TRƯỜNG ĐẠI HỌC KHOA HỌC TỰ NHIÊN ĐẠI HỌC QUỐC GIA THÀNH PHỐ HỒ CHÍ MINH



LAB - 03:

Spark

Lóp: 19_21

Môn: Nhập môn dữ liệu lớn

Niên khóa: 2021-2022

Mục lục

I.	Thông tin sinh viên	3
II.	Nội dung tìm hiểu	4
1	. Cài đặt Spark trên Linux:	4
2	2. Cài đặt thuật toán và thực hiện chạy các ví dụ và bộ dữ liệu khác:	11
Ш	. Tài liệu tham khảo	18

I. Thông tin sinh viên

1. Thông tin nhóm:

Tên nhóm: Gaming House.

Danh sách thành viên:

STT	Họ tên	MSSV
1	Đỗ Thái Duy	19120492
2	Huỳnh Quốc Duy	19120494
3	Phạm Đức Huy	19120534
4 Lê Thành Lộc		19120562

2. Bảng phân công công việc:

MSSV	Họ tên	Công việc
19120492	Đỗ Thái Duy	Chụp hình từng bước quá trình cài đặt, mô tả và chú thích quá trình thực hiện vào báo cáo.
19120494	Huỳnh Quốc Duy	Thực hiện chạy thêm các ví dụ và bộ dữ liệu khác trên các thuật toán đã triển khai.
19120534	Phạm Đức Huy	Thực hiện chạy thêm các ví dụ và bộ dữ liệu khác trên các thuật toán đã triển khai.
19120562	Lê Thành Lộc	Chụp hình từng bước quá trình cài đặt, mô tả và chú thích quá trình thực hiện vào báo cáo.

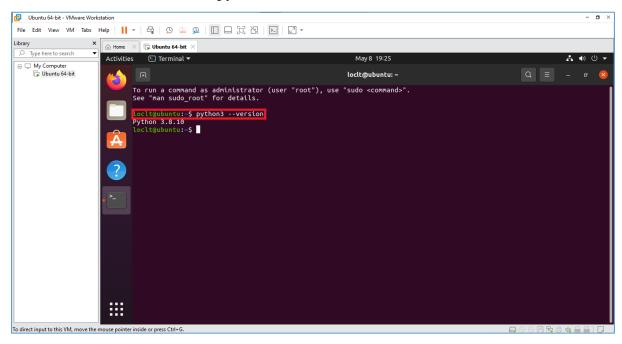
3. Đánh giá mức độ hoàn thành:

STT	Họ tên	MSSV	Mức độ hoàn thành
1	Đỗ Thái Duy	19120492	100%
2	Huỳnh Quốc Duy	19120494	100%
3	Phạm Đức Huy	19120534	100%
4	Lê Thành Lộc	19120562	100%

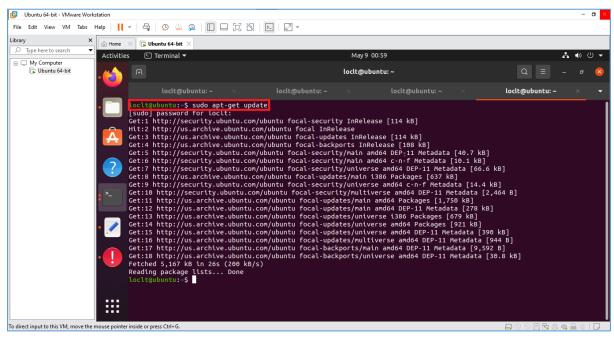
II. Nội dung tìm hiểu

1. Cài đặt Spark trên Linux:

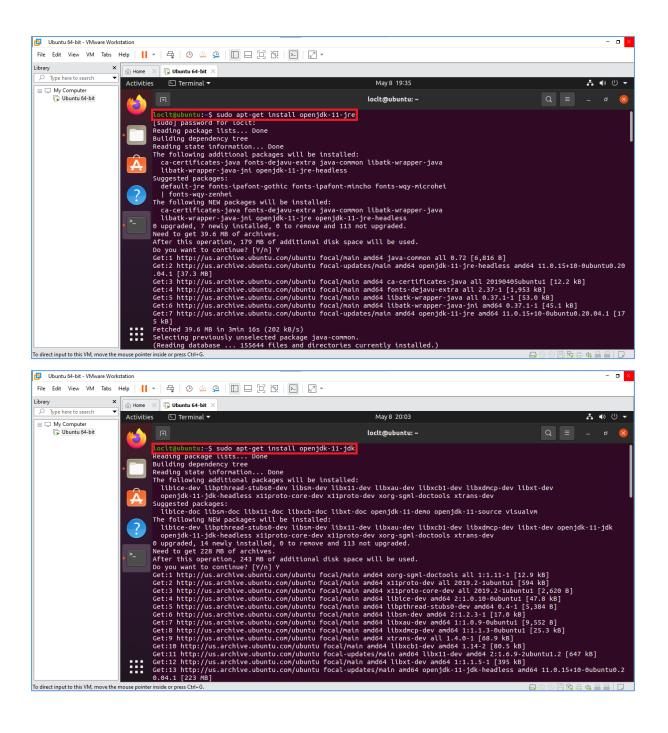
Bước 1: Kiểm tra xem đã cài python chưa.

