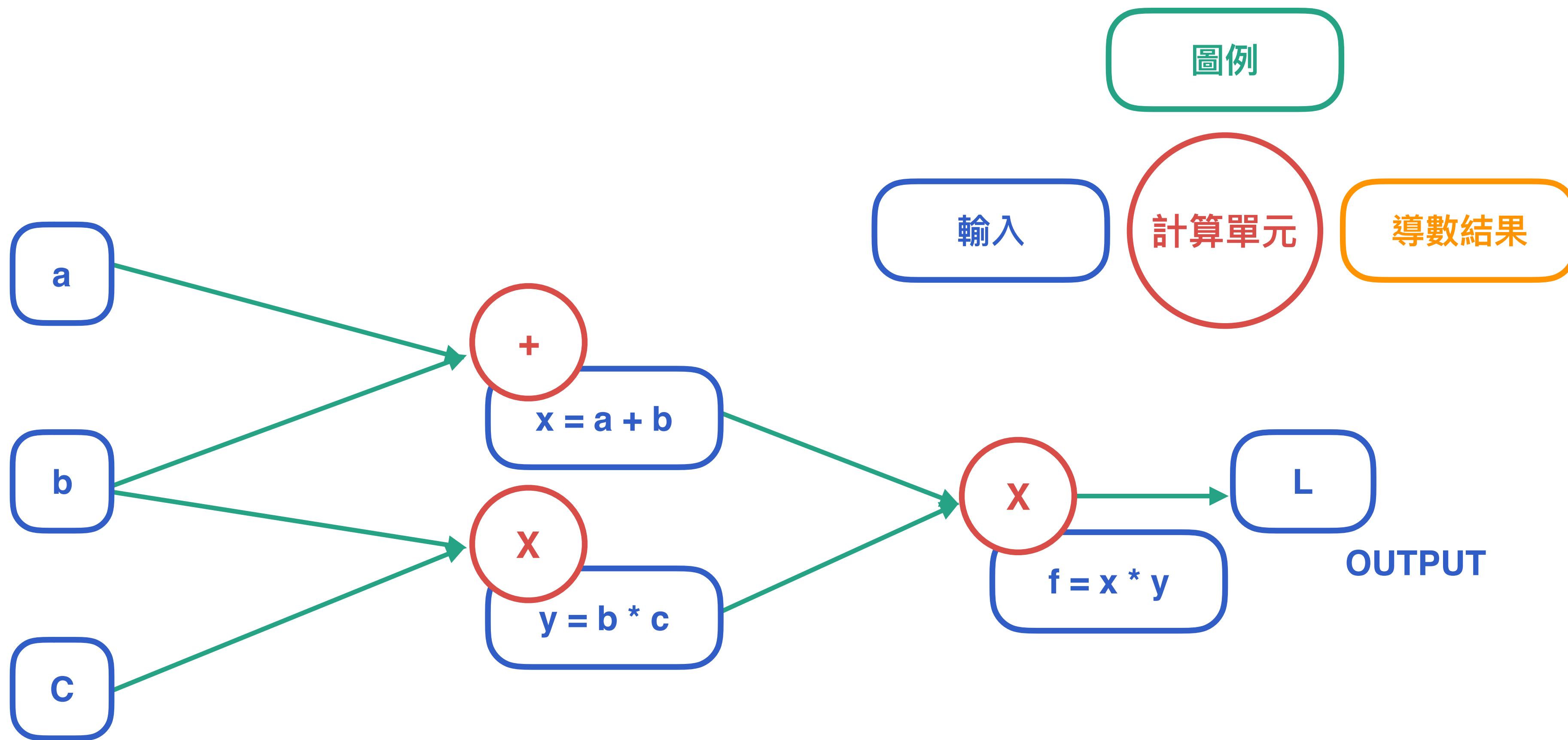
- 反向傳播 (BP : Backpropagation) 是「誤差反向傳播」的簡稱，是一種與最優化方法（如梯度下降法）結合使用的該方法對網路中所有權重計算損失函數的梯度。這個梯度會反饋給最優化方法，用來更新權值以最小化損失函數。
- 反向傳播要求有對每個輸入值想得到的已知輸出，來計算損失函數梯度。因此，它通常被認為是一種監督式學習方法，可以對每層疊代計算梯度。反向傳播要求人工神經元（或「節點」）的啟動函數可微。

