

勞動部產業新尖兵計畫

人工智慧金融應用與實務培訓班



課程模組： AI 金融科技課程 - AI 程式設計

# 5.CNN 實務 - 時間序列處理

葉建華 (Yeh, Jian-hua)

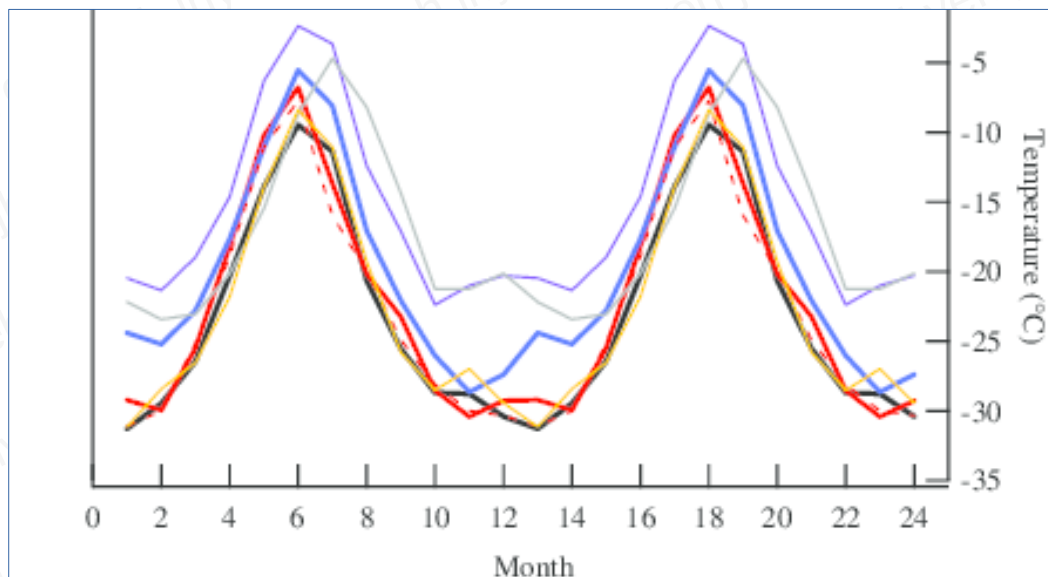
tdi.jhyeh@tdi.edu.tw  
au4290@gmail.com

# 講次內容

- 什麼是時間序列預測問題
- 單變量 CNN 模型
- 多變量 CNN 模型
- 多時階 CNN 模型

# 時間序列預測？

- 格陵蘭 24 個月的氣溫觀測，你看出了什麼？



如果要你再畫接下來的 12 個月，你要怎麼畫？

# 時間序列預測問題

- 測量主體在一定時間範圍內的每一時點上的量測值
  - 重點：主體、時間、測量值
  - 應用：數理統計、信號處理、樣式識別、計量經濟、量化金融、天氣地震、生物電波、控制工程、通信功能，所有涉及時間數據測量的應用
- 時間序列預測
  - 根據過去的變化趨勢預測未來的發展
  - 前提：假定事物的過去延續到未來（就是歷史會重演！）