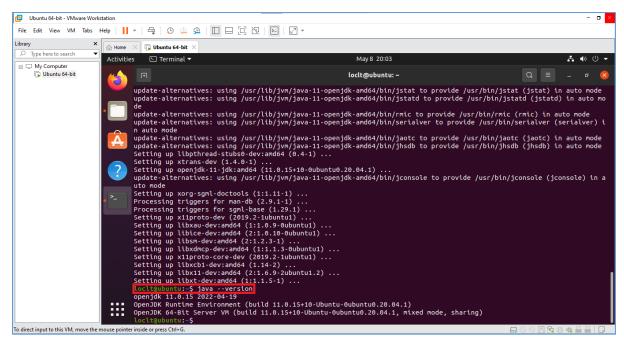


Bước 2: Cập nhật các chỉ mục gói của hệ điều hành Linux.



Bước 3: Cài đặt Java Runtime Environment (JRE) và Java Development Kit (JDK), sau đó kiểm tra xem phiên bản Java được cài đặt có đủ tiêu chuẩn cài spark không (Java phải từ phiên bản 8 trở lên).

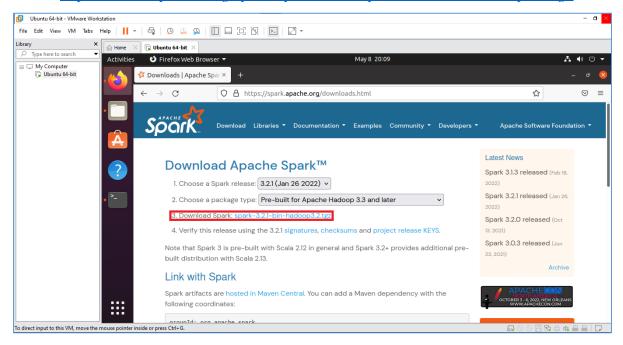


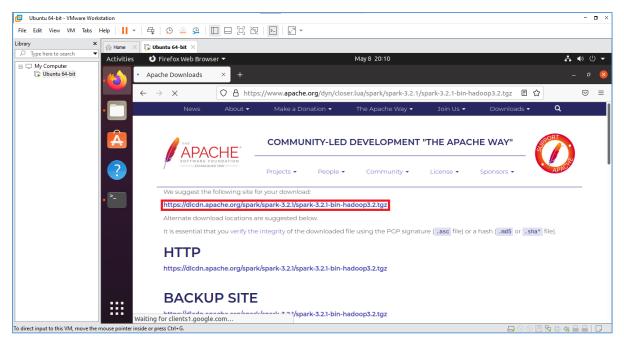


Bước 4: Tải và cài đặt spark từ link trên web.

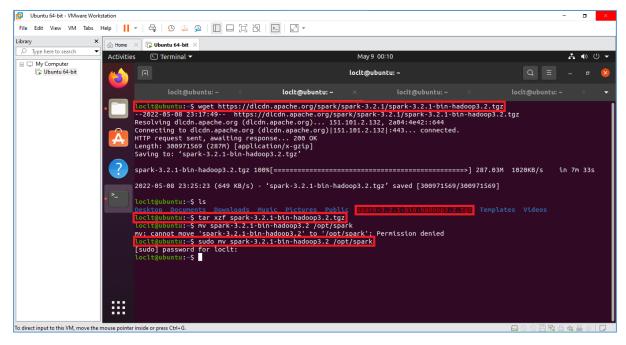
Truy cập trang web <u>https://spark.apache.org/downloads.html</u> và click vào đường dẫn ở mục 3.Download spark để lấy link tải spark:

https://dlcdn.apache.org/spark/spark-3.2.1/spark-3.2.1-bin-hadoop3.2.tgz



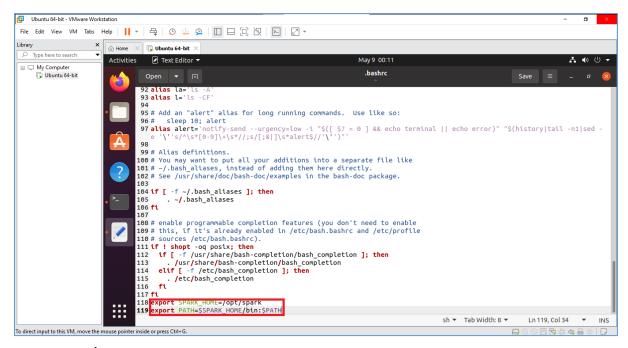


- Cài đặt spark từ link vừa lấy được ở trên và tiến hành giải nén với lệnh *tar xzf*, sau đó chuyển thư mục giải nén vào thư mục /opt.

