

### รายงาน

# เรื่อง ความสัมพันธ์และการทำนายของการใช้งานเชื้อเพลิงของรถยนต์

จัดทำโดย นายกฤษณพงษ์ เพ็งบุญ 6330300038 นายจิรเมธ สุทธาวาณิชย์ 6330300119

> เสนอ ผศ.ดร. กุลวดี สมบูรณ์วิวัฒน์

รายงานนี้เป็นส่วนหนึ่งของรายวิชา
03603452 การทำเหมืองข้อมูล หมู่เรียนบรรยาย 800
ภาคปลาย ปีการศึกษา 2565
มหาวิทยาลัยเกษตรศาสตร์ วิทยาเขตศรีราชา

## คำนำ

รายงานเล่มนี้เป็นส่วนหนึ่งของรายวิชา 03603452 การทำเหมืองข้อมูลเพื่อใช้กระบวนการทำ เหมืองข้อมูลในการค้นคว้าเกี่ยวกับความสัมพันธ์และการทำนายของการใช้งานเชื้อเพลิงของรถยนต์

ทางผู้จัดทำหวังว่า รายงานเล่มนี้จะเป็นประโยชน์กับผู้อื่นที่สนใจในเรื่อง การทำเหมืองข้อมูล หากมีข้อผิดพลาดประการใด ทางผู้จัดทำก็ขออภัยมา ณ ที่นี้ด้วย

ผู้จัดทำ

นายกฤษณพงษ์ เพ็งบุญ 6330300038

นายจิรเมธ สุทธาวาณิชย์ 6330300119

# สารบัญ

ำนำ	. ก
กรบัญ	. ข
ไญหา ความสำคัญ และเป้าหมายของรายงาน	. 1
าฤษฎีพื้นฐาน	. 1
โมเดลที่เลือกใช้	. 1
Classification: decision tree	. 1
Association analysis: FP-growth	. 2
เครื่องมือที่ใช้ในการทำเหมืองข้อมูล	. 2
Pyspark	. 2
หลักการอื่น ๆ ที่เกี่ยวข้อง	. 2
k-fold Cross-Validation	. 2
F1-score	. 2
าารสำรวจข้อมูลเบื้องต้น	.3
- Dataset ที่ใช้	. 3
- ข้อมูลทั้งหมด	. 3
- เชื้อเพลิงประเภท Gasoline	. 4
- เชื้อเพลิงประเภท Diesel	. 4
- เชื้อเพลิงประเภท Electro	. 5
lata mining models	. 5
model 1 decision tree	. 5
Model 2 FP-Growth	. 7

ผลการรันโปรแกรม และซอร์สโค้ด	8
ผลการรันโปรแกรม	8
Model 1 decision tree	8
Model 2 FP-Growth	10
ซอร์สโค้ด	12
สรุปผลและวิจารณ์	12

# ปัญหา ความสำคัญ และเป้าหมายของรายงาน

หาชนิดของเชื้อเพลิงที่ใช้งานของรถยนต์ และหาความสัมพันธ์ขององค์ประกอบต่าง ๆ ของ รถยนต์ในการใช้พลังงานชนิดนั้นเพื่อนำไปใช้ประโยชน์ต่าง ๆ เช่น หาเชื้อเพลิงที่ใช้ของรถที่ไม่มีข้อมูล และหาความสัมพันธ์ขององค์ประกอบของรถที่ใช้เชื้อเพลิงชนิดต่าง ๆ เพื่อนำไปวิเคราะและพัฒนาต่อ ๆ ไป

# ทฤษฎีพื้นฐาน

## โมเดลที่เลือกใช้

#### Classification: decision tree

Classification คือ เป็นจำแนกประเภทข้อมูล ของ Machine Learning แบบ Supervised Learningโดยมีตัวอย่างในชุดข้อมูลสอนคือ training set จะมีคุณลักษณะหนึ่งซึ่งบอกคำประเภทของ ตัวอย่างนั้น เราเรียกกันว่า Class Label

Supervised Learning คือการสอนให้คอมพิวเตอร์สามารถหาคำตอบได้ด้วยตัวเอง หลังจาก เรียนรู้และฝึกหัดจากชุดข้อมูลตัวอย่างไปแล้วระยะหนึ่ง เปรียบเทียบก็คือการที่เรามีชุดข้อมูลที่มี คำตอบที่ถูกต้องแล้ว ป้อนให้กับโมเดลเพื่อให้มันเรียนรู้ระยะหนึ่ง แล้วค่อยทดสอบด้วยข้อมูลชุดอื่น เพื่อตรวจสอบว่าโมเดลมีความแม่นยำในการทำนายมากน้อยแค่ไหน

