



AI VIETNAM All-in-One Course

Nội dung

- 1. What is Imbalanced Classification?
- 2. Intuition for Imbalanced Classification
- 3. Challenge of Imbalanced Classification

AI VIETNAM All-in-One Course

Competition



MultiEarth 2023

MultiEarth 2023

MultiEarth 2022



Mission of the workshop

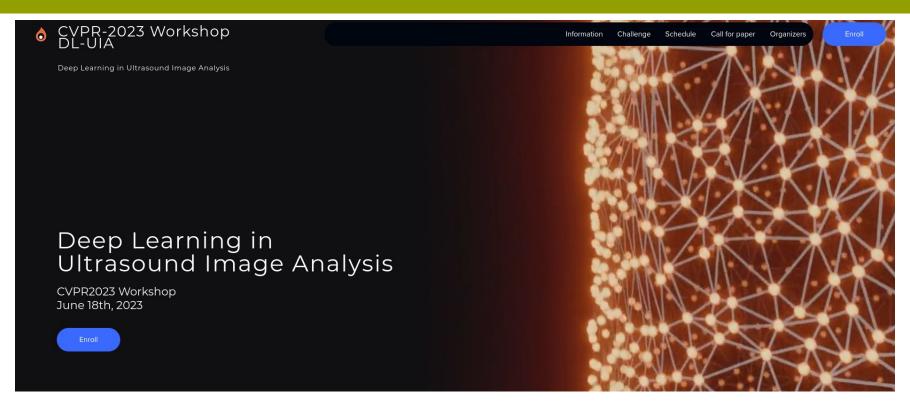
The Multimodal Learning for Earth and Environment Workshop (MultiEarth 2023) is the second annual CVPR workshop aimed at leveraging the significant amount of remote sensing data that is continuously being collected to aid in the monitoring and analysis of the health of Earth ecosystems. The goal of the workshop is to bring together the Earth and environmental science communities as well as the multimodal representation learning communities to examine new ways to leverage technological advances in support of environmental monitoring. In addition, through a series of public challenges, the MultiEarth Workshop hopes to provide a common benchmark for remote sensing multimodal information processing. These challenges are focused on the monitoring of the Amazon rainforest and include deforestation estimation, fire detection, cross-modal image translation, and environmental change projection.

(1)

MultiEarth 2023

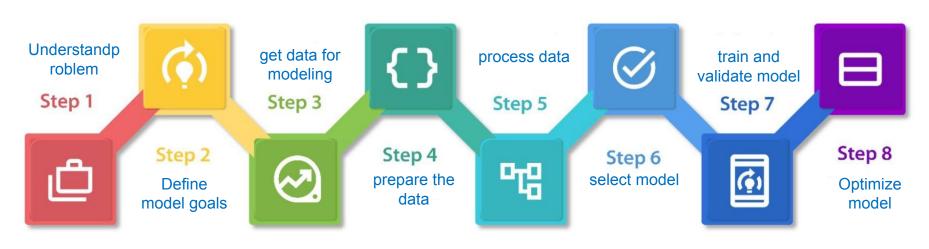


Competition



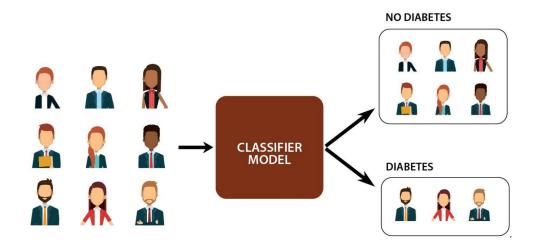


Classification Predictive Modeling



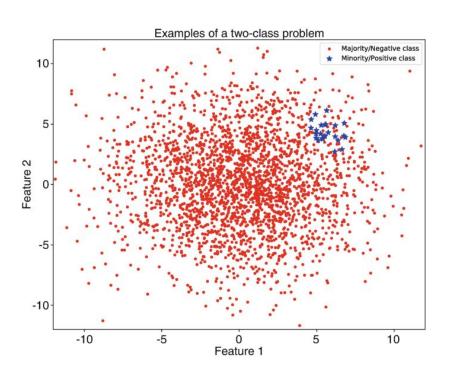
8 bước cho một Predictive Modeling Pipeline

Classification Predictive Modeling



Classification là một Predictive Modeling liên quan đến việc gán nhãn cho mỗi data point/observation

Imbalanced Classification Problems



Imbalance data là một thách thức cho predictive modeling vì hầu hết các thuật toán sử dụng để phân loại đều được thiết kế dựa trên giả định về số lượng bằng nhau cho mỗi class. Điều này dẫn đến các mô hình có hiệu suất dự đoán kém, đặc biệt đối với những class thiểu số.