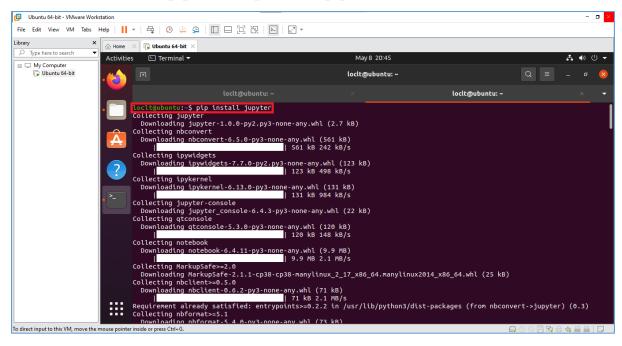


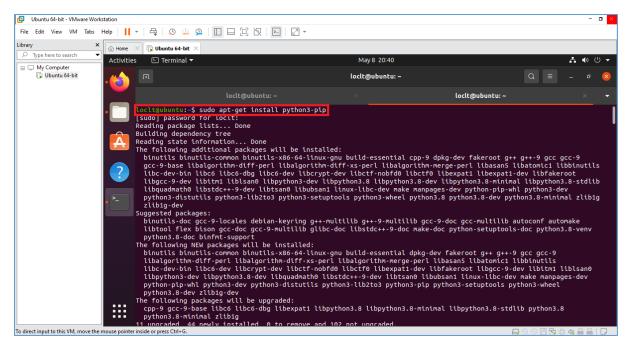
Bước 5: Thực hiện chỉnh sửa file .bashrc

- Nhập lệnh *gedit* .\bashrc để mở file .bashrc.
- Thêm các dòng lệnh export như hình vào cuối file.
- **Ctrl** + **S** để lưu thay đổi.

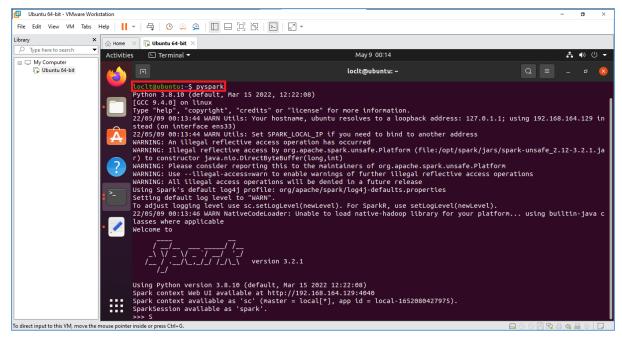


Bước 6: Tiến hành tải pip và tải jupyter với pip.



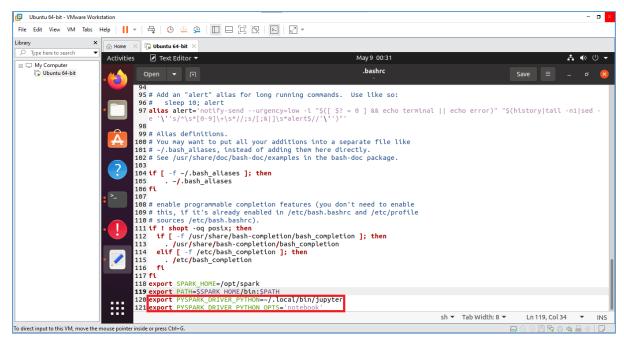


Bước 7: Khởi động và chạy pyspark.