# 推導流程



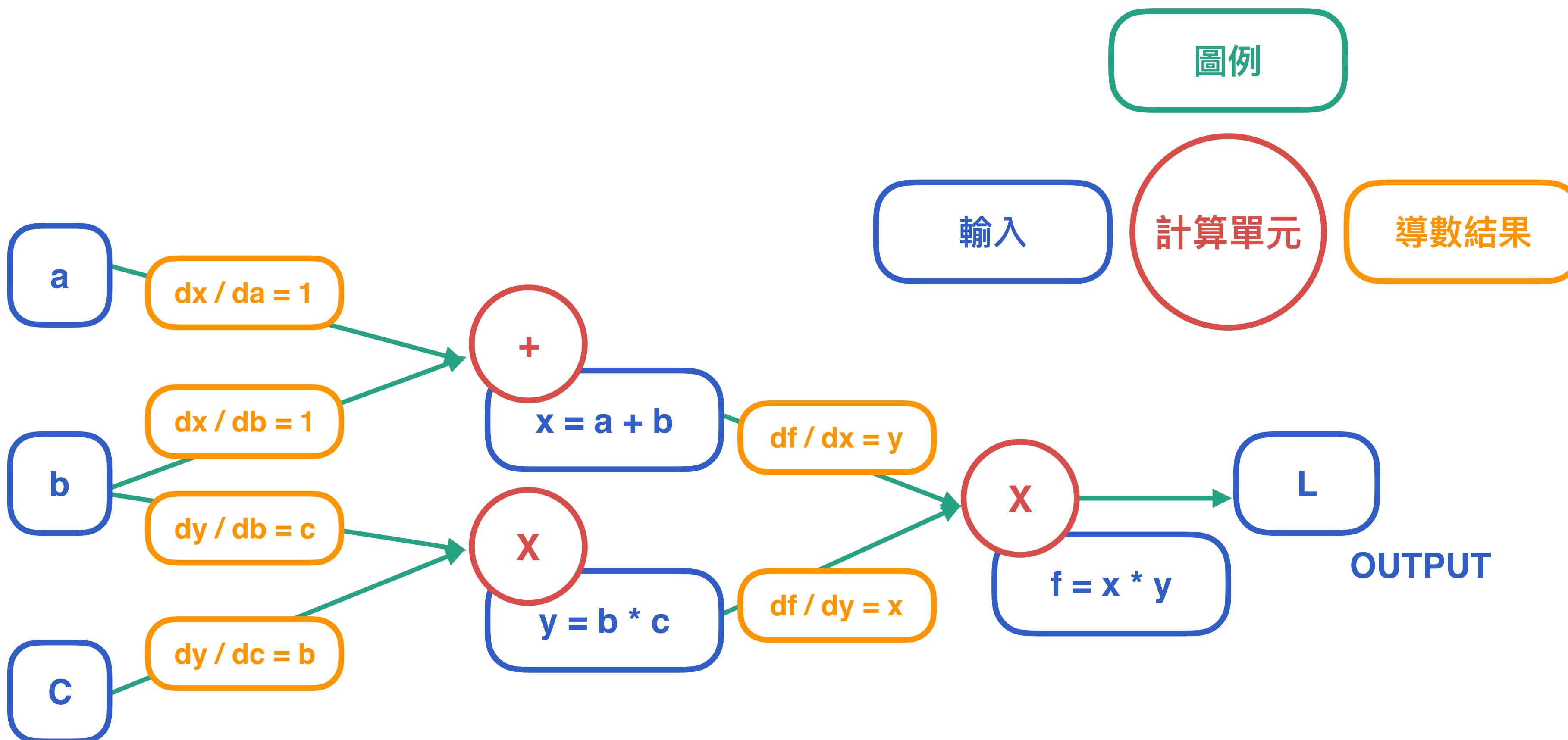
# 建構並拆解

## 將神經網路的運算拆解為局部單元



# BP – Back Propagation

## 如何解函數微分



# 以預測水果銷售為例

- 水果銷售所應給付的價格決定因子

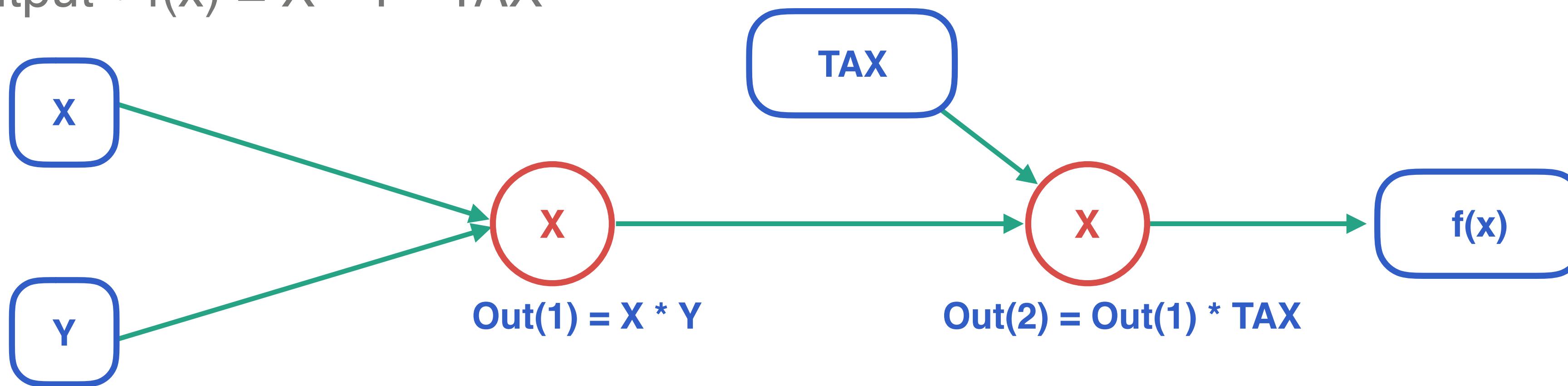
- 數量(顆數或是單位重量)
- 單價
- 稅金

- 建立運算單元：