Imbalanced Classification Problems

Vấn đề lệch dữ liệu giữa các class được gọi là Imbalanced thay vì Unbalanced là vì:

- Unbalanced đề cập đến việc class distribution đã được cân bằng và hiện không còn cân bằng nữa.
- Imbalanced đề cập đến việc class distribution vốn đã không cân bằng.

Ví dụ: Cho bài toán imbalanced binary classification với sự mất cân bằng từ 1 đến 100 (1:100) có nghĩa là cứ mỗi một sample ở một class này thì có 100 samples ở class kia



Imbalanced Classification Problems

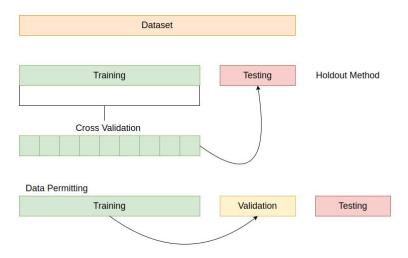


Person ID

Causes of Class Imbalance

Hai nguyên nhân chính dẫn đến sự mất cân bằng của class distribution:

- Data sampling
- Properties of the domain



Challenge of Imbalanced Classification

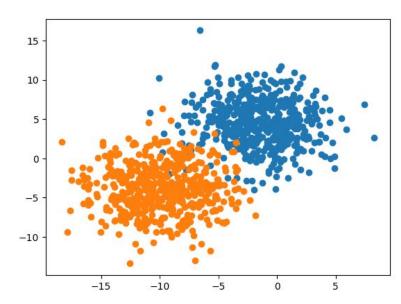
Imbalanced Classification có 2 dạng chính: Slight Imbalance và Severe Imabalance

- Slight Imbalance: distribution của các mẫu dữ liệu có sự phân bố không đều ở một lượng nhỏ trong dataset (ví dụ lệch 4:6)
- Severe Imbalance: distribution của các mẫu dữ liệu có sự phân bố không đều ở số lượng lớn trong dataset (ví dụ lệch 1:100 hoặc nhiều hơn)

Class có nhiều mẫu dữ liệu hơn được gọi là major class, ngược lại gọi là minor class

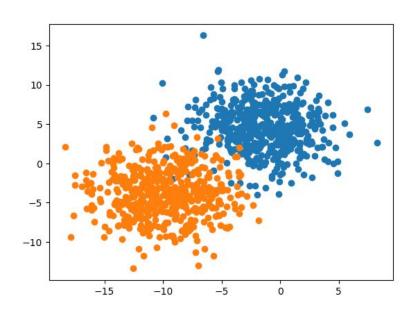
Create and Plot data:

```
# generate dataset
X, y = make_blobs(n_samples=1000, centers=2, n_features=2, random_state=1, cluster_std=3)
# create scatter plot for samples from each class
for class_value in range(2):
    # get row indexes for samples with this class
    row_ix = np.where(y == class_value)
    # create scatter of these samples
    plt.pyplot.scatter(X[row_ix, 0], X[row_ix, 1])
plt.pyplot.show()
```



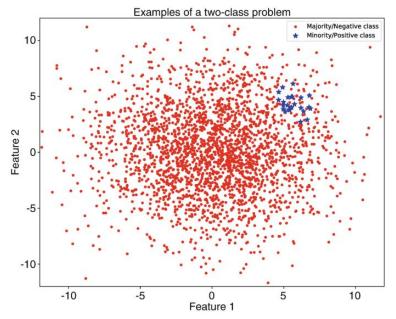
Create and Plot data:





Sự khác biệt khi kiểm tra imbalanced data giữa 2 loại biểu đồ là gì?

