Homework2 - Where did this glass come from?

- Task: Classify the type of glass using a fully-connected neural network.
- Dataset:
 - The dataset has 6 types of glass, which contain different ingredient. There are 9 types of ingredients. And note that the type of glass was labeled 1,2,3,5,6,7 (Samples type 4 are missing).
 - There are 214 samples in the dataset, in which the number of classes does not balance.
 - Features:
 - 1. Id number: 1 to 214
 - 2. RI: refractive index
 - 3. Na: Sodium (unit measurement: weight in corresponding oxide, as are attributes 4-10)
 - 4. Mg: Magnesium
 - 5. Al: Aluminum
 - 6. Si: Silicon
 - 7. K: Potassium
 - 8. Ca: Calcium
 - 9. Ba: Barium
 - 10. Fe: Iron
 - 11. Type of glass: (class attribute)
 - -- 1 building_windows_float_processed
 - -- 2 building_windows_non_float_processed
 - -- 3 vehicle_windows_float_processed
 - -- 4 vehicle_windows_non_float_processed (none in this database)
 - -- 5 containers
 - -- 6 tableware
 - -- 7 headlamps

การสร้าง model NN จำแนก Glass Type

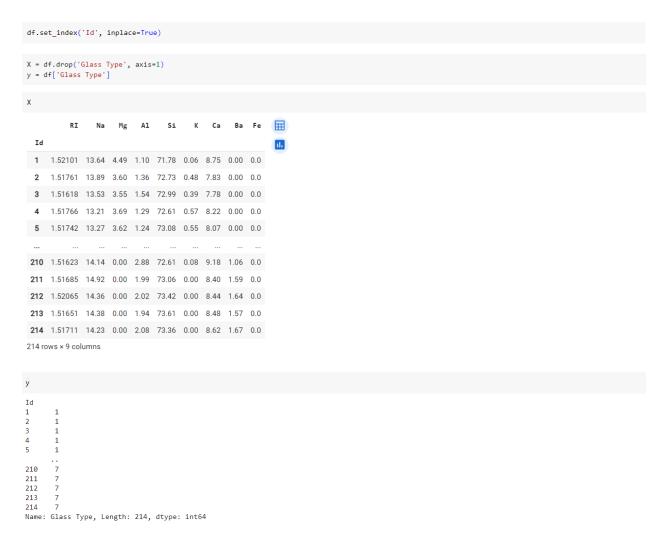
Step1: Import และตรวจสอบข้อมูลเบื้องต้น

- ไม่มีข้อมูลสูญหาย (Missing Data)

```
import numpy as np
import pandas as pd
import matplotlib.pyplot as plt
df = pd.read_csv('glass.csv')
 1 1.52101 13.64 4.49 1.10 71.78 0.06 8.75 0.00 0.0
  2 1.51761 13.89 3.60 1.36 72.73 0.48 7.83 0.00 0.0
  3 1.51618 13.53 3.55 1.54 72.99 0.39 7.78 0.00 0.0
  4 1.51766 13.21 3.69 1.29 72.61 0.57 8.22 0.00 0.0
  5 1.51742 13.27 3.62 1.24 73.08 0.55 8.07 0.00 0.0
 210 1.51623 14.14 0.00 2.88 72.61 0.08 9.18 1.06 0.0
 211 1.51685 14.92 0.00 1.99 73.06 0.00 8.40 1.59 0.0
212 1.52065 14.36 0.00 2.02 73.42 0.00 8.44 1.64 0.0
 213 1.51651 14.38 0.00 1.94 73.61 0.00 8.48 1.57 0.0
214 1.51711 14.23 0.00 2.08 73.36 0.00 8.62 1.67 0.0
214 rows × 10 columns
df.isnull().sum()
Si
Glass Type
df['Glass Type'].value_counts()
    29
17
           -> class is not balance
Name: Glass Type, dtype: int64
```

Step2: Preparing Data

- ข้อมูลประกอบไปด้วย Feature ทั้งหมด 9 Features (ในที่นี้ทำการเปลี่ยนคอลัมน์ Id ซึ่งไม่ใช่ข้อมูล Feature และทำ การ Drop คอลัมน์ Glass Type ออก เพราะเป็น Target เพื่อเตรียมค่า Feature สำหรับเทรนโมเดล)
- มี Class ของ Glass Type ทั้งหมด 6 ชนิด คือ 1, 2, 3, 5, 6, 7 ทำให้อาจสับสน เช่น ถ้าทำการ Classification แล้วได้ ผลลัพธ์เป็น Class 3 นั่นหมายถึง Glass Type คือ 5 (จะอิงตามการ encoding เป็นเลข 0, 1, 2, 3, ...)