# 時間序列預測問題

- 測量主體

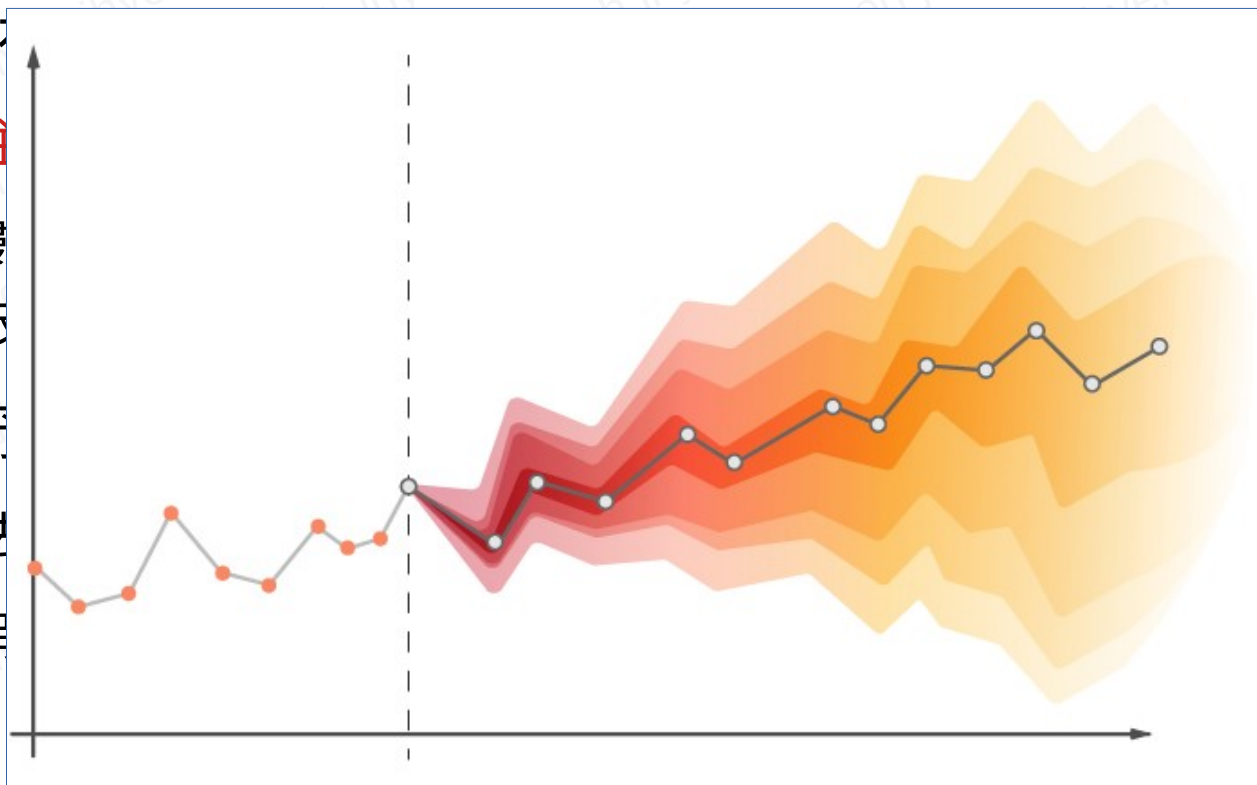
- 重點：主

- 應用：數  
生物電流

- 時間序列

- 根據過去

- 前提：假



# 講次內容

- 什麼是時間序列預測問題
- 單變量 CNN 模型
- 多變量 CNN 模型
- 多時階 CNN 模型

# 單變量 CNN 模型

- 就是**單**一數據的時間序例
- 應用於預測「**下一步**」

# 單變量 CNN 模型

- 資料準備：切出（題目，答案）配對
- 想想看處理邏輯應該是什麼？

10, 20, 30, 40, 50, 60, 70, 80, 90

=>

X,	y
10, 20, 30	40
20, 30, 40	50
30, 40, 50	60
40, 50, 60	70
50, 60, 70	80
60, 70, 80	90