Decision Tree เป็น Rule-Based Model ที่จะสร้างเงื่อนไข If-else ขึ้นมาจากข้อมูลในตัว แปร เพื่อที่จะแบ่งข้อมูลออกเป็นกลุ่มใหม่ที่สามารถอธิบาย Target ได้ดีที่สุด โดยการสร้างเงื่อนไข Ifelse ในแต่ละตัวแปร จะถูกกำหนดด้วย Objective Function ซึ่ง Model Decision Tree มี Objective Function อยู่หลายตัว ตามประเภทของ Decision Tree นั้น ๆ

### Association analysis: FP-growth

Association Rules เป็นกระบวนการหนึ่งในการทำ Data Mining ที่ได้รับความนิยมมาก ใน การหาความสัมพันธ์ของข้อมูลสองชุดหรือมากกว่าสองชุดขึ้นไปภายในกลุ่มข้อมูลที่มีขนาดใหญ่

FP-Growth มีแนวคิดหลักในการใช้โครงสร้าง FP-tree (Frequent-Pattern tree) เพื่อย่อ ขนาดฐานข้อมูล เก็บเฉพาะข้อมูลที่จำเป็นต่อการค้นหา frequent item sets หลีกเลี่ยงการสแกน ฐานข้อมูลซึ่งเป็นโอเปอเรชันที่ใช้เวลานานค้นหา frequent item sets จาก FP-tree ด้วยวิธีการ FP-growth divide-and-conquer ใช้วิธีค้นหา frequent item sets บนFP-treeที่มีขนาดเล็กลงเรื่อยๆ และหลีกเลี่ยงการสร้าง candidate item sets

# เครื่องมือที่ใช้ในการทำเหมืองข้อมูล

### Pyspark

Pyspark เป็นเครื่องมือหนึ่งที่เกิดจากการรวมตัวกันระหว่าง Apache Spark กับ Python ซึ่ง ทำให้เราสามารถเขียน Python ใน Spark ได้

Apache Spark เป็นเครื่องมือหนึ่งที่ถูกดีไซน์มาให้เราใช้งานแบบทำงานกลุ่มได้ โดยที่เชื่อมต่อ ระบบการทำงานของคอมพิวเตอร์เข้าด้วยกัน หรือเรียกว่า Cluster computing platform ซึ่ง สามารถกระจายงานที่ต้องทำไปยังเครื่องอื่นๆภายในระบบ ทำให้เราสามารถประมวลผลข้อมูลขนาด ใหญ่แบบเต็มประสิทธิภาพ หรือแบบ real-time ไปพร้อมๆกันได้

# หลักการอื่น ๆ ที่เกี่ยวข้อง

#### k-fold Cross-Validation

k-fold Cross Validation คือเครื่องมือที่ช่วยให้เราตัดสินใจได้ว่าเราควรแบ่งข้อมูลส่วนไหน ไปเป็น Training Data เป็นวิธีการประเมินประสิทธิภาพของโมเดล มีเป้าหมายเพื่อการใช้ประโยชน์ จากข้อมูลที่มีอยู่อย่างมีประสิทธิผลมากที่สุด

### F1-score

precision และ recall

- Precision : ค่าความแม่นยำ เกิดจากการนำ ค่า tp มาเทียบกับ fp

- Recall : ค่าความถูกต้อง เกิดจากการนำค่า tp มาเทียบกับ fn

$$\text{Precision} = \frac{tp}{tp + fp}$$

$$ext{Recall} = rac{tp}{tp+fn}$$

tp คือ จำนวนครั้งที่ทำนายเป็นคลาสเป้าหมายแล้วทำนายคลาสนั้นได้ถูกต้อง fp คือ จำนวนครั้งที่ทำนายไม่เป็นคลาสเป้าหมาย แต่คลาสจริงคือคลาสเป้าหมาย fn คือ จำนวนครั้งที่ทำนายไม่เป็นคลาสเป้าหมายแล้วทำนายคลาสนั้นได้ถูกต้อง