ดังนั้นในที่นี้เราจะทำการเตรียมข้อมูลซึ่งประกอบไปด้วย 4 ขั้นตอนหลัก ๆ คือ

- 1. Encoding
- 2. Perform class balancing
- 3. Perform feature scaling
- 4. Converted target output to one-hot of six types

1) Encoding

ในที่นี้จะทำให้ค่าคลาสหรือ Target (y) เป็นตัวเลขที่เรียงกันตั้งแต่ 0,1,2,... เพื่อให้ง่ายต่อการทำความเข้าใจสำหรับ ผลลัพธ์ในการทำ Classification แต่จากการตรวจสอบก่อนหน้านี้ พบว่าคอลัมน์ Glass Type (Target) เป็นชนิดตัวเลขแล้วแต่ ไม่ได้เป็นเลขที่เรียงกัน (1 2 3 5 6) เราจึงทำการเปลี่ยนหรือแทนที่ตัวเลขเหล่านั้นให้กลายเป็นตัวเลขที่เรียงกันตั้งแต่ 0 1 2 3 4 5 แล้วเก็บไว้ที่ตัวแปร v

```
pd.unique(df['Glass Type'])
array([1, 2, 3, 5, 6, 7])
y, class_names = pd.factorize(df['Glass Type'],sort=True) #ทำการเปลี่ยน 1,2,3,5,6,7 --> 0,1,2,3,4,5
class_names
Int64Index([1, 2, 3, 5, 6, 7], dtype='int64')
y #ตรวจสอบข้อมูล target ทั้งหมด
pd.unique(y) #ตรวจสอบคำ y (target)
array([0, 1, 2, 3, 4, 5])
```