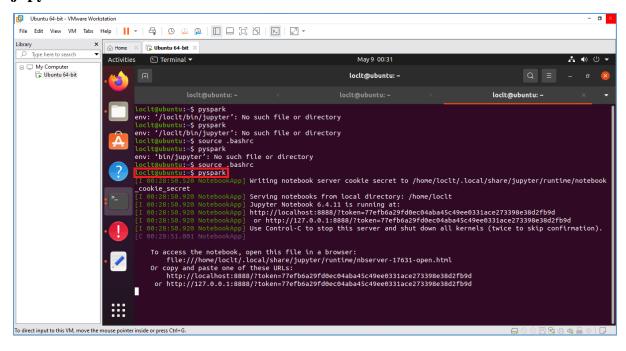


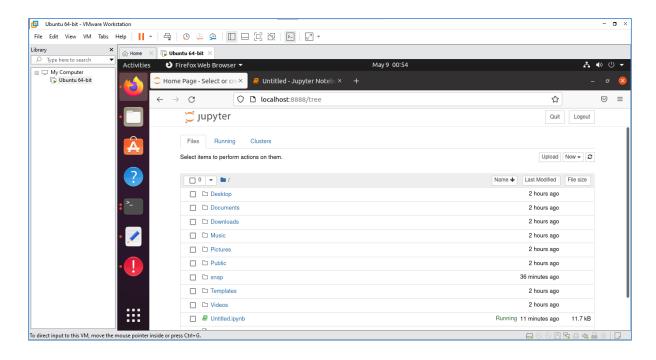
Bước 8: Tiếp tục chỉnh sửa file .bashrc để có thể sử dụng jupyter notebook

- Nhập lệnh *gedit* .\bashrc để mở file .bashrc.
- Thêm các dòng lệnh export như hình vào cuối file.
- **Ctrl** + **S** để lưu thay đổi.



Bước 9: Nhập lệnh *pyspark* để mở **jupyter notebook** và thực hiện chạy spark trên **jupyter notebook**.





2. Cài đặt thuật toán và thực hiện chạy các ví dụ và bộ dữ liệu khác:

 a) Các giải thuật học máy trên bộ dữ liệu mushroom.csv được public trên trang kaggle:

Mô tả: Bài toán phân lớp các loại nấm dựa vào đặc điểm của chúng. Dữ liệu gồm 23 cột. Trong bài làm này để đơn giản. Ta sẽ lấy 10 cột dữ liệu và 1 cột đích để phân lớp bài toán

Các bước thực hiện:

Bước 1: Đọc dữ liệu lên từ file mushroom.csv.

```
data = spark.read.load("/kaggle/input/mushroom-classification/mushrooms.csv", format="csv", header=True,
data = data.withColumn("cap-shape", data["cap-shape"]).withColumn("label", data['class']). \
    withColumn("cap-color", data["cap-color"]). \
    withColumn("bruises", data["bruises"]). \
    withColumn("odor", data["odor"]). \
    withColumn("gill-attachment", data["gill-attachment"]). \
    withColumn("gill-spacing", data["gill-spacing"]). \
    withColumn("gill-size", data["gill-size"]). \
    withColumn("gill-color", data["gill-color"]). \
    withColumn("stalk-shape", data["stalk-shape"])
# withColumn("stalk-shape", data["stalk-shape"])
# withColumn("BMI", data["Body mass index"] - 0)
```

Bước 2: Sử dụng onehot encoding để mã hóa các cột dữ liệu từ dạng chuỗi về dạng số.

```
# one hot encoding
from pyspark.ml.feature import VectorAssembler, StringIndexer, OneHotEncoder
stringIndexer = StringIndexer().setInputCol("cap-shape").setOutputCol("cap-shape2")
ageModel = stringIndexer.fit(data)
data = ageModel.transform(data)
stringIndexer = StringIndexer().setInputCol("cap-surface").setOutputCol("cap-surface2")
ageModel = stringIndexer.fit(data)
data = ageModel.transform(data)
stringIndexer = StringIndexer().setInputCol("cap-color").setOutputCol("cap-color2")
ageModel = stringIndexer.fit(data)
data = ageModel.transform(data)
stringIndexer = StringIndexer().setInputCol("bruises").setOutputCol("bruises2")
ageModel = stringIndexer.fit(data)
data = ageModel.transform(data)
stringIndexer = StringIndexer().setInputCol("odor").setOutputCol("odor2")
ageModel = stringIndexer.fit(data)
data = ageModel.transform(data)
stringIndexer = StringIndexer().setInputCol("gill-attachment").setOutputCol("gill-attachment2")
ageModel = stringIndexer.fit(data)
data = ageModel.transform(data)
stringIndexer = StringIndexer().setInputCol("gill-spacing").setOutputCol("gill-spacing2")
ageModel = stringIndexer.fit(data)
data = ageModel.transform(data)
```

Bước 3: Tập hợp mảng vector các input gồm 10 cột dữ liệu vừa được mã hóa.

```
assem = VectorAssembler(inputCols=["cap-shape2", "cap-surface2", "cap-color2", "bruises2", "odor2", "gill-attachment2", "gill-spacing2", "gill-size2", "gill-data = assem.transform(data) # data.show()
```