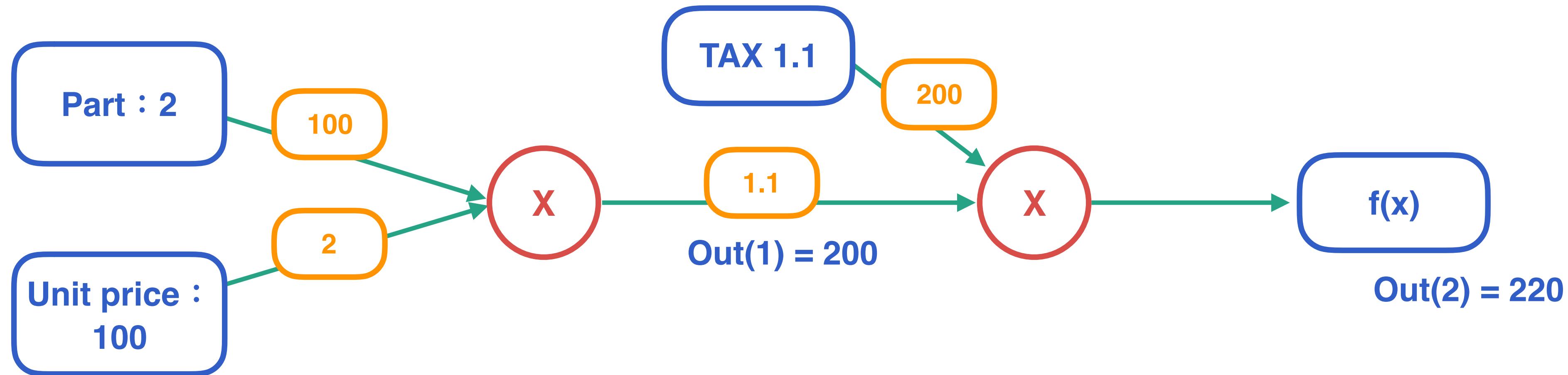
- 稅金是恆定的，可以當成是 Bias，給定 TAX
- Input-1：數量，給定 X
- Input-2：單價，給定 Y
- Output :  $f(x) = X * Y * \text{TAX}$

# 以購買水果為例：

- 付費總價格是根據水果價格，稅金變動而受影響
- 水果價格是根據購買數量與單品價格而變動
- 可以利用每一個cell (cell - 1: 水果價格; cell - 2: 付費總價格)，推導微分的結果