F1-score คือ ค่าเฉลี่ยฮาร์มอนิกของ precision และ recall เป็นค่าที่ได้จากการเอาค่า precision และ recall มาคำนวณรวมกัน ดังนี้

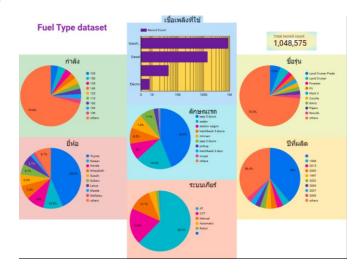
$$F_1 = \frac{2*Precision*Recall}{Precision+Recall}$$

# การสำรวจข้อมูลเบื้องต้น

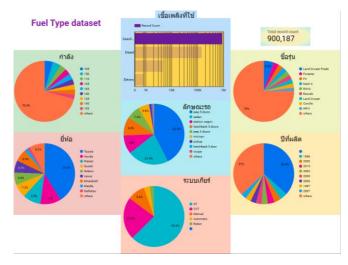
- Dataset ที่ใช้

CarFuelType | Kaggle

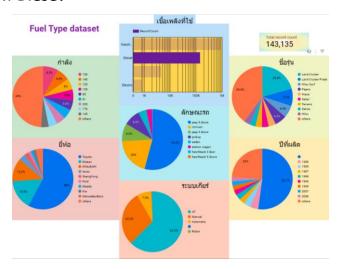
- ข้อมูลทั้งหมด



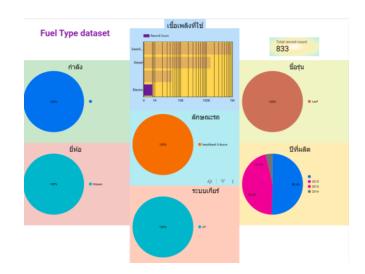
# - เชื้อเพลิงประเภท Gasoline



# - เชื้อเพลิงประเภท Diesel



# - เชื้อเพลิงประเภท Electro



- https://lookerstudio.google.com/reporting/c3d3f4d5-f664-4683-b7c2-05f0c2c3671e

## data mining models

### model 1 decision tree

1. import spark library ที่ต้องใช้

```
import pyspark
from pyspark.sql import SparkSession
from pyspark.ml.classification import DecisionTreeClassifier
from pyspark.sql import functions
from pyspark.ml.feature import StringIndexer
from pyspark.ml.feature import VectorAssembler
from pyspark.ml import Pipeline
from pyspark.sql.functions import col
from pyspark.ml.tuning import ParamGridBuilder, CrossValidator
from pyspark.ml.evaluation import MulticlassClassificationEvaluator
from pyspark.mllib.evaluation import MulticlassMetrics
```

2. สร้าง spark session

```
spark = SparkSession.builder \
.master('local[*]') \
.config("spark.driver.memory", "15g") \
.config("spark.logConf", "true") \
.appName('my-app') \
.getOrCreate()
```

3. โหลดไฟล์ และ ทำการจัดการข้อมูลที่เป็นค่า null

```
df = spark.read.csv('fueltype.csv',header=True)

df = df.dropna(subset='fuelType')

df = df.fillna('0')

df = df.show(5)

df.show(5)

df.printSchema()

df = df.fillna('0')
```

4. ทำการแปลงข้อมูลแต่ละแอตทริบิวต์ให้เป็นตัวเลข

```
indexers = [StringIndexer(inputCol=column, outputCol=column+"_n").fit(df) for column in list(
    set(df.columns)-set(['_c0'])]#

pipeline = Pipeline(stages=indexers)
    df_r = pipeline.fit(df).transform(df)

df_r = df_r.select(*(col(c).cast("int").alias(c) for c in df_r.columns))
    df_fea = df_r.drop('_c0','brand','name','bodyType','year','transmission','power','fuelType')

df_fea.show(5)
    df_fea.printSchema()
```

5. ทำการแปลงข้อมูลให้เหลือเพียง features และ target โดยการรวม features ทั้งหมดมาเก็บในรูป vector

```
assembler = VectorAssembler(inputCols=['brand_n', 'name_n','bodyType_n','year_n',

'transmission_n','power_n'], outputCol='features')

output = assembler.transform(df_fea)

final_data = output.select('features', 'fuelType_n')

final_data.show(5)

train_data,test_data = final_data.randomSplit([0.7,0.3])
```