Bước 4: Mã hóa cột đích 'label' thành cột 'indexedLabel' cũng như phân biệt các dữ liệu dạng categorical trong mảng vector input. Nếu một cột có hơn 4 giá trị khác nhau sẽ được xem là dữ liệu loại liên tục. Sau đó tách dữ liệu theo tỉ lệ 7:3.

```
# Fit on whole dataset to include all labels in index.
labelIndexer = StringIndexer(inputCol="label", outputCol="indexedLabel").fit(data)
# Automatically identify categorical features, and index them.
# We specify maxCategories so features with > 4 distinct values are treated as continuous.
featureIndexer =\
    VectorIndexer(inputCol="features", outputCol="indexedFeatures", maxCategories=4).fit(data)
# data.show()
# # Split the data into training and test sets (30% held out for testing)
(trainingData, testData) = data.randomSplit([0.7, 0.3])
```

Bước 5: Kết quả chạy trên các giải thuật

- Decision tree:
- + Model:

```
# # Train a DecisionTree model.
dt = DecisionTreeClassifier(labelCol="indexedLabel", featuresCol="indexedFeatures")
```

+ Kết quả: Độ chính xác của giải thuật: 0.984755%.

```
| prediction|indexedLabel| features|
| 0.0| 0.0|[3.0,2.0,1.0,0.0,...|
| 0.0| 0.0|[3.0,2.0,1.0,0.0,...|
| 0.0| 0.0|[3.0,2.0,1.0,0.0,...|
| 0.0| 0.0|[3.0,2.0,1.0,0.0,...|
| 0.0| 0.0|[3.0,2.0,1.0,0.0,...|
| 0.0| 0.0|[3.0,2.0,1.0,0.0,...|
| 0.0| 0.0|[3.0,2.0,1.0,0.0,...|
| 0.0| 0.0|[3.0,2.0,1.0,0.0,...|
| 0.0| 0.0|[3.0,2.0,1.0,0.0,...|
| 0.0| 0.0|[3.0,2.0,1.0,0.0,...|
| 0.0| 0.0|[3.0,2.0,1.0,0.0,...|
| 0.0| 0.0|[3.0,2.0,1.0,0.0,...|
| 0.0| 0.0|[3.0,2.0,1.0,0.0,...|
| 0.0| 0.0|[3.0,2.0,1.0,0.0,...|
| 0.0| 0.0|[3.0,2.0,1.0,0.0,...|
| 0.0| 0.0|[3.0,2.0,1.0,0.0,...|
| 0.0| 0.0|[3.0,2.0,1.0,0.0,...|
| 0.0| 0.0|[3.0,2.0,1.0,0.0,...|
| 0.0| 0.0|[3.0,2.0,1.0,0.0,...|
| 0.0| 0.0|[3.0,2.0,1.0,0.0,...|
| 0.0| 0.0|[3.0,2.0,1.0,0.0,...|
| 0.0| 0.0|[3.0,2.0,1.0,0.0,...|
| 0.0| 0.0|[3.0,2.0,1.0,0.0,...|
| 0.0| 0.0|[3.0,2.0,1.0,0.0,...|
| 0.0| 0.0|[3.0,2.0,1.0,0.0,...|
| 0.0| 0.0|[3.0,2.0,1.0,0.0,...|
| 0.0| 0.0|[3.0,2.0,1.0,0.0,...|
| 0.0| 0.0|[3.0,2.0,1.0,0.0,...|
| 0.0| 0.0|[3.0,2.0,1.0,0.0,...|
| 0.0| 0.0|[3.0,2.0,1.0,0.0,...|
| 0.0| 0.0|[3.0,2.0,1.0,0.0,...|
| 0.0| 0.0|[3.0,2.0,1.0,0.0,...|
| 0.0| 0.0|[3.0,2.0,1.0,0.0,...|
| 0.0| 0.0|[3.0,2.0,1.0,0.0,...|
| 0.0| 0.0|[3.0,2.0,1.0,0.0,...|
| 0.0| 0.0|[3.0,2.0,1.0,0.0,...|
| 0.0| 0.0|[3.0,2.0,1.0,0.0,...|
| 0.0| 0.0|[3.0,2.0,1.0,0.0,...|
| 0.0| 0.0|[3.0,2.0,1.0,0.0,...|
| 0.0| 0.0|[3.0,2.0,1.0,0.0,...|
| 0.0| 0.0|[3.0,2.0,1.0,0.0,...|
| 0.0| 0.0|[3.0,2.0,1.0,0.0,...|
| 0.0| 0.0|[3.0,2.0,1.0,0.0,...|
| 0.0| 0.0|[3.0,2.0,1.0,0.0,...|
| 0.0| 0.0|[3.0,2.0,1.0,0.0,...|
| 0.0| 0.0|[3.0,2.0,1.0,0.0,...|
| 0.0| 0.0|[3.0,2.0,1.0,0.0,...|
| 0.0| 0.0|[3.0,2.0,1.0,0.0,...|
| 0.0| 0.0|[3.0,2.0,1.0,0.0,...|
| 0.0| 0.0|[3.0,2.0,1.0,0.0,...|
| 0.0| 0.0|[3.0,2.0,1.0,0.0,...|
| 0.0|[3.0,2.0,1.0,0.0,...|
| 0.0|[3.0,2.0,1.0,0.0,...|
| 0.0|[3.0,2.0,1.0,0.0,...|
| 0.0|[3.0,2.0,1.0,0.0,...|
| 0.0|[3.0,2.0,1.0,0.0,...|
| 0.0|[3.0,2.0,1.0,0.0,...|
| 0.0|[3.0,2.0,1.0,0.0,...|
| 0.0|[3.0,2.0,1.0,0.0,...|
| 0.0|[3.0,2.0,1.0,0.0,...|
| 0.0|[3.0,2.0,1.0,0.0,...|
| 0.0|[3.0,2.0,1.0,0.0,...|
| 0.0|[3.0,2.0,1.0
```