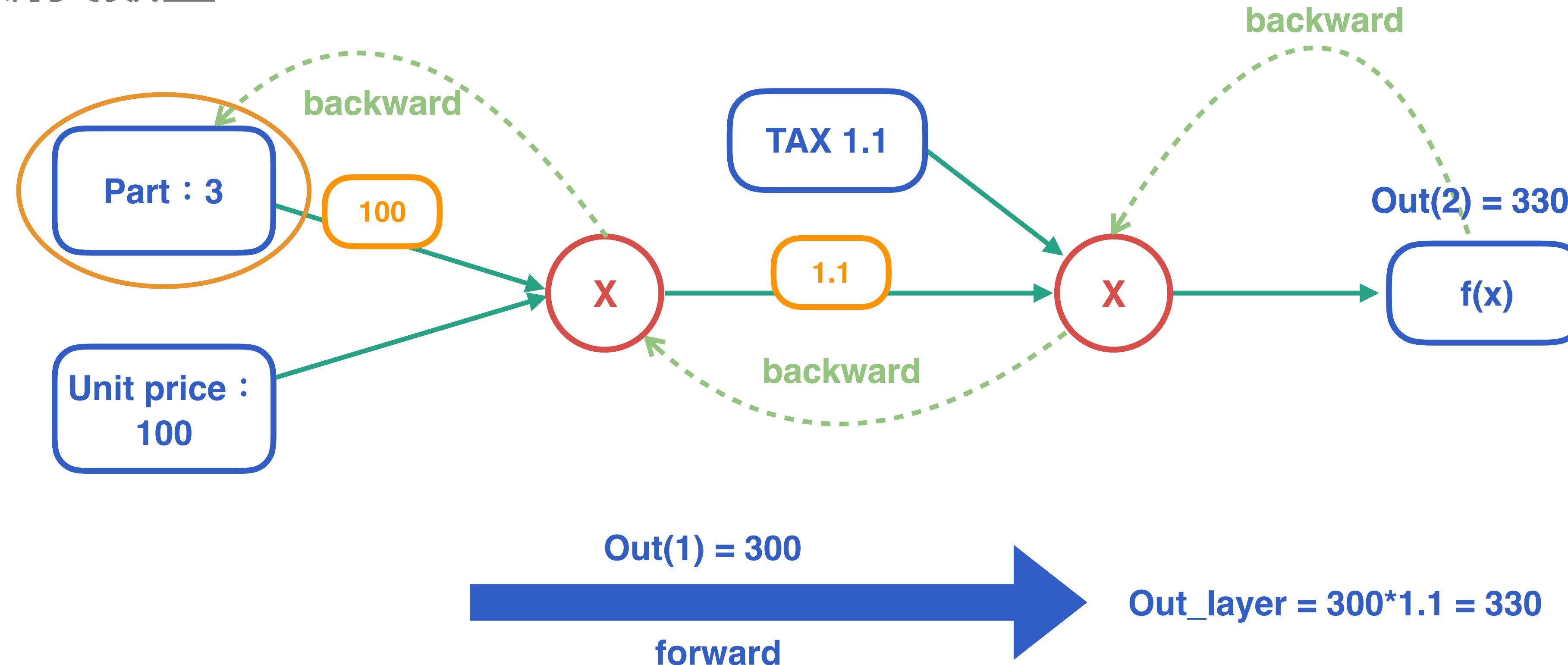
# 以預測水果銷售為例 – Init & 解微分



- 要驗證網路模型是否正確？
- 更改 Init Data：
  - 更改購買數量
  - TAX的增加

# 以預測水果銷售為例 – 更改 Init Data

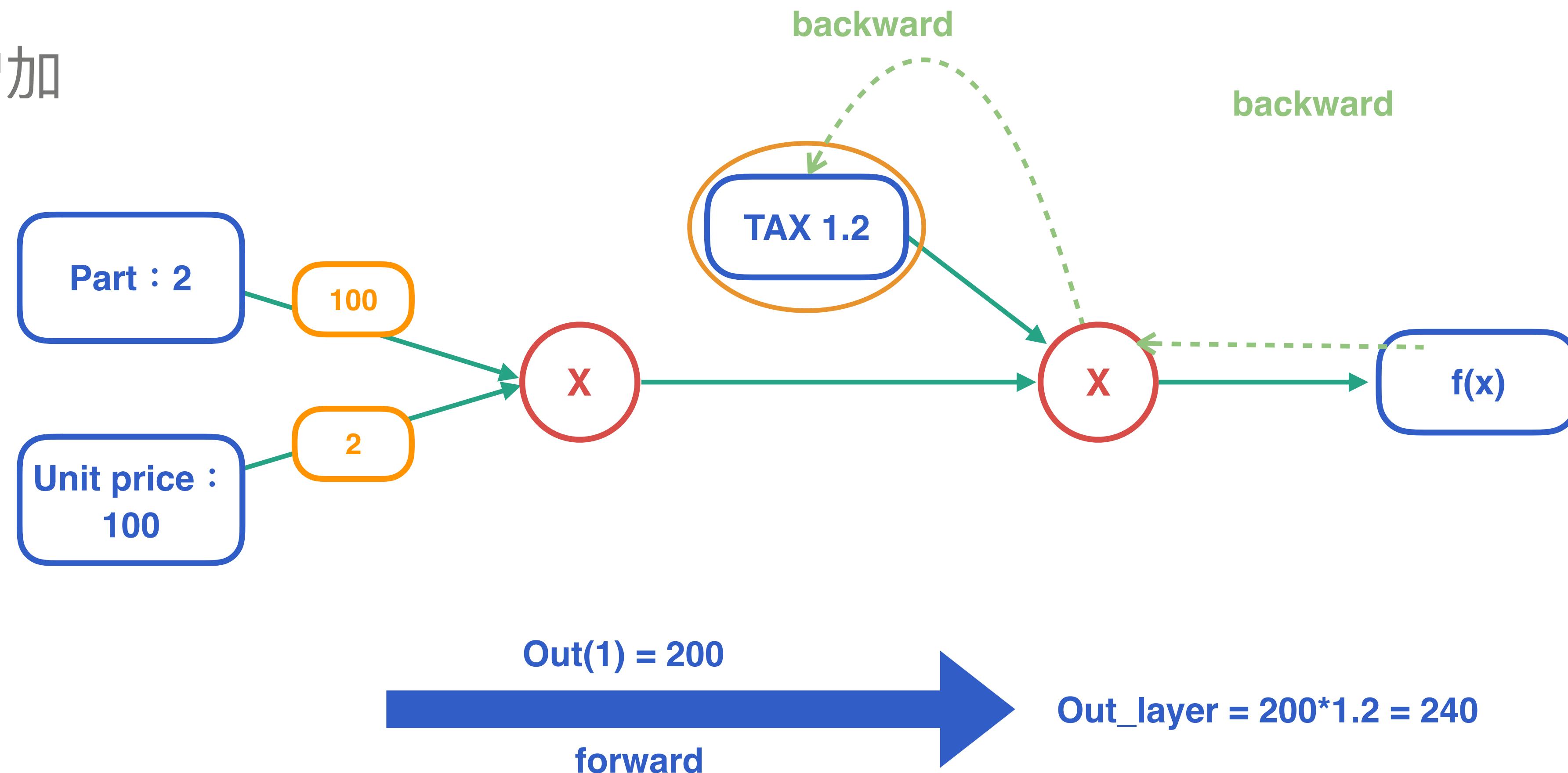
更改購買數量



所以，結帳金額  $f(x)$  被影響的是  $(3-2) \times 100 \times 1.1 = 110$

# 以預測水果銷售為例 – 更改 Init Data

TAX的增加