6. สร้าง model, กำหนดความลึกของ model (7,10,13,15,20), กำหนดตัววัดประสิทธิภาพเป็น F1-score และใช้การเลิก model จากการใช้วิธี 5-fold Cross-Validation

7. ทำการ train model จาก train\_data และ ทำมาทดสอบและแสดงผลประสิทธิภาพของ model

### Model 2 FP-Growth

1. import spark library ที่ต้องใช้

```
import pyspark
from pyspark.sql import SparkSession
from pyspark.sql import functions
from pyspark.sql.functions import col
from pyspark.ml.fpm import FPGrowth
from pyspark.sql.functions import *
```

2. สร้าง spark session

```
spark = SparkSession.builder \
    .master('local[*]') \
    .config("spark.driver.memory", "15g") \
    .config("spark.logConf", "true") \
    .appName('my-app') \
    .getOrCreate()
```

3.โหลดไฟล์, ทำการจัดการข้อมูลที่เป็นค่า null และแปลงข้อมูลให้เป็น transaction

4.สร้าง model, กำหนดค่า support และ confident แล้วนำข้อมูล transction ไปประมวลผล

```
fp = FPGrowth(itemsCol="items", minSupport=0.2, minConfidence=0.3)
fpmodel1 = fp.fit(df_g_merged)
fpmodel2 = fp.fit(df_d_merged)
fpmodel3 = fp.fit(df_e_merged)
```

5. แสดงผลลัพธ์

## ผลการรันโปรแกรม และซอร์สโค้ด

### ผลการรันโปรแกรม

#### Model 1 decision tree

- ข้อมูลดิบ

```
id| brand|
                                                                 bodyType|year|transmission|power|fuelType|
                                                          jeep 5 doors|1995|
    0|Toyota|Land Cruiser Prado|
                                                                                                               130
                                                                                                                        Diesel
    1 Toyota
                            Land Cruiser
                                        ruiser| jeep 5 doors| 0|
|Vitz|hatchback 5 doors|2019
                                                                                            Automatic
                                                                                                               286
                                                                                                                        Diesel
    2 Toyota
                                                                                                      CVT
                                                                                                                 95 Gasoline
     3 Toyota
                                                                     sedan 2002
                                                                                                               160 Gasoline
                                                          jeep 5 doors 2010
    4|Toyota|
                                          RAV4
                                                                                                        AT | 170 | Gasoline |
only showing top 5 rows
    oc

-- id: string (nullable = false)

-- brand: string (nullable = false)

-- name: string (nullable = false)

-- bodyType: string (nullable = false)

-- year: string (nullable = false)
   -- transmission: string (nullable = false)
-- power: string (nullable = false)
-- fuelType: string (nullable = false)
```

- ข้อมูลหลังแปลงเป็นเลข

- ข้อมูลหลังแปลงให้เป็น features และ target

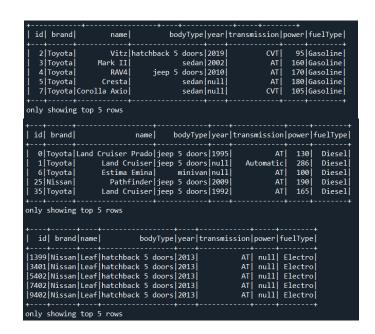
- ผลลัพธ์การทำนาย (เนื่องจากตอน spilt เป็น train และ test set จะมีการ sort ข้อมูลอยู่ด้วยจึงทำ ให้ผลลัพธ์ที่ออกมามี features เหมือนกัน)