- Naive Bayes

+ Model:

```
# create the trainer and set its parameters
nb = NaiveBayes(labelCol="label2", featuresCol="features", smoothing=1.0, modelType="multinomial")
```

+ **Kết quả:** Độ chính xác của giải thuật: 0.742611%.

```
| prediction|label2| features|
| 0.0| 0.0|[3.0,2.0,1.0,0.0,...|
| 0.0| 0.0|[3.0,2.0,1.0,0.0,...|
| 0.0| 0.0|[3.0,2.0,1.0,0.0,...|
| 0.0| 0.0|[3.0,2.0,1.0,0.0,...|
| 0.0| 0.0|[3.0,2.0,1.0,0.0,...|
| 0.0| 0.0|[3.0,2.0,1.0,0.0,...|
| 0.0| 0.0|[3.0,2.0,1.0,0.0]
| 0.0| 0.0|[3.0,2.0,1.0,0.0]
| 0.0| 0.0|[3.0,2.0,1.0,0.0]
| 0.0| 0.0|[3.0,2.0,1.0,0.0]
| 0.0| 0.0|[3.0,2.0,1.0,0.0]
| 0.0| 0.0|[3.0,2.0,1.0,0.0]
| 0.0| 0.0|[3.0,2.0,1.0,0.0]
| 0.0| 0.0|[3.0,2.0,1.0,0.0]
| 0.0| 0.0|[3.0,2.0,1.0,0.0]
| 0.0| 0.0|[3.0,2.0,1.0,0.0]
| 0.0| 0.0|[3.0,2.0,1.0,0.0]
| 0.0| 0.0|[3.0,2.0,1.0,0.0]
| 0.0| 0.0|[3.0,2.0,1.0,0.0]
| 0.0| 0.0|[3.0,2.0,1.0,0.0]
| 0.0| 0.0|[3.0,2.0,1.0,0.0]
| 0.0| 0.0|[3.0,2.0,1.0,0.0]
| 0.0| 0.0|[3.0,2.0,1.0,0.0]
| 0.0| 0.0|[3.0,2.0,1.0,0.0]
| 0.0| 0.0|[3.0,2.0,1.0,0.0]
| 0.0| 0.0|[3.0,2.0,1.0,0.0]
| 0.0| 0.0|[3.0,2.0,1.0,0.0]
| 0.0| 0.0|[3.0,2.0,1.0,0.0]
| 0.0| 0.0|[3.0,2.0,1.0,0.0]
| 0.0| 0.0|[3.0,2.0,1.0,0.0]
| 0.0| 0.0|[3.0,2.0,1.0,0.0]
| 0.0| 0.0|[3.0,2.0,1.0,0.0]
| 0.0| 0.0|[3.0,2.0,1.0,0.0]
| 0.0| 0.0|[3.0,2.0,1.0,0.0]
| 0.0| 0.0|[3.0,2.0,1.0,0.0]
| 0.0| 0.0|[3.0,2.0,1.0,0.0]
| 0.0| 0.0|[3.0,2.0,1.0,0.0]
| 0.0| 0.0|[3.0,2.0,1.0,0.0]
| 0.0| 0.0|[3.0,2.0,1.0,0.0]
| 0.0| 0.0|[3.0,2.0,1.0,0.0]
| 0.0| 0.0|[3.0,2.0,1.0,0.0]
| 0.0| 0.0|[3.0,2.0,1.0,0.0]
| 0.0| 0.0|[3.0,2.0,1.0,0.0]
| 0.0| 0.0|[3.0,2.0,1.0,0.0]
| 0.0| 0.0|[3.0,2.0,1.0,0.0]
| 0.0| 0.0|[3.0,2.0,1.0,0.0]
| 0.0| 0.0|[3.0,2.0,1.0,0.0]
| 0.0| 0.0|[3.0,2.0,1.0,0.0]
| 0.0| 0.0|[3.0,2.0,1.0,0.0]
| 0.0| 0.0|[3.0,2.0,1.0,0.0]
| 0.0| 0.0|[3.0,2.0,1.0,0.0]
| 0.0| 0.0|[3.0,2.0,1.0,0.0]
| 0.0| 0.0|[3.0,2.0,1.0,0.0]
| 0.0| 0.0|[3.0,2.0,1.0,0.0]
| 0.0| 0.0|[3.0,2.0,1.0,0.0]
| 0.0| 0.0|[3.0,2.0,1.0,0.0]
| 0.0| 0.0|[3.0,2.0,1.0,0.0]
| 0.0| 0.0|[3.0,2.0,1.0,0.0]
| 0.0| 0.0|[3.0,2.0,1.0,0.0]
| 0.0| 0.0|[3.0,2.0,1.0,0.0]
| 0.0| 0.0|[3.0,2.0,1.0,0.0]
| 0.0| 0.0|[3.0,2.0,1.0,0.0]
| 0.0| 0.0|[3.0,2.0,1.0,0.0]
| 0.0| 0.0|[3.0,2.0,1.0,0.0]
| 0.0| 0.0|[3.0,2.0,1.0,0.0]
| 0.0| 0.0|[3.0,2.0,1.0,0.0]
| 0.0| 0.0|[3.0,2.0,1.0,0.0]
| 0.0| 0.0|[3.0,2.0,1.0,0.0]
| 0.0| 0.0|[3.0,2.0
```