所以，結帳金額  $f(x)$  被影響的是  $2 \times 100 \times (1.2 - 1.1) = 20$

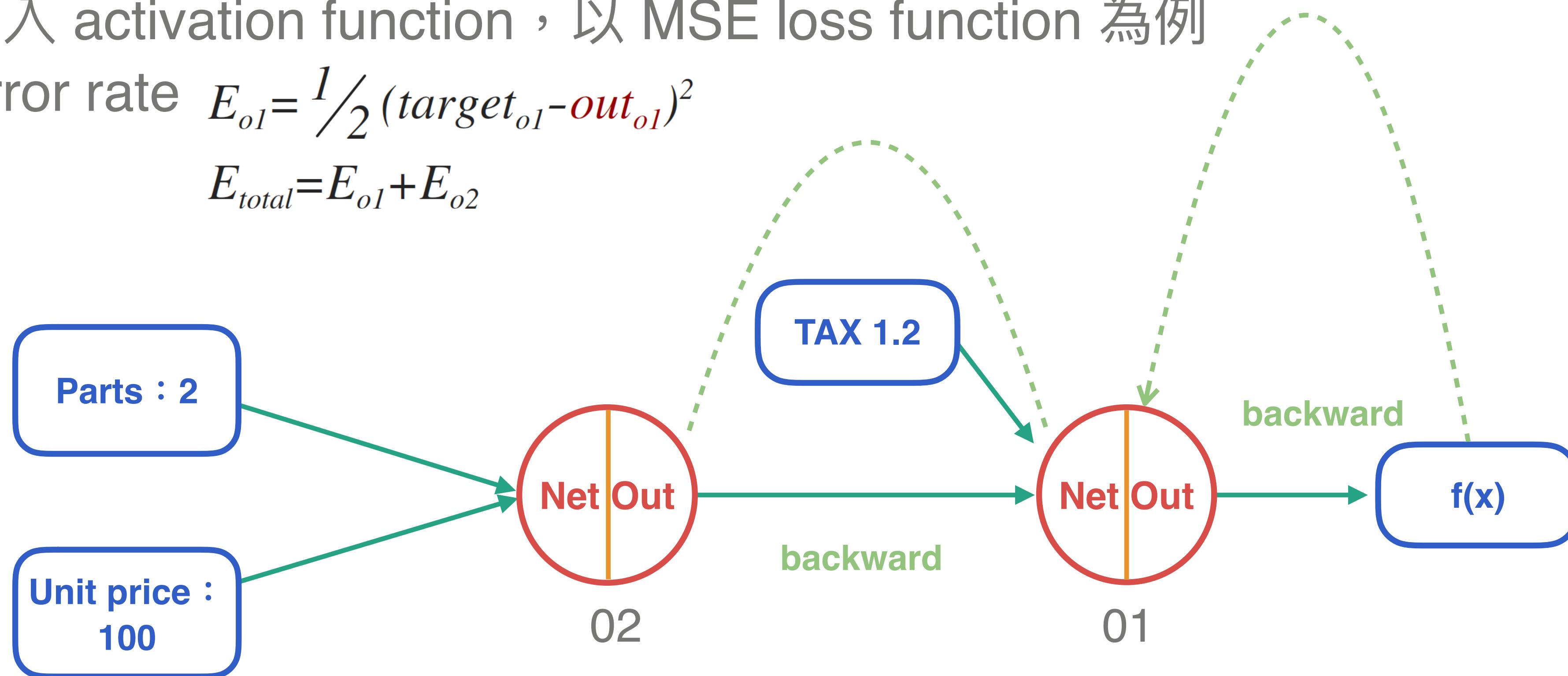
# 進一步說明

更改 init data，輸出會有變動，模型的執行結果跟預期有落差也是變動，這個落差就是 error rate

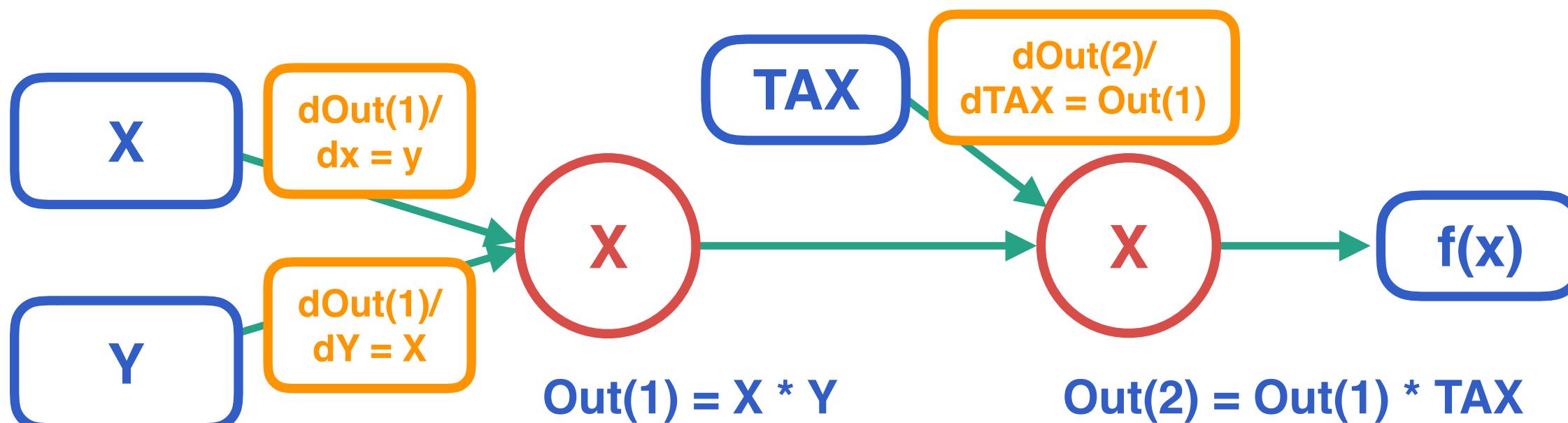
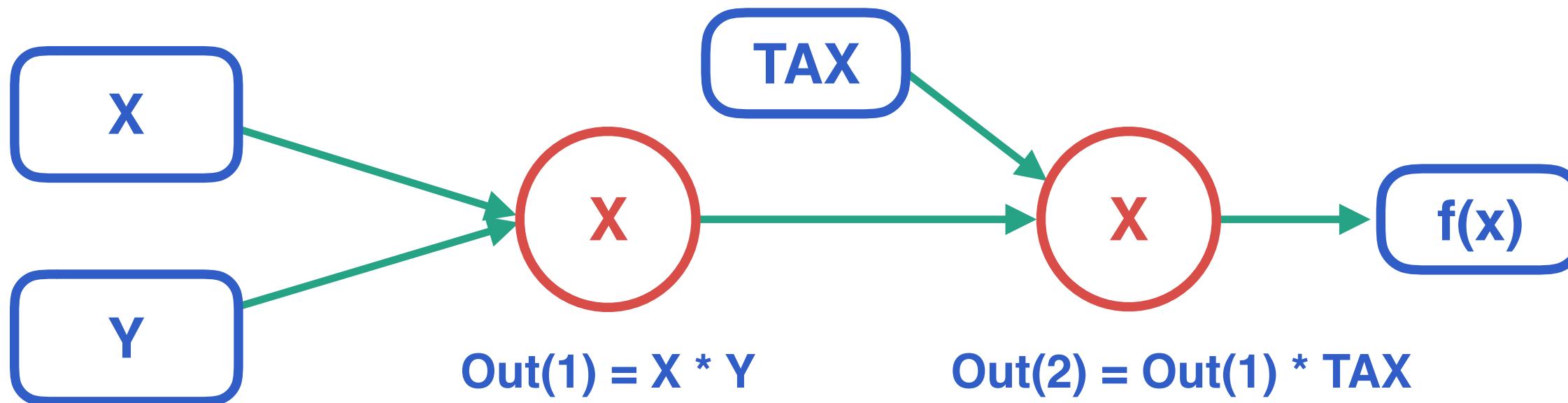
- Error rate = (Target 輸出)-(實際輸出)
- 導入 activation function，以 MSE loss function 為例