- ความแม่นยำของ model ที่ได้

F1-score train : 0.9986538668995799
F1-score test : 0.9987718846598841

### Model 2 FP-Growth

- ข้อมูลดิบ



- ข้อมูลที่แปลงเป็น transaction (แถว item เป็นแถวที่มีค่า null อยู่ ส่วน แถว items จะไม่มีค่า null)

```
| item | items | item | items |
| Toyota, Vitz, ha... | Toyota, Vitz, ha... | Toyota, Land Cru... |
| Toyota, Mark II,... | Toyota, Mark II,... | Toyota, Land Cru... |
| Toyota, RAV4, je... | Toyota, RAV4, je... | Toyota, Estima E... |
| Toyota, Cresta, ... | Toyota, Cresta, ... | Nissan, Pathfind... |
| Toyota, Corolla ... | Toyota, Corolla ... | Toyota, Land Cru... |
| Toyota, Corolla ... | Toyota, Corolla ... | Toyota, Land Cru... |
| Toyota, Corolla ... | Toyota, Land Cru... |
| Toyota, Corolla ... | Toyota, Land Cru... |
| Toyota, Corolla ... | Toyota, Land Cru... |
| Toyota, Corolla ... | Toyota, Land Cru... |
| Toyota, Corolla ... | Toyota, Land Cru... |
| Toyota, Corolla ... | Toyota, Land Cru... |
| Toyota, Corolla ... | Toyota, Land Cru... |
| Toyota, Corolla ... | Toyota, Land Cru... |
| Toyota, Corolla ... | Toyota, Land Cru... |
| Toyota, Corolla ... | Toyota, Land Cru... |
| Toyota, Corolla ... | Toyota, Land Cru... |
| Toyota, Corolla ... | Toyota, Land Cru... |
| Toyota, Corolla ... | Toyota, Land Cru... |
| Toyota, Corolla ... | Toyota, Estima E... |
| Toyota, Carolla ... | Toyota, Estima E... |
| Toyota, Carolla ... | Toyota, Estima E... |
| Toyota, Carolla ... | Toyota, Estima E... |
| Toyota, Carolla ... | Toyota, Estima E... |
| Toyota, Carolla ... | Toyota, Estima E... |
| Toyota, Carolla ... | Toyota, Estima E... |
| Toyota, Carolla ... | Toyota, Estima E... |
| Toyota, Carolla ... | Toyota, Estima E... |
| Toyota, Carolla ... | Toyota, Land Cru... |
| Toyota, Carolla ... | Toyota, Land Cru... |
| Toyota, Carolla ... | Toyota, Land Cru... |
| Toyota, Carolla ... | Toyota, Land Cru... |
| Toyota, Carolla ... | Toyota, Land Cru... |
| Toyota, Carolla ... | Toyota, Land Cru... |
| Toyota, Carolla ... | Toyota, Land Cru... |
| Toyota, Carolla ... | Toyota, Land Cru... |
| Toyota, Carolla ... | Toyota, Land Cru... |
| Toyota, Carolla ... | Toyota, Land Cru... |
| Toyota, Carolla ... | Toyota, Land Cru... |
| Toyota, Land Cru... | Toyota, Land Cru... |
| Toyota, Carolla ... | Toyota, Land Cru..
```