## • 資料準備:

## • 想想看處理

10, 20, 30, 40, 50,

```
# 時間序列資料，串列前後元素有時序的先後順序  
list1 = [10, 20, 30, 40, 50, 60, 70, 80, 90]
```

```
# 我們希望資料變成一段一段小的時序資料
```

```
# X, —————> y
```

```
# 10, 20, 30 —————> 40
```

```
# 20, 30, 40 —————> 50
```

```
# 30, 40, 50 —————> 60
```

```
# ...
```

```
def splitSequence(seq, steps):
```

```
    x, y = [], []
```

```
    for i in range(len(seq)):
```

```
        # 找到本次取樣的尾端索引
```

```
        end_ix = i + steps
```

```
        # 檢查是否該結束了
```

```
        if end_ix > len(seq)-1:
```

```
            break
```

```
        # 切出兩部份!
```

```
        seq_x, seq_y = seq[i:end_ix], seq[end_ix]
```

```
        x.append(seq_x)
```

```
        y.append(seq_y)
```

```
    return x, y
```

```
n_steps = 3
```

```
listX, listY = splitSequence(list1, n_steps)
```

```
for x, y in zip(listX, listY):
```

```
    print(x, y)
```

對

(題目，答案) 配對

[10, 20, 30]	40
[20, 30, 40]	50
[30, 40, 50]	60
[40, 50, 60]	70
[50, 60, 70]	80
[60, 70, 80]	90

80

90

# 單變量 CNN 模型

- 特徵處理

- 使用 Keras 來製作 CNN 模型
- 針對 Keras API Conv1D 所需調整資料維度

```
import numpy as np

arrayX = np.array(listX)
arrayY = np.array(listY)
print(arrayX.shape)
print(arrayY.shape)

n_features = 1
arrayX = arrayX.reshape((arrayX.shape[0], arrayX.shape[1], n_features))
print(arrayX.shape)
```

```
(6, 3)
(6,)
(6, 3, 1)
```

# 單變量 CNN 模型

- 預測模式

- 「下一步」預測， one-step prediction
- 使用 Keras API 的 1D CNN 模型

# 單變量 CNN 模型

- 預測模式

```
from tensorflow.keras.layers import Activation, Conv1D, MaxPooling1D, Dense, Flatten
from tensorflow.keras.models import Sequential
from tensorflow.keras.optimizers import Adam

model = Sequential()

model.add(Conv1D(filters=64, kernel_size=2, activation='relu', input_shape=(n_steps, n_features)))
model.add(MaxPooling1D(pool_size=2))
model.add(Flatten())
model.add(Dense(50, activation='relu'))
model.add(Dense(1))

print(model.summary())
model.compile(optimizer=Adam(lr=0.001), loss='mse')
```

# 單變量 CNN 模型

- 預測模式

```
from tensorflow.keras.layers import Conv1D, MaxPooling1D, Flatten, Dense
from tensorflow.keras.models import Sequential
from tensorflow.keras.optimizers import Adam

model = Sequential()

model.add(Conv1D(filters=64, kernel_size=3, input_shape=(None, 20, 1)))
model.add(MaxPooling1D(pool_size=2))
model.add(Flatten())
model.add(Dense(50, activation='relu'))
model.add(Dense(1))

print(model.summary())
model.compile(optimizer=Adam, loss='mse', metrics=['accuracy'])
```

Model: "sequential\_6"

Layer (type)	Output Shape	Param #
conv1d_5 (Conv1D)	(None, 2, 64)	192
max_pooling1d_4 (MaxPooling1D)	(None, 1, 64)	0
flatten_4 (Flatten)	(None, 64)	0
dense_8 (Dense)	(None, 50)	3250
dense_9 (Dense)	(None, 1)	51
Total params: 3,493		
Trainable params: 3,493		
Non-trainable params: 0		
None		



# 談一下 mse

- 就是均方差！

$$\text{MSE} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (Y_i - \hat{Y}_i)^2$$

- 預測值和實際觀測值間差的平方的均值
- 只考慮誤差的平均大小，不考慮其方向
- 又被稱為 L2 損失 或 L2 範數損失
- 以後看到 **L2 norm** 就是指這個啦！

那 **L1 norm** 是什麼？

為什麼要平方？

方向是什麼意思？



# 單變量 CNN 模型

- 訓練 train 資料集
  - **model.fit()** 又出現了!

```
import matplotlib.pyplot as plt

train_history = model.fit(arrayX, arrayY, epochs=1000, verbose=1)

plt.plot(train_history.history['loss'], label='loss')
plt.ylabel('loss')
plt.xlabel('epoch')
plt.legend(loc='best')
plt.show()
```