$$\text{Error rate } E_{o1} = \frac{1}{2} (\text{target}_{o1} - \text{out}_{o1})^2$$

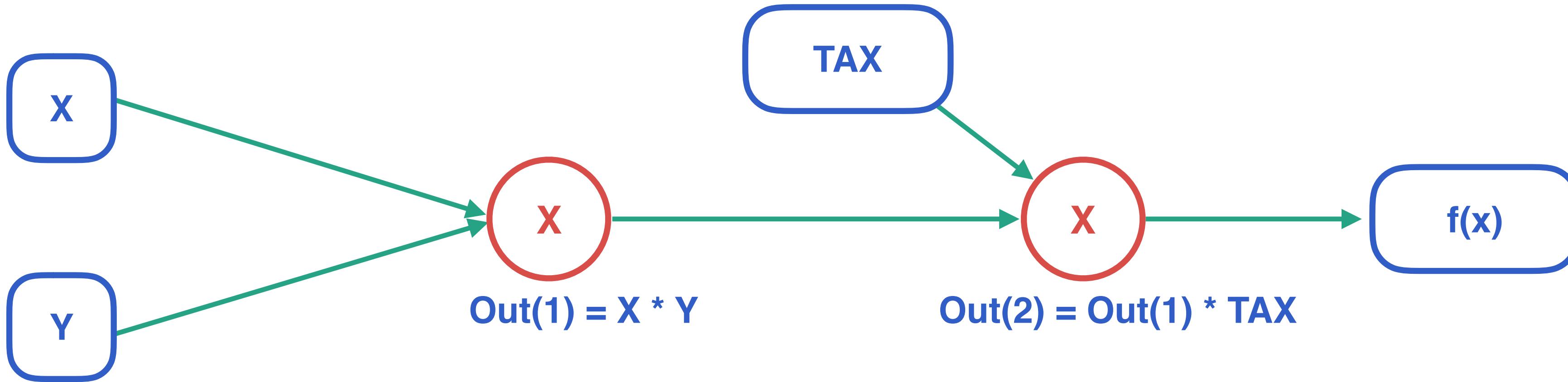
$$E_{total} = E_{o1} + E_{o2}$$



# 建立 Forward & Backward



# Init Network data



```

# Init Data
n_X = 2
price_Y = 100
b_TAX = 1.1
  
```

```

# Build _Network
mul_fruit_layer = mul_layer()
Mul_tax_layer = mul_layer()
  