### - ผลลัพธ์

antecedent   consequent   support   confidence     [AT]						
Toyota   Diseal   0.5405868889815   1.0     [jeep 5 doors, AT]   [Diseal] 0.5405868889815   1.0     [jeep 5 doors, AT]   [Diseal] 0.39133643413566624   1.0     [jeep 5 doors, AT]   [Diseal] 0.34053816101855   1.0     [jeep 5 doors, To   [Diseal] 0.340538316543855   1.0     [jeep 5 doors, To   Diseal] 0.34053816101855   1.0     [jeep 5 doors, AT]   [Gasoline] 0.424729528428286   1.0     [Manual]   [Diseal] 0.2606978143013   1.0     [Jeep 5 doors, AT]   [Gasoline] 0.285425139443249   1.0     [Jeep 5 doors, AT]   [Gasoline] 0.283243376841293   1.0     [Land Cruiser, To   Diseal] 0.20167509078143013   1.0     [Land Cruiser, To   Diseal] 0.20765710692702694   1.0   [Land Cruiser, je   Diseal] 0.20765710692702694   1.0   [Land Cruiser, je   Diseal] 0.20765710692702694   1.0   [Land Cruiser, je   Diseal] 0.20159290180598735   1.0   [Land			antecedent	consequent	support	confidence
Toyota   Diesel   0.549528145167766   1.0     antecedent   support   confidence			++			+
antecedent   support   support						:
antecedent   support   confidence     [jeep 5 doors, AT]   [Diesel]   0.3913643413366624   1.0	+	+				
[AT] [Gasoline] 0.625688846428575] 1.0 [Jeep 5 doors, To] [Diesel] 0.3849321634598803] 1.0 [Jeep 5 doors] [Gasoline] 0.424729528420206] 1.0 [Jeep 5 doors, To] [Diesel] 0.308320816012855] 1.0 [Joyota, AT] [Gasoline] 0.424729528420206] 1.0 [Jeep 5 doors, To] [Diesel] 0.20167569078143013] 1.0 [Jeep 5 doors, AT] [Gasoline] 0.285425139443249] 1.0 [Jeep 5 doors, AT] [Gasoline] 0.285425139443249] 1.0 [Jeep 5 doors, AT] [Gasoline] 0.2832433705441203] 1.0 [Jeep 5 doors, AT] [Gasoline] 0.2832433705441203] 1.0 [Jeep 5 doors, AT] [Gasoline] 0.2832433705441203] 1.0 [Jeep 5 doors, AT] [Gasoline] 0.28368345132733533] 1.0 [Jeep 5 doors, AT] [Jeep 5 doors, AT	antecedent consequent  support con	nfidence				
[AT] [Gasoline] 0.4255888866428575] 1.0  [jeep 5 doors, To] [Diesel] 0.42468328816012855] 1.0  [Toyota] [Gasoline] 0.4247592842096 1.0  [Manual]] [Diesel] 0.29167569078143013] 1.0  [Joyota] [Gasoline] 0.4126942513055621 1.0  [jeep 5 doors, AT] [Gasoline] 0.283423139443249] 1.0  [Land Cruiser] [Diesel] 0.2634994934851713] 1.0  [Land Cruiser] [Diesel] 0.2634994934851713] 1.0  [Land Cruiser] [Diesel] 0.2765710692702694] 1.0  [Land Cruiser] [Diesel] 0.2765710692702694] 1.0  [Land Cruiser] [Diesel] 0.2765710692702694] 1.0  [Land Cruiser, je] [Diesel] 0.20159290180598735] 1.0  [Land Cruiser, je] [Diesel] 0.2015	<del>+</del>					
Toyota  [Gasoline]						:
Toyota   Gasoline   0.426942513942513944294   1.0   [ [ jeep 5 doors, To   [ jiesel]   0.263499434851713   1.0   [ jeep 5 doors, AT]   Gasoline   0.2832433705441203   1.0   [ Land Cruiser, To   [ jiesel]   0.20765710692702694   1.0   [ CVT]   [ Gasoline   0.2266108177523147   1.0     [ Land Cruiser, je   [ jiesel]   0.20765710692702694   1.0   [ Land Cruiser, je   [ jiesel]   0.20159290180598735   1.0   [ Land Cruiser, je   [						:
Toyota, AT] [Gasoline]						1.0
[CVT] [Gasoline] 0. 22601081775231147					0.20765710692702694	1.0
			[Land Cruiser, To	[Diesel]	0.20765710692702694	1.0
antecedent   support   confidence     [Nissan, hatc   [Electro]   1.0   1.0     [AT, Nissan, hatc   [Electro]   1.0   1.0     [AT, Leaf] [Electro]   1.0   1.0     [hatchback 5 doors] [Electro]   1.0   1.0     [AT, Leaf, Nissan] [Electro]   1.0   1.0     [AT, Leaf, Nissan] [Electro]   1.0   1.0     [AT, Leaf, Nissan] [Electro]   1.0   1.0     [AT, Leaf, hatchback   [Electro]   1.0   1.0     [AT, Nissan] [Electro]   1.0   1.0     [AT, Nissan] [Electro]   1.0   1.0     [AT, Leaf, hatchback   [Electro]   1.0   1.0     [Nissan, hatchbac   [Electro]   1.0   1.0     [Nissan, hatchbac   [Electro]   1.0   1.0     [AT, Leaf] [Electro]   1.0   1.0     [AT] [AT] [AT] [AT] [AT] [AT] [AT] [AT]			[Land Cruiser, je	[Diesel]	0.20159290180598735	1.0