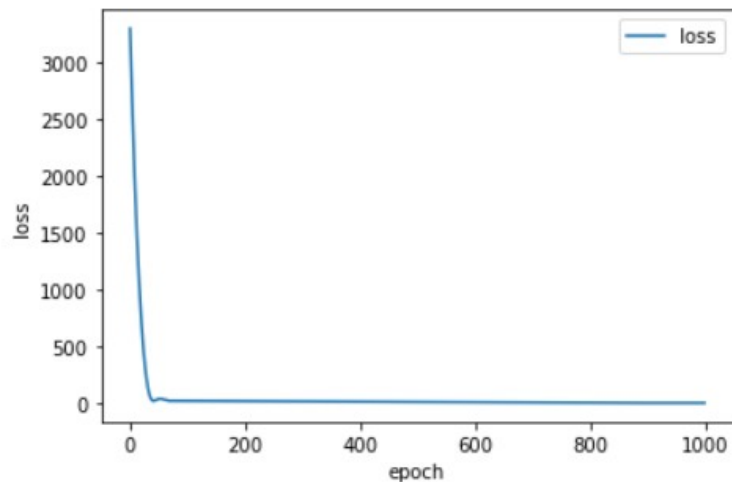
# 單變量 CNN 模型

- 訓練 train 資料集

– **model.fit()** 又

```
import matplotlib.pyplot as plt  
  
train_history = model.fit(ar  
  
plt.plot(train_history.histo  
plt.ylabel('loss')  
plt.xlabel('epoch')  
plt.legend(loc='best')  
plt.show()
```

```
Epoch 998/1000  
1/1 [=====] - 0s 6ms/step - loss: 1.5347e-08  
Epoch 999/1000  
1/1 [=====] - 0s 10ms/step - loss: 1.2961e-08  
Epoch 1000/1000  
1/1 [=====] - 0s 7ms/step - loss: 1.2621e-08
```





# 單變量 CNN 模型

- 自製 test 資料做測試
  - 使用 model.predict()

```
x_input = np.array([70, 80, 90])  
x_input = x_input.reshape((1, n_steps, n_features))  
yhat = model.predict(x_input)  
print(yhat)
```

```
x_input = np.array([7, 8, 9])  
x_input = x_input.reshape((1, n_steps, n_features))  
yhat = model.predict(x_input)  
print(yhat)
```

```
x_input = np.array([75, 85, 95])  
x_input = x_input.reshape((1, n_steps, n_features))  
yhat = model.predict(x_input)  
print(yhat)
```

你觀察到了什麼？

```
[[101.25561]]  
[[12.900721]]  
[[106.892365]]
```

# 講次內容

- 什麼是時間序列預測問題
- 單變量 CNN 模型
- 多變量 CNN 模型
- 多時階 CNN 模型

# 多變量 CNN 模型

- 就是多個來源數據的時間序例
- 應用於預測「下一步」

# 多變量 CNN 模型

- 資料準備：切出（題目，答案）配對
- 想想看處理邏輯應該是什麼？

10, 20, 30, 40, 50, 60, 70, 80, 90  
15, 25, 35, 45, 55, 65, 75, 85, 95

=>

X,	y
[10 15]	
[20 25]	65
[30 35]	
[20 25]	
[30 35]	85
[40 45]	
...	