```

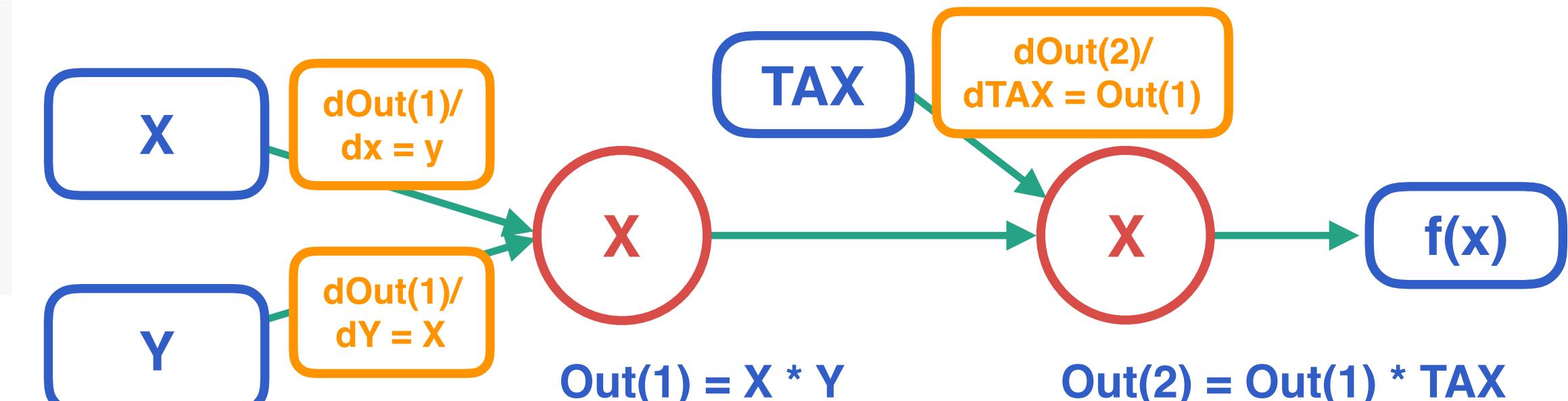
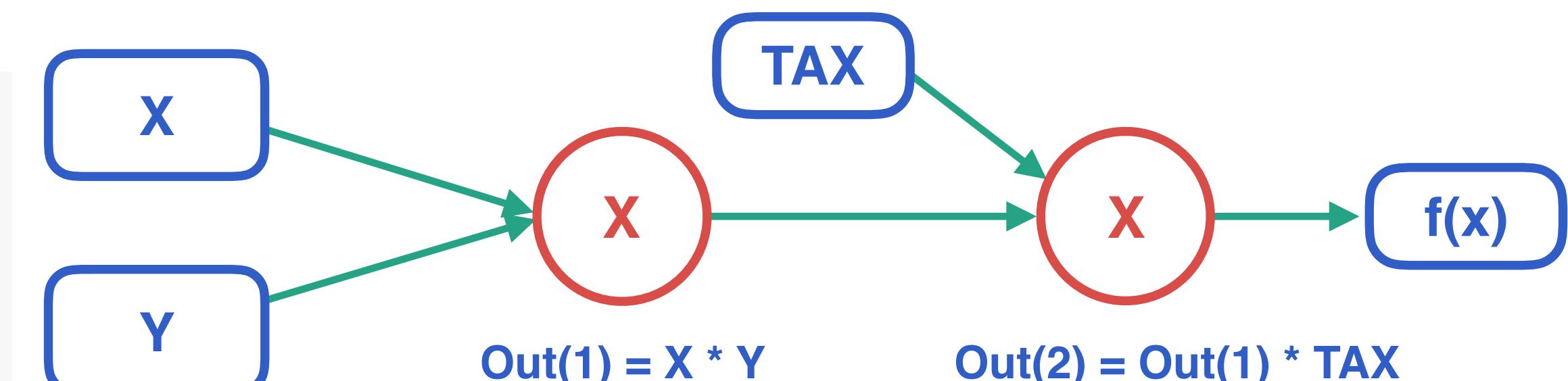
# Forward & Backward operation

```
#forward
fruit_price = mul_fruit_layer.forward(price_Y, n_X)
total_price = mul_tax_layer.forward(fruit_price, b_TAX)

#backward
dtotal_price = 1 #this is linear function, which y=x, dy/dx=1
d_fruit_price, d_b_TAX = mul_tax_layer.backward(dtotal_price)
d_price_Y, d_n_X = mul_fruit_layer.backward(d_fruit_price)
```

```
#result
print("fruit price: %i"%fruit_price)
print("針對所有水果價格微分，得到 TAX: %2f" %d_fruit_price)
```

fruit price: 200  
 對所有水果價格微分，得到 TAX: 1.100000



# 重要知識點複習：

- BP 神經網路是一種按照逆向傳播算法訓練的多層前饋神經網路
- 優點：具有任意複雜的模式分類能力和優良的多維函數映射能力，解決了簡單感知器不能解決的異或或者一些其他的問題。
  - 從結構上講，BP 神經網路具有輸入層、隱含層和輸出層。
  - 從本質上講，BP 算法就是以網路誤差平方目標函數、採用梯度下降法來計算目標函數的最小值。
- 缺點：
  - ①學習速度慢，即使是一個簡單的過程，也需要幾百次甚至上千次的學習才能收斂。②容易陷入**局部極小值**。
  - ③網路層數、神經元個數的選擇沒有相應的理論指導。
  - ④網路推廣能力有限。
- 應用：①函數逼近。②模式識別。③分類。④數據壓縮