- RandomForest

+ Model:

```
# create the trainer and set its parameters
rf = RandomForestClassifier(labelCol="label2", featuresCol="features", numTrees=10)
```

+ Kết quả: Độ chính xác của giải thuật: 0.988333%.

- → Đây là giải thuật có độ chính xác cao nhất trong bài toán này.
 - b) Ảnh cho các giải thuật trên các giải thuật học máy trên bộ dữ liệu **iris.csv** được public trên trang Kaggle:

Mô tả: Bài toán phân biệt loại hoa diên vĩ dựa vào các đặc điểm của chúng. Dữ liệu gồm 5 cột. Trong bài làm này, ta sẽ lấy 3 cột dữ liệu và 1 cột đích (species) để phân lớp bài toán

Các bước thực hiện:

Bước 1: Đọc dữ liệu từ file **iris.csv**. Sau đó đưa 3 cột dữ liệu đầu tiên từ dạng chuỗi về dạng số.

```
data = spark.read.load("iris.csv", format="csv", header=True, delimiter=",")
data = data.withColumn("sepal_length", data["sepal_length"] - 0). \
    withColumn("sepal_width", data["sepal_width"] - 0). \
    withColumn("petal_length", data["petal_length"] - 0)
```

Bước 2: Tập hợp mảng vector các input gồm 3 cột dữ liệu ở dạng số. Ta cũng mã hóa biến species bằng *StringIndexer*, tên của mỗi loại hoa sẽ được đánh số.

```
assem = VectorAssembler(inputCols=["sepal_length",'sepal_width','petal_length'], outputCol='features')
data = assem.transform(data)

# Index Labels, adding metadata to the Label column.
# Fit on whole dataset to include all Labels in index.
labelIndexer = StringIndexer(inputCol="species", outputCol="indexedLabel").fit(data)
```

Bước 3: Đến đây đối với mỗi thuật toán ta sẽ biến đổi khác nhau:

• DECISION TREE

Bước 3.1: Tiếp theo ta dùng *VectorIndexer* để tìm các biến categorical trong vector input (nếu cột dữ liệu có ít hơn 4 giá trị khác nhau thì sẽ là categorical). Sau

đó đánh số các vector này. Ta sẽ chia dữ liệu theo tỉ lệ 7:3.

```
# We specify maxCategories so features with > 4 distinct values are treated as continuous.
featureIndexer =\
    VectorIndexer(inputCol="features", outputCol="indexedFeatures", maxCategories=4).fit(data)

# Split the data into training and test sets (30% held out for testing)
(trainingData, testData) = data.randomSplit([0.7, 0.3])
```