- 資料準備：
- 想想看處理

10, 20, 30, 40, 50, (

```
import numpy as np

# 資料來源：兩個串列
list1 = [10, 20, 30, 40, 50, 60, 70, 80, 90]
list2 = [15, 25, 35, 45, 55, 65, 75, 85, 95]
# list3是預計用來輸出的資料
list3 = [list1[i]+list2[i] for i in range(len(list1))]

# 轉換串列成numpy陣列
inSeq1 = np.array(list1)
inSeq1 = inSeq1.reshape((len(list1), 1))
inSeq2 = np.array(list2)
inSeq2 = inSeq2.reshape((len(list2), 1))
outSeq = np.array(list3)
outSeq = outSeq.reshape((len(list3), 1))

# 縱向堆疊成為資料集
dataset = np.hstack((inSeq1, inSeq2, outSeq))
print(dataset)

def split_sequences(seq, steps):
    x, y = [], []
    for i in range(len(seq)):
        # 找到本次取樣的尾端索引
        end_ix = i + steps
        # 檢查是否該結束了
        if end_ix > len(seq):
            break
        # 切出兩部份!
        seq_x, seq_y = seq[i:end_ix, :-1], seq[end_ix-1, -1]
        # gather input and output parts of the pattern
        seq_x, seq_y = seq[i:end_ix, :-1], seq[end_ix-1, -1]
        x.append(seq_x)
        y.append(seq_y)
    return x, y

n_steps = 3

# 轉出訓練模型所需要的資料形式
listX, listY = split_sequences(dataset, n_steps)
for x, y in zip(listX, listY):
    print(x, y)
```

```
[[ 10  15  25]
 [ 20  25  45]
 [ 30  35  65]
 [ 40  45  85]
 [ 50  55 105]
 [ 60  65 125]
 [ 70  75 145]
 [ 80  85 165]
 [ 90  95 185]]
[[10 15]
 [20 25]
 [30 35]] 65
[[20 25]
 [30 35]
 [40 45]] 85
[[30 35]
 [40 45]
 [50 55]] 105
[[40 45]
 [50 55]
 [60 65]] 125
[[50 55]
 [60 65]
 [70 75]] 145
[[60 65]
 [70 75]
 [80 85]] 165
[[70 75]
 [80 85]
 [90 95]] 185
```

(題目，答案)  
配對

# 多變量 CNN 模型

- 特徵處理

- 使用 Keras 來製作 CNN 模型
- 針對 Keras API Conv1D 所需調整資料維度

```
import numpy as np

# [樣本, 輸出時階] 轉成 [樣本, 輸出時階, 特徵數]
n_features = 1
arrayX = np.array(listX)
arrayY = np.array(listY)
arrayX = arrayX.reshape((arrayX.shape[0], arrayX.shape[1], n_features))
print(arrayX.shape)
```

(5, 3, 1)  
(5, 2)



# 多變量 CNN 模型

- 預測模式

- 「下一步」預測， one-step prediction
- 使用 Keras API 的 1D CNN 模型

# 多變量 CNN 模型

- 預測模式

```
from tensorflow.keras.layers import Activation, Conv1D, MaxPooling1D, Dense, Flatten
from tensorflow.keras.models import Sequential
from tensorflow.keras.optimizers import Adam

model = Sequential()

model.add(Conv1D(filters=64, kernel_size=2, activation='relu', input_shape=(n_steps, n_features)))
model.add(MaxPooling1D(pool_size=2))
model.add(Flatten())
model.add(Dense(50, activation='relu'))
model.add(Dense(1))

print(model.summary())
model.compile(optimizer=Adam(lr=0.001), loss='mse')
```



# 多變量 CNN 模型

- 預測模式

```
from tensorflow.keras.layers import Conv1D, MaxPooling1D, Flatten, Dense
from tensorflow.keras.models import Sequential
from tensorflow.keras.optimizers import Adam

model = Sequential()

model.add(Conv1D(filters=64, kernel_size=3, input_shape=(None, 2, 1), activation='relu'))
model.add(MaxPooling1D(pool_size=2))
model.add(Flatten())
model.add(Dense(50, activation='relu'))
model.add(Dense(1))

print(model.summary())
model.compile(optimizer=Adam(), loss='mse', metrics=['accuracy'])
```