2) Perform Class Balancing

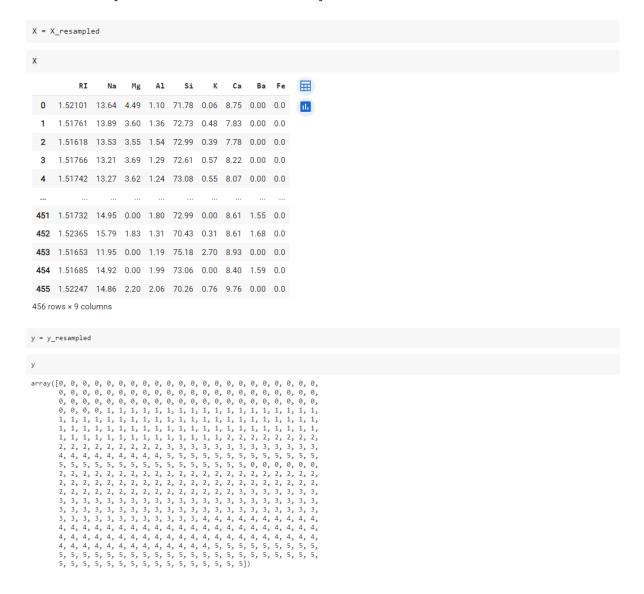
ของแต่ละ class

จาก Step1 ที่เราทำการตรวจสอบข้อมูลจะพบว่า Classes is not Balance ซึ่งเป็นปัญหามากกับการทำ Classification เพราะว่าสิ่งที่จะเกิดขึ้นก็คือว่า ถ้าจำนวน Class ที่เราจะจำแนกมีไม่เท่ากันจะทำให้ความแม่นยำตอนที่เราจะ จำแนกมีค่าคลาดเคลื่อนไป ไม่น่าเชื่อถือ ในที่นี้จึงทำ Class Balancing โดยใช้วิธี Over-sampling ซึ่งเป็นการสุ่มเพิ่มจำนวน ข้อมูลกลุ่มน้อย ให้มีจำนวนเท่ากับข้อมูลกลุ่มหลัก (แต่ก็อาจเสี่ยงต่อการเกิด Over-fitting) ซึ่งมีขั้นตอนการทำ ดังนี้

```
from imblearn import under_sampling, over_sampling
                from collections import Counter
                from imblearn.over_sampling import RandomOverSampler
                \verb"ros = RandomOverSampler(random_state=0)"
                X_{resampled}, y_{resampled} = ros.fit_{resample}(X, y)
                print(sorted(Counter(y_resampled).items()),y_resampled.shape)
                [(0, 76), (1, 76), (2, 76), (3, 76), (4, 76), (5, 76)] (456,) (1, 76), (2, 76)
จ้านหน้อมลเดิม: [(0, 70), (1, 16), (2, 17), (3, 13), (4, 9), (5, 29)] [214]
                   classa classa classa classa classa classa
```

💠 Over-sampling -> เพิ่มลำนวนข้อมูลของแต่ละ classให้ เค่าก็ป class ที่มีคำนอน ข้อมูลมากที่สุด " class2"

เมื่อตรวจสอบข้อมูลหลังทำ Over-sampling แล้วพบว่าข้อมูลทั้งหมดจะมี 456 rows (จากเดิม 214 rows)



3) Perform feature scaling

เนื่องจากชุดข้อมูลมี Feature บางตัวที่มีช่วง Scale แตกต่างกัน ซึ่งจะมีผลทำให้การคำนวณค่า Weight ไม่สมดุล ในที่นี้เราทำการปรับค่าข้อมูล (<mark>ปรับสเกลของค่า x) เป็น Standard scale โดยใช้ scikit-learn และทำการแบ่งข้อมูลสำหรับ</mark> Train และ Test โดยตัว Train ใช้ค่า X_sc (ที่ผ่าน Standard scale แล้ว) ซึ่งมีขั้นตอนดังต่อไปนี้

```
from sklearn.preprocessing import StandardScaler

sc = StandardScaler()
X_sc = sc.fit_transform(X)

#split data to train & test (ratio 75:25)
from sklearn.model_selection import train_test_split
X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(X_sc, y, test_size=0.25, random_state=40)
```

4) Converted target output to one-hot of six types: การทำ Class (ตัวเลข) ให้เป็นแบบ One-hot encoding

เป็นการแปลงค่าคลาส ให้มีลักษณะเป็นค่าฐานสอง (binary) สำหรับเป็นรหัสเพื่อใช้อ้างอิงการ output ของ NN ซึ่งเมื่อตรวจสอบขนาดมิติของข้อมูล y จะมีจำนวน rows เท่าเดิม แต่จำนวนคอลัมน์กลายเป็น 6 (เทียบกับ y ก่อนหน้านี้มี 1 คอลัมน์) โดยในที่นี้จะใช้ Pandas ตาม code ต่อไปนี้



**** หมายเหตุ: จากที่ทำการแบ่งชุดข้อมูล Train-Test เนื่องจากต้องการใช้ Test Set สำหรับทดสอบ Model ว่าเกิด
Over Fitting หรือไม่ (หลังจากนี้จะทำการพลอทกราฟ Loss และกราฟ Accuracy ของ Training set เทียบ
กับ Test set)

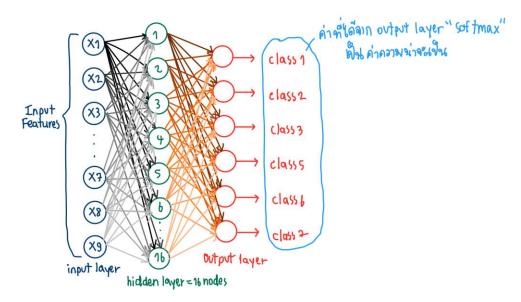
Step3: สร้าง Model

Total params: 262 (1.02 KB) Trainable params: 262 (1.02 KB) Non-trainable params: 0 (0.00 Byte)