[Nissan] [Electro]	[sedan] [Gasoline] 0.21868345132/33533	1.0	[Land Cruiser, je	[Diesel]	0.20159290180598735	1.0
[Nissan]	+		++		++	+
[Nissan] [Electro]	+					
[AT, Nissan, hatc [Electro]	antecedent	consequent	support co	nfidence		
[AT, Nissan, hatc] [Electro]	<b>+</b>		<u> </u>			
AT, Leaf  [Electro]   1.0   1.0						
[hatchback 5 doors] [Electro] 1.0 1.0 1.0 [AT, Leaf, Nissan] [Electro] 1.0 1.0 1.0 1.0 [Leaf, Nissan] [Electro] 1.0 1.0 1.0 1.0 [Leaf, hatchback [Electro] 1.0 1.0 1.0 1.0 1.0 1.0 1.0 1.0 1.0 1.0						
[AT, Leaf, Nissan]   [Electro]   1.0   1.0						
[AT, Leaf, Nissan] [Electro] 1.0 1.0 1.0 [Leaf, hatchback [Electro] 1.0 1.0 1.0 1.0 [AT, Leaf, hatchbc [Electro] 1.0 1.0 1.0 1.0 [AT, Leaf, hatchbc [Electro] 1.0 1.0 1.0 1.0 [Leaf, Nissan, ha [Electro] 1.0 1.0 1.0 1.0 1.0 1.0 1.0 1.0 1.0 1.0						
[Leaf, hatchback   [Electro]         1.0						
[AT, Nissan] [Electro] 1.0 1.0 1.0 1.0 1.0 1.0 1.0 1.0 1.0 1.0						
[AT, Leaf, hatchb   [Electro]   1.0   1.0     [Leaf, Nissan, ha   [Electro]   1.0   1.0   1.0     [Nissan, hatchbac   [Electro]   1.0   1.0   1.0     [Nissan, hatchbac   [Electro]   1.0   1.0   1.0     [Eleaf]   [Electro]   1.0   1.0   1.0     [AT]   [Electro]   1.0   1.0   1.0     [Eleaf, Nissan]   [Electro]   1.0   1.0   1.0     [Eleaf, Nissan]   [Electro]   0.34213685474189676   1.0     [2015, AT, Nissan]   [Electro]   0.34213685474189676   1.0						
[Leaf, Nissan, ha]       [Electro]       1.0						
[Nissan, hatchbac   [Electro]   1.0   1.0						
[AT] [Electro] 1.0 1.0 1.0						
[AT, hatchback 5   [Electro]   1.0   1.0   1.0     [Leaf, Nissan]   [Electro]   1.0   1.0   1.0   1.0     [2015, AT, Nissan]   [Electro]   0.34213685474189676   1.0     [2015, AT, Leaf,   [Electro]   0.34213685474189676   1.0     [2015, Nissan]   [Electro]   0.34213685474189676   1.0     [2015, AT, Nissan   [Electro]   0.34213685474189676   1.0						
[Leaf, Nissan] [Electro]						
[2015, AT, Nissan]  [Electro] 0.34213685474189676  1.0   [2015, AT, Leaf,  [Electro] 0.34213685474189676  1.0    [2015, Nissan]  [Electro] 0.34213685474189676  1.0   [2015, AT, Nissan  [Electro] 0.34213685474189676  1.0						
[2015, AT, Leaf,  [Electro] 0.34213685474189676  1.0    [2015, Nissan]  [Electro] 0.34213685474189676  1.0   [2015, AT, Nissan  [Electro] 0.34213685474189676  1.0						
[2015, Nissan] [Electro] 0.34213685474189676  1.0   [2015, AT, Nissan  [Electro] 0.34213685474189676  1.0						
[[2015, AT, Nissan] [Electro]]0.34213685474189676] 1.0						
[2015, Nissan, ha  [Electro] 0.34213685474189676  1.0				1.0		
+	[2015, Nissan, ha	[Electro]	0.34213685474189676	1.0		
	+		++	+		
only showing top 20 rows	only showing top 20 rd	)WS				

### ซอร์สโค้ด

- Kit6330300038/datamining (github.com)

# สรุปผลและวิจารณ์

จากโมเดล decision tree มีประสิทธิภาพถึง 99.87 % และจากโมเดล FP-Growth พบว่า รถที่ใช้เชื้อเพลิงประเภท Gasoline และ Diesel ส่วนใหญ่จะมีระบบเกียร์แบบ AT ,รถที่ใช้เชื้อเพลิง ประเภท Electro ทั้งหมดจะมียี่ห้อ Nissan รุ่น Leaf ระบบเกียร์แบบ AT ลักษณะรถแบบ hatchback 5 doors โดยข้อมูลที่นำมาใช้ยังขาดความหลากหลายโดยเฉพาะรถประเภทที่ใช้เชื้อเพลิง ประเภท Electro แทบจะเป็นข้อมูลเดียวกันในทุก record และบางแอตทริบิวต์มีผลลัพธ์ส่วนใหญ่หรือ ทั้งหมดเป็นเชื้อเพลิงประเภทเดียวเช่น รุ่นของรถ