Model: "sequential\_3"

Layer (type)	Output Shape	Param #
=====		
conv1d_2 (Conv1D)	(None, 2, 64)	320
max_pooling1d_2 (MaxPooling1D)	(None, 1, 64)	0
flatten_2 (Flatten)	(None, 64)	0
dense_4 (Dense)	(None, 50)	3250
dense_5 (Dense)	(None, 1)	51
=====		

Total params: 3,621  
Trainable params: 3,621  
Non-trainable params: 0

None

# 多變量 CNN 模型

- 訓練 train 資料集
  - **model.fit()** 又出現了!

```
import matplotlib.pyplot as plt

train_history = model.fit(arrayX, arrayY, epochs=1500, verbose=1)

plt.plot(train_history.history['loss'], label='loss')
plt.ylabel('loss')
plt.xlabel('epoch')
plt.legend(loc='best')
plt.show()
```

# 多變量 CNN 模型

- 訓練 train 資料集

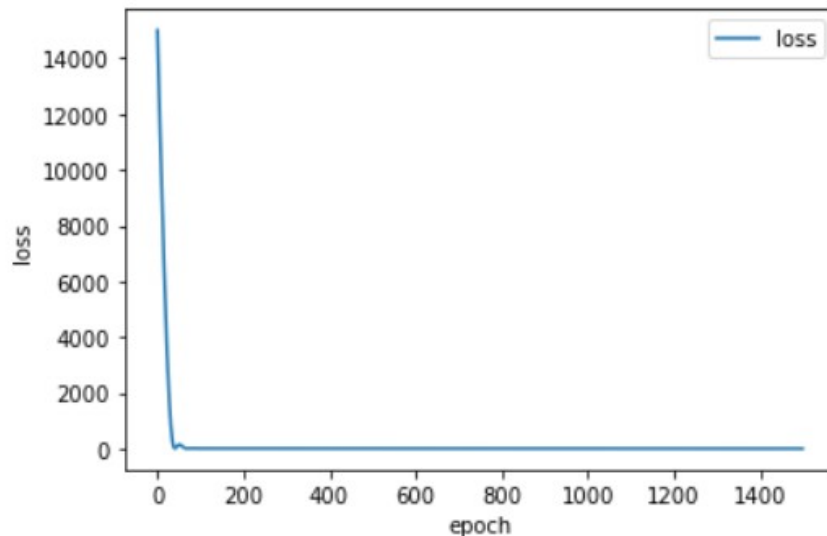
– `model.fit()`

```
import matplotlib.pyplot as plt

train_history = model.fit(

plt.plot(train_history.history['loss'])
plt.ylabel('loss')
plt.xlabel('epoch')
plt.legend(loc='best')
plt.show()
```

```
Epoch 1498/1500
1/1 [=====] - 0s 5ms/step - loss: 0.3926
Epoch 1499/1500
1/1 [=====] - 0s 8ms/step - loss: 0.3900
Epoch 1500/1500
1/1 [=====] - 0s 4ms/step - loss: 0.3874
```



# 多變量 CNN 模型

- 自製 test 資料做測試
  - 使用 model.predict()

```
x_input = np.array([[80, 85], [90, 95], [100, 105]])  
x_input = x_input.reshape((1, n_steps, n_features))  
yhat = model.predict(x_input)  
print(yhat)
```

你觀察到了什麼？

```
[[205.97539]]
```

# 講次內容

- 什麼是時間序列預測問題
- 單變量 CNN 模型
- 多變量 CNN 模型
- 多時階 CNN 模型

# 多時階 CNN 模型

- 就是**單**一來源數據的時間序例
- 應用於預測「**下幾步**」

# 多時階 CNN 模型

- 資料準備：切出（題目，答案）配對
- 想想看處理邏輯應該是什麼？

10, 20, 30, 40, 50, 60, 70, 80, 90  
15, 25, 35, 45, 55, 65, 75, 85, 95

=>

X,	y
10, 20, 30	40, 50
20, 30, 40	50, 60
30, 40, 50	60, 70
40, 50, 60	70, 80
50, 60, 70	80, 90