Bước 3.2: Tạo 1 mô hình **Decision Tree**. Sau đó dùng các phép biến đổi dữ liệu lên training data. Cuối cùng ta thu được *predictions* là các giá trị dự đoán được bằng thuật toán cây quyết định,

```
# Train a DecisionTree model.
dt = DecisionTreeClassifier(labelCol="indexedLabel", featuresCol="indexedFeatures")

# Chain indexers and tree in a Pipeline
pipeline = Pipeline(stages=[labelIndexer, featureIndexer, dt])

# Train model. This also runs the indexers.
model = pipeline.fit(trainingData)

# Make predictions.
predictions = model.transform(testData)
```

+ Kết quả: Độ chính xác của thuật toán: 93.75%.

```
DecisionTreeClassificationModel: uid=DecisionTreeClassifier_d2fc15112d0d, depth=5, numNodes=13, numClasses=3, numFeatures=3
Decision Tree - Test Accuracy = 0.9375
Decision Tree - Test Error = 0.0625
The Confusion Matrix for Decision Tree Model is :
[[13 0 0]
        [ 0 20 1]
        [ 0 2 12]]
The precision score for Decision Tree Model is: 0.9375
The recall score for Decision Tree Model is: 0.9375
```

NAIVE BAYES

Bước 3.1: Sau khi dùng StringIndexer để biến đổi biến đích species thì ta cũng chia dữ liệu rồi tạo một mô hình Naive Bayes rồi áp dụng các phép biến đổi dữ liệu.

```
splits = data.randomSplit([0.7, 0.3], 1000)
train = splits[0]
test = splits[1]

# create the trainer and set its parameters
nb = NaiveBayes(smoothing=1.0, modelType="multinomial")

# train the model
#model = nb.fit(train)

# Chain indexers and tree in a Pipeline
pipeline = Pipeline(stages=[labelIndexer, nb])

# Train model. This also runs the indexers.
model = pipeline.fit(train)

# select example rows to display.
predictions = model.transform(test)
```

+ Kết quả: Độ chính xác của thuật toán này là 90.7%.

```
Naive Bayes - Test set accuracy = 0.9069767441860465
The Confusion Matrix for Naive Bayes Model is:
[[14 0 0]
[ 0 11 4]
[ 0 0 14]]
The precision score for Naive Bayes Model is: 0.9069767441860465
The recall score for Naive Bayes Model is: 0.9069767441860465
```

• RANDOM FOREST

Bước 3.1: RandomForest cũng thực hiện các biến tương tự như DecisionTree.

Chỉ khác là ở đây ta tạo một mô hình RandomForestClassifier.

```
featureIndexer =\
    VectorIndexer(inputCol="features", outputCol="indexedFeatures", maxCategories=4).fit(data)

# Split the data into training and test sets (30% held out for testing)
(trainingData, testData) = data.randomSplit([0.7, 0.3])

# Train a RandomForest model.
rf = RandomForestClassifier(labelCol="indexedLabel", featuresCol="indexedFeatures", numTrees=10)

# Chain indexers and forest in a Pipeline
pipeline = Pipeline(stages=[labelIndexer, featureIndexer, rf])

# Train model. This also runs the indexers.
model = pipeline.fit(trainingData)

# Make predictions.
predictions = model.transform(testData)
```

+ Kết quả: Độ chính xác của thuật toán này là 96.2%.

```
RandomForestClassificationModel: uid=RandomForestClassifier_0380fe8fe874, numTrees=10, numClasses=3, numFeatures=3
Random Forest - Test Accuracy = 0.962264
Random Forest - Test Error = 0.0377358
The Confusion Matrix for Random Forest Model is :
[[27 0 0]
[ 0 10 1]
[ 0 1 14]]
The precision score for Random Forest Model is: 0.9622641509433962
The recall score for Random Forest Model is: 0.9622641509433962
```

 \rightarrow Đối với bài toán này, Random Forest cũng là thuật toán có độ chính xác cao nhất.

III. Tài liệu tham khảo

- [1] https://github.com/Ruthvicp/CS5590_BigDataProgramming/wiki/Lab-Assignment-4----Spark-MLlib-classification-algorithms,-word-count-on-twitterstreaming
- [2] https://changhsinlee.com/install-pyspark-windows-jupyter/?fbclid=IwAR1o42fIl98kPc_28NyBFtMerWOIPLZm5gFevHll8cCKJOVyvqHg20xcCwY
- [3] https://www.sicara.fr/blog/2017-05-02-get-started-pyspark-jupyter-notebook-3-minutes