# 重要知識點複習：

- 第1階段：解函數微分
  - 每次疊代中的傳播環節包含兩步：
    - (前向傳播階段) 將訓練輸入送入網路以獲得啟動響應；
    - (反向傳播階段) 將啟動響應同訓練輸入對應的目標輸出求差，從而獲得輸出層和隱藏層的響應誤差。
- 第2階段：權重更新
  - Follow Gradient Descent
  - 第 1 和第 2 階段可以反覆循環疊代，直到網路對輸入的響應達到滿意的預定的目標範圍為止。

# 重要知識點複習：

在課程的範例程式：

- BP Neural Network
  - 實現 forward network，解函數微分求 Loss rate
    - Linear :  $\text{Error rate} = (\text{target\_out} - \text{real\_out})$
  - Weights refresh per iteration
  - Training and update
  - 得出 Loss rate



# 延伸 閱讀

除了每日知識點的基礎之外，推薦的延伸閱讀能補足學員們對該知識點的了解程度，建議您解完每日題目後，若有  
多餘時間，可再補充延伸閱讀文章內容。

# 推薦延伸閱讀

## 乘法的反向傳播

假設 $f(x, y) = x * y$ 。

一般乘法反向傳播，則 $dx = y$ ， $dy = x$ ，直接人工計算偏微分。

矩陣乘法反向傳播，假設 $x = [1, 2, 3]$ ， $y = \begin{bmatrix} 4 \\ 5 \\ 6 \end{bmatrix}$

則 $f(x, y) = [(1 * 4 + 2 * 5 + 3 * 8)] = 32$ 。

求 $dx$ 就是要求每一個 $x$ 的變化。

然而 $x = [1, 2, 3]$ 對上 $[4, 5, 8]$ ，此時剛好是 $W$ 的反轉矩陣。

由一般乘法得知 $dx = y$ ，所以矩陣反向傳播為， $dx = W^T, dW = x^T$

# 推薦延伸閱讀

## 加法的反向傳播

假設 $f(x, b) = x + b$ 。

一般加法反向傳播，假設 $b = 1$ ，則 $dx = 1$ ，直接人工計算偏微分。

矩陣加法反向傳播，假設 $x = \begin{bmatrix} 1, 2, 3 \\ 4, 5, 6 \end{bmatrix}$ ， $b = [1, 1, 1]$

(省略寫法，實際上是兩行一樣的)，此時 $y = \begin{bmatrix} 2, 3, 4 \\ 5, 6, 7 \end{bmatrix}$ 。

求 $db$ 變化，由原先加法得知其實就是直接傳給上一層，假如上一層傳來的微分為  $[1, 1, 1]$ 。

所以 $db = [2, 2, 2]$ 。 $[1, 1, 1]$

因 $db$ 原先是 $2 \times 2$ 但原先將它只寫為 $1 \times 2$ 所以實際上變化必須把每一層的微分每行做加總，即是 $b$ 的微分(變化)， $dx$ 則不用加總直接傳遞給上一層即可。

# 推薦延伸閱讀

## 權重函數

假設輸入層有兩筆資料向量  $x = \begin{bmatrix} 1, 1, 1 \\ 2, 2, 2 \end{bmatrix}$  · 權重為  $W = \begin{bmatrix} 1, 0, 0 \\ 0, 1, 0 \\ 0, 0, 1 \end{bmatrix}, b = [1, 2, 3]$

正向傳播：

$$1. x * W = x_1 \circ$$

$$2. x_1 + b = y \circ$$

$$f(x) = x * W + b = \begin{bmatrix} 1, 1, 1 \\ 2, 2, 2 \end{bmatrix} + [1, 2, 3] = \begin{bmatrix} 2, 3, 4 \\ 3, 4, 5 \end{bmatrix}$$

反向傳播 · 假如上層傳來的為  $dy$  · 使用正向公式推導回去：

$$x_1 + b = y$$

1.  $db = dy$  每行加總(與  $d$  陣列大小相同即可)。

$$2. dx_1 = dy \circ$$

$$x * W = x_1$$

$$3. dW = \text{反轉 } x * dx_1 \circ$$

$$4. dx = dx_1 * \text{反轉 } W \circ$$

註: 第三步和第四步位置

要與原先的( $x * W$ )位置相同(矩陣相乘無交換律)  $\rightarrow db = \text{計算 } dy \text{ 每一列總和，輸出為一行}$

$$dx = dy * W^T \circ$$

$$dW = x^T * dy \circ$$

# 推薦延伸閱讀

## 推薦閱讀

- Backpropagation [wiki連結連結](#)
- 深度學習(Deep Learning)-反向傳播 [連結](#)
- BP神經網路的原理及Python實現
  - [Blog連結 \(簡體\)](#)
  - [完整的結構化代碼連結 \(英文\)](#)



解題時間

It's Your Turn

請跳出PDF至官網Sample Code & 作業  
開始解題