- 資料
- 想想

10, 20,  
15, 25,

```
# 時間序列資料，串列前後元素有時序的先後順序
list1 = [10, 20, 30, 40, 50, 60, 70, 80, 90]
```

```
# 我們希望資料變成一段一段小的時序資料
```

```
# X, ————— y
```

```
# 10, 20, 30 ————— 40, 50
```

```
# 20, 30, 40 ————— 50, 60
```

```
# 30, 40, 50 ————— 60, 70
```

```
# ...
```

```
def splitSequence(seq, steps_in, steps_out):
```

```
    x, y = [], []
```

```
    for i in range(len(seq)):
```

```
        # 找到本次取樣的尾端索引
```

```
        end_ix = i + steps_in
```

```
        out_end_ix = end_ix + steps_out
```

```
        # 檢查是否該結束了
```

```
        if out_end_ix > len(seq):
```

```
            break
```

```
        # 切出兩部份!
```

```
        seq_x, seq_y = seq[i:end_ix], seq[end_ix:out_end_ix]
```

```
        x.append(seq_x)
```

```
        y.append(seq_y)
```

```
    return x, y
```

```
n_steps_in = 3
```

```
n_steps_out = 2
```

```
listX, listY = splitSequence(list1, n_steps_in, n_steps_out)
```

```
for x, y in zip(listX, listY):
```

```
    print(x, y)
```

討

(題目, 答案)

y 配對

[10, 20, 30]	[40, 50]
[20, 30, 40]	[50, 60]
[30, 40, 50]	[60, 70]
[40, 50, 60]	[70, 80]
[50, 60, 70]	[80, 90]



# 多時階 CNN 模型

- 特徵處理

- 使用 Keras 來製作 CNN 模型
- 針對 Keras API Conv1D 所需調整資料維度

```
arrayX = np.array(listX)
arrayY = np.array(listY)
print(arrayX.shape)
print(arrayY.shape)

n_features = arrayX.shape[2]
```

```
(7, 3, 2)
(7,)
```

# 多時階 CNN 模型

- 預測模式

- 「下幾步」預測， multi-step prediction
- 使用 Keras API 的 1D CNN 模型

# 多時階 CNN 模型

- 預測模式

注意

input\_shape!

```
from tensorflow.keras.layers import Activation, Conv1D, MaxPooling1D, Dense, Flatten
from tensorflow.keras.models import Sequential
from tensorflow.keras.optimizers import Adam

model = Sequential()

model.add(Conv1D(filters=64, kernel_size=2, activation='relu', input_shape=(n_steps_in, n_features)))
model.add(MaxPooling1D(pool_size=2))
model.add(Flatten())
model.add(Dense(50, activation='relu'))
model.add(Dense(n_steps_out))

print(model.summary())
model.compile(optimizer=Adam(lr=0.001), loss='mse')
```

# 多時階 CNN 模型

- 預測模式

```
from tensorflow.keras.layers import Conv1D, MaxPooling1D, Flatten, Dense
from tensorflow.keras.models import Sequential

model = Sequential()

model.add(Conv1D(filters=64, kernel_size=2, input_shape=(None, 2, 64)))
model.add(MaxPooling1D(pool_size=2))
model.add(Flatten())
model.add(Dense(50, activation='relu'))
model.add(Dense(n_steps, activation='relu'))

print(model.summary())
model.compile(optimizer='adam', loss='mse')
```

Model: "sequential\_6"