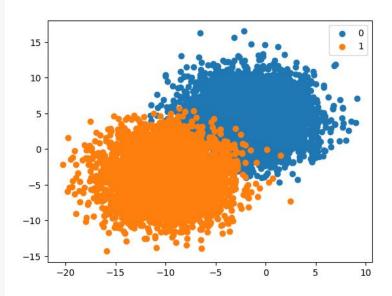
Create and Plot data:



Sử dụng scatter giúp chúng ta có cái nhìn tổng quan về phân phối data để có thể lựa chọn những giải pháp phù hợp

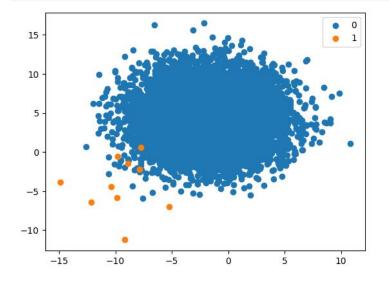
Create Synthetic Dataset with a Class Distribution

```
# create a dataset with a given class distribution
def get dataset(proportions):
 n classes = len(proportions)
 largest = max([v for k,v in proportions.items()])
 n samples = largest * n classes
 # create dataset
 X, y = make blobs(n samples=n samples, centers=n classes, n features=2, random state=1, cluster std=3)
 # collect the examples
 X list, y list = list(), list()
  for k,v in proportions.items():
   row ix = np.where(v == k)[0]
   selected = row ix[:v]
   X list.append(X[selected, :])
   y list.append(y[selected])
  return np.vstack(X list), np.hstack(y list)
def plot dataset(X, y):
 n classes = len(np.unique(y))
  for class value in range(n classes):
   row ix = np.where(y == class value)[0]
   # create scatter of these samples
   plt.pyplot.scatter(X[row_ix, 0], X[row ix, 1], label=str(class value))
  plt.pvplot.legend()
  plt.pyplot.show()
```

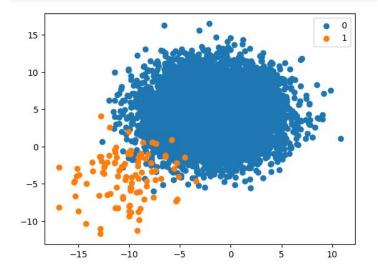


Effect of Skewed Class Distributions

```
# define the class distribution
proportions = {0:10000, 1:10}
# generate dataset
X, y = get_dataset(proportions)
# plot dataset
plot_dataset(X, y)
```



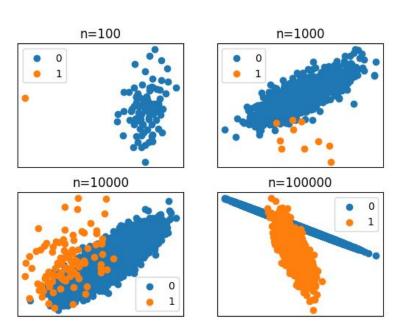
```
# define the class distribution
proportions = {0:10000, 1:100}
# generate dataset
X, y = get_dataset(proportions)
# plot dataset
plot_dataset(X, y)
```



3 - Challenge of Imbalanced Classification

Compounding Effect of Dataset Size

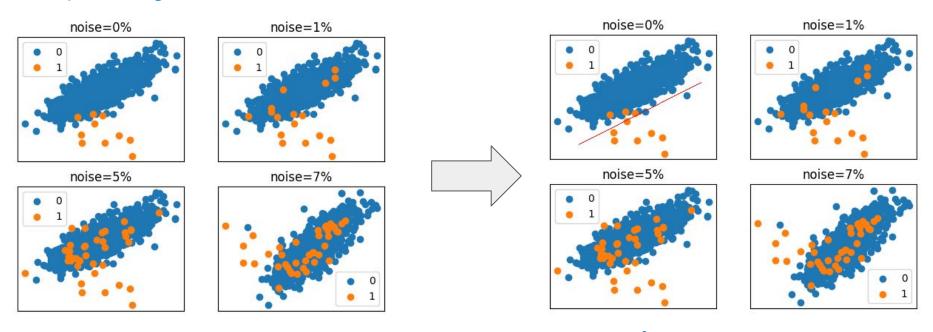
```
for i in range(len(sizes)):
  n = sizes[i]
  # create the dataset
 X, y = make classification(n samples=n, n features=2, n redundant=0,
  n clusters per class=1, weights=[0.99], flip y=0, random state=1)
  # summarize class distribution
  counter = Counter(y)
  print('Size=%d, Ratio=%s' % (n, counter))
  plt.pyplot.subplot(2, 2, 1+i)
  plt.pyplot.title('n=%d' % n)
  plt.pyplot.xticks([])
  plt.pyplot.yticks([])
  for label, in counter.items():
    row ix = np.where(y == label)[0]
    plt.pyplot.scatter(X[row ix, 0], X[row ix, 1], label=str(label))
  plt.pyplot.legend()
```





3 - Challenge of Imbalanced Classification

Compounding Effect of Label Noise



Việc có thêm noise sẽ làm cho việc phân tách giữa các lớp trở nên khó khăn hơn.