Step3: สร้าง Model
3.1) สร้าง Model NN และตรวจสอบสรุปโครงสร้าง: → hidden layer จำนวนาโayer → มี 64 nodes ใช้ activation fn. = relu
output layer → มี 6 node ใช้ activation fn. = softmax

```
>เนื่องจากสืองการเยก type of glass > 6 types
from keras.models import Sequential
from keras.layers import Dense
model = Sequential() #เริ่มต้นสร้าง Instance
#เพิ่มชั้น layer มีจำนวน 16 Node และใช้ activation fn. 'relu'
#input_shape คือ มิติรับอินพุต ในที่นี้คือ 9 Features
model.add(Dense(16, activation='relu',input_shape=(9,)))
#เพิ่มชั้น output layer มีจำนวน 6 nodes (ใช้ 6 เนื่องจาก y_train_1h มีมิติ 6 คอลัมน์ เพื่อรองรับการจำแนก 6 class)
model.add(Dense(6, activation='softmax'))
model.summary() #ตรวจสอบสรุปโครงสร้าง
Model: "sequential 1"
Layer (type)
                              Output Shape
                                                         Param #
dense 2 (Dense)
                              (None, 16)
                                                         160
 dense_3 (Dense)
                              (None, 6)
```

โครงสร้าง NN นี้มีชั้น Hidden Layer 1 ชั้น โดยในชั้น Hidden Layer นี้ มี 16 Nodes ส่วน Output Layer มี 6 Nodes ดังรูป



3.2) Compile:

เนื่องจาก Model นี้เป็นแบบ Multi-class classification จำแนก 6 class การ compile จะกำหนดตัววัด loss เป็น Categorical Crossentropy

```
model.compile(loss='categorical_crossentropy',
            optimizer='adam',
             metrics=['accuracy'])
```

3.3) Train และประเมิน Model: y ใช้ข้อมูลแบบ One-hot ในการ train

- กำหนด epochs = 600
- กำหนด batch size = 8
- กำหนด validation spit = 0.2
- ได้ Test loss = 0.3978 และ Test accuracy = 0.9123
- เมื่อ Plot กราฟ loss และ accuracy ของ training set และ test set เทียบกันพบว่า model ไม่เกิด overfitting

```
history = model.fit(X_train, y_train_1h, epochs=600, batch_size=8, verbose=1, validation_split=0.2)
Epoch 572/600
 35/35 [====
                          ========] - 0s 6ms/step - loss: 0.1185 - accuracy: 0.9560 - val_loss: 0.1922 - val_accuracy: 0.9275
Epoch 573/600
                                       - 0s 5ms/step - loss: 0.1210 - accuracy: 0.9524 - val_loss: 0.1984 - val_accuracy: 0.9275
35/35 [=====
Epoch 574/600
 35/35 [=====
                                         0s 5ms/step - loss: 0.1188 - accuracy: 0.9524 - val_loss: 0.1851 - val_accuracy: 0.9275
 Epoch 575/600
35/35 [==:
                                         0s 5ms/step - loss: 0.1210 - accuracy: 0.9597 - val_loss: 0.1795 - val_accuracy: 0.9275
Epoch 576/600
                                        - 0s 5ms/step - loss: 0.1189 - accuracy: 0.9487 - val loss: 0.1852 - val accuracy: 0.9275
35/35 [=====
Epoch 577/600
35/35 [====
                                         0s 5ms/step - loss: 0.1181 - accuracy: 0.9560 - val_loss: 0.1919 - val_accuracy: 0.9275
Epoch 598/600
35/35 [=====
                                       - 0s 9ms/step - loss: 0.1151 - accuracy: 0.9560 - val loss: 0.1923 - val accuracy: 0.9275
Epoch 599/600
                                         0s 7ms/step - loss: 0.1148 - accuracy: 0.9597 - val_loss: 0.1903 - val_accuracy: 0.9275
Epoch 600/600
35/35 [=====
                        ========] - 0s 7ms/step - loss: 0.1158 - accuracy: 0.9524 - val_loss: 0.1785 - val_accuracy: 0.9275
score = model.evaluate(X_test, y_test_1h, verbose=0)
print("Test loss: ", score[0])
print("Test accuracy: ", score[1])
Test loss: 0.39783188700675964
Test accuracy: 0.9122806787490845
df_hist = pd.DataFrame.from_dict(history.history)
df_hist['loss'].plot(style='b--', label='Training')
df_hist['val_loss'].plot(style='r-', label='Test')
plt.xlabel('Epoch')
plt.ylabel('Loss')
plt.legend()
plt.title('Loss')
plt.show()
                                   Loss
                                                                                                        Loss
                                                                                                                           --- Training
                                                      --- Training
   2.00
                                                                        2.00
                                                         Test
   1.75
                                                                        1.75
   1.50
                                                                        1.50
   1.25
                                                                        1.25
Loss
                                                                     Loss
   1 00
                                                                        1.00
   0.75
                                                                        0.75
   0.50
                                                                        0.50
   0.25
                                                                        0.25
```

```
df_hist['accuracy'].plot(style='b--', label='Training')
df_hist['val_accuracy'].plot(style='r-', label='Test')
plt.xlabel('Epoch')
plt.ylabel('Accuracy')
plt.legend()
plt.title('Accuracy')
plt.show()
                               Accuracy
                                                                                                    Accuracy
  1.0
                                                                             -- Training
  0.8
                                                                      0.8
                                                                      0.4
  0.4
  0.2
                                                                      0.2
                                                     --- Training
                                                         Test
               100
                                                                                                                                  600
                         200
                                           400
                                                    500
                                                             600
                                                                                                                         500
                                  300
                                                                                                       300
                                 Epoch
                                                                                                      Epoch
```