Layer (type)	Output Shape	Param #
=====		
conv1d_6 (Conv1D)	(None, 2, 64)	192
max_pooling1d_6 (MaxPooling1D)	(None, 1, 64)	0
flatten_6 (Flatten)	(None, 64)	0
dense_12 (Dense)	(None, 50)	3250
dense_13 (Dense)	(None, 2)	102
=====		
Total params: 3,544		
Trainable params: 3,544		
Non-trainable params: 0		

None

# 多時階 CNN 模型

- 訓練 train 資料集
  - **model.fit()** 又出現了!

```
import matplotlib.pyplot as plt

train_history = model.fit(arrayX, arrayY, epochs=1500)

plt.plot(train_history.history['loss'], label='loss')
plt.ylabel('loss')
plt.xlabel('epoch')
plt.legend(loc='best')
plt.show()
```

# 多時階 CNN 模型

- 訓練 train 資料集

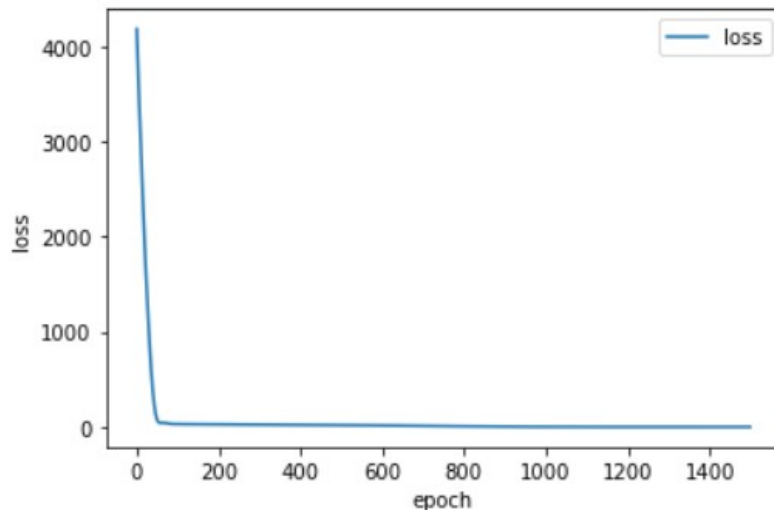
– **model.fit()**

```
import matplotlib.pyplot as plt

train_history = model.fit(

plt.plot(train_history.history['loss'])
plt.ylabel('loss')
plt.xlabel('epoch')
plt.legend(loc='best')
plt.show()
```

```
Epoch 1498/1500
1/1 [=====] - 0s 6ms/step - loss: 0.0056
Epoch 1499/1500
1/1 [=====] - 0s 7ms/step - loss: 0.0056
Epoch 1500/1500
1/1 [=====] - 0s 5ms/step - loss: 0.0055
```



# 多時階 CNN 模型

- 自製 test 資料做測試
  - 使用 model.predict()

```
x_input = np.array([70, 80, 90])  
x_input = x_input.reshape((1, n_steps, n_features))  
yhat = model.predict(x_input)  
print(yhat)
```

```
x_input = np.array([7, 8, 9])  
x_input = x_input.reshape((1, n_steps, n_features))  
yhat = model.predict(x_input)  
print(yhat)
```

```
x_input = np.array([75, 85, 95])  
x_input = x_input.reshape((1, n_steps, n_features))  
yhat = model.predict(x_input)  
print(yhat)
```

你觀察到了什麼？

```
[[102.859566 114.774254]]  
[[13.286224 16.519444]]  
[[108.54503 120.97099]]
```

# CNN 時間序列預測討論

- 你知道輸入端資料製作的意義嗎？
- 使用 **Conv1D** 的意義在於？
- 單變量、多變量、多時階的差異
- 有沒有看出模型預測的特性？
- 什麼？**還有更多**？！



# 這個講次中，你應該學到了 ...

- 時間序列預測的意義
- 如何使用 CNN 進行單變量時間序列預測
- 如何使用 CNN 進行多變量時間序列預測
- 如何使用 CNN 進行多時階時間序列預測