จากกราฟ Loss และ Accuracy ข้างต้น ที่พล็อตเทียบ training set กับ test set เนื่องจากต้องการดูความเหมาะสม ของการปรับค่าต่าง ๆ ใน Model ว่าทำให้ Model เกิด Over fitting หรือไม่

ซึ่งพบว่า Model ค่อนข้างดี และจากการทดลองพบว่าจำนวน Epochs นั้นมีผลต่อความแม่นยำของ Model โดย ถ้าหากตั้งค่าไว้น้อยเกินไปก็อาจได้โมเดลที่มีประสิทธิภาพไม่ดีพอ แต่ถ้ามากไปก็อาจเกิด overfitting ซึ่งในที่นี้เราได้ทำการ Train Model เพียง 600 Epochs ซึ่งในที่นี้เราถือว่าเป็นจำนวน Epochs ที่เหมาะสมแล้ว เนื่องจากลักษณะของกราฟ Loss พล็อตที่ได้ เส้น Train จะอยู่ล่าง Validation เพราะการ Train ย่อมได้ค่า Loss น้อยกว่า Validation อยู่แล้ว ลักษณะของเส้น Loss จะลดลงขันช่วงแรก และเริ่มขนานไปกับแกน x แสดงว่า loss เริ่มคงที่ และจากกราฟ Accuracy ที่จะเห็นได้ว่าเส้นกราฟ ขึ้นสูงสุดและค่อนข้างคงที่แล้ว จึงถือว่าการ Train โดยใช้จำนวน Epochs = 600 เหมาะสมแล้ว และจากกราฟก็จะเห็นได้ว่า Model ไม่เกิด Over fitting

3.4) การใช้งาน Model เพื่อจำแนกคลาส:

การใช้งาน Model เพื่อจำแนกคลาส ต้องนำค่าข้อมูล input ที่โจทย์กำหนด (New Data) เข้าปรับค่าสเกลให้เป็น
 Standard Scale ก่อน

```
X_new = [[1.52, 12.8, 1.6, 2.17, 72.2, 0.76, 9.7, 0.24, 0.5]]
X_new_sc = sc.transform(X_new)
X_new_sc
```

เนื่องจาก m คริชั Activation function แบบ softmax ซึ่องtput layer จะให้ผลลัพษ์ เป็นค่าความ เรื่อมันของแต่ละ ปละร

ใช้ Model Predict จะได้ค่าความเชื่อมั่น จากนั้นใช้ .argmax() หาว่าอยู่ในคลาสใด สรุปว่า Model ได้จำแนก
 เป็น class 5