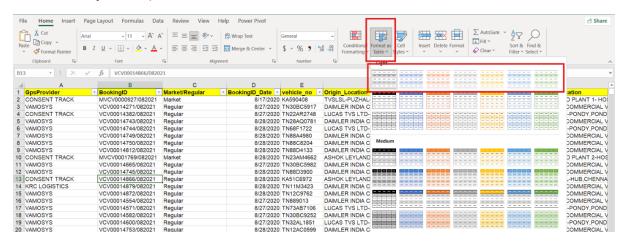


1. Xác định các biến của dữ liệu

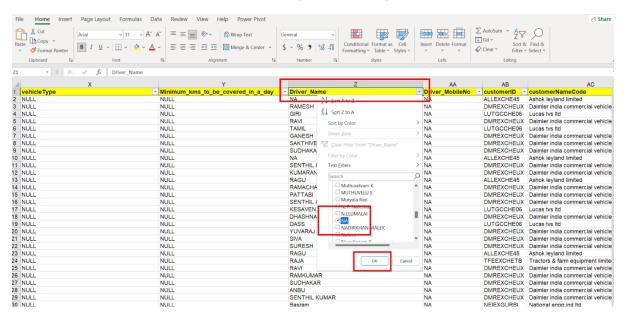
TÊN BIÊN	GIẢI THÍCH
GpsProvider	Đơn vị cung cấp GPS
BookingID	Mã đặt hàng
Market/Regular	Loại hợp đồng (Khách lẻ/Khách ký hợp đồng dài hạn)
BookingID_Date	Ngày đặt hàng
vehicle_no	Biển số xe
Origin_Location	Địa điểm bắt đầu
Destination_Location	Địa điểm đến
Org_lat_lon	Kinh độ của điểm xuất phát
Des_lat_lon	Kinh độ của điểm đến
Data_Ping_time	Dữ liệu thời gian trễ
Planned_ETA	Thời gian dự kiến
Current_Location	Địa điểm hiện tại
DestinationLocation	Địa điểm đến
actual_eta	Thời gian đến
Curr_lat	Vĩ độ hiện tại
Curr_lon	Kinh độ hiện tại

ontime	Ghi nhận đúng hẹn
delay	Ghi nhận trễ
OriginLocation_Code	Mã địa điểm bắt đầu
DestinationLocation_Code	Mã địa điểm đến
trip_start_date	Thời gian bắt đầu
trip_end_date	Thời gian đến nơi
TRANSPORTATION_DISTANCE_IN_KM	Số KM của hành trình
vehicleType	Kiểu phương tiện
Minimum_kms_to_be_covered_in_a_day	Số Km tối thiểu cần đi trong một ngày
Driver_Name	Tên tài xế
Driver_MobileNo	Số điện thoại tài xế
customerID	Tên khách hàng
customerNameCode	Mã khách hàng
supplierID	Tên nhà cung cấp
supplierNameCode	Mã nhà cung cấp
Material Shipped	Vật liệu vận chuyển

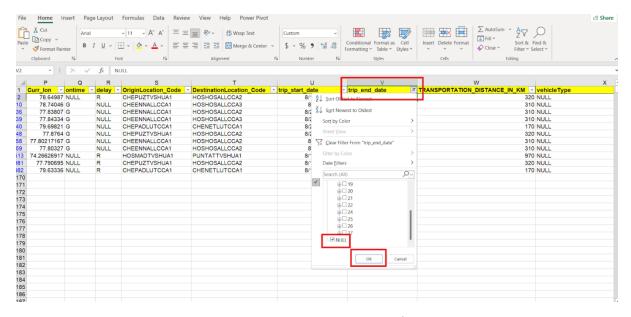
2. Xử lý dữ liệu trên Exel



Hình 1: Tạo Table cho dữ liệu

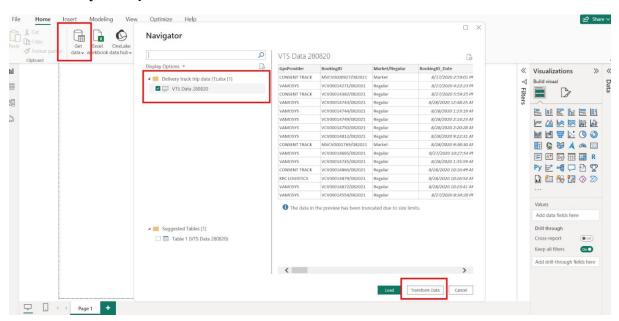


Hình 2: Xóa dòng dữ liệu không có thông tin Tên tài xế

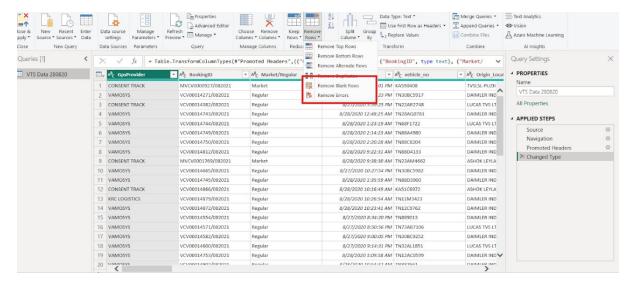


Hình 3: Xóa dòng dữ liệu không có thời gian kết thúc hành trình

3. Xử lý dữ liệu trên BI:

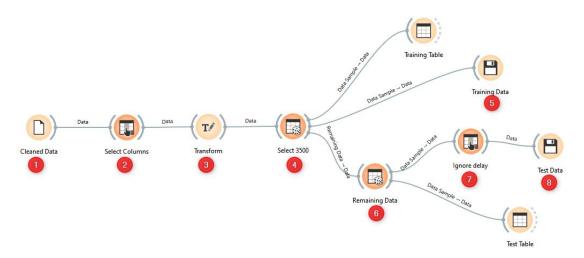


Hình 4: Chuyển dữ liệu từ Excel lên BI



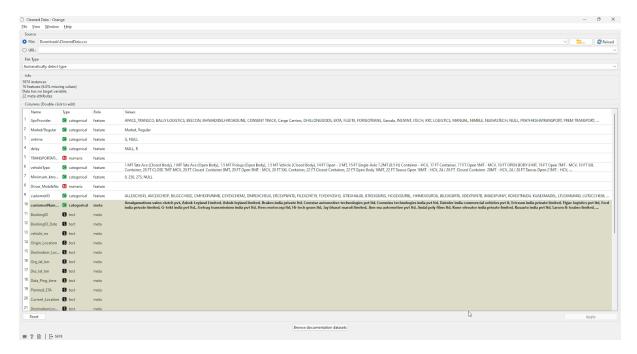
Hình 5: Xóa các cột trống trước khi đưa lên BI

4. Xử lý và chuẩn bị dữ liệu trên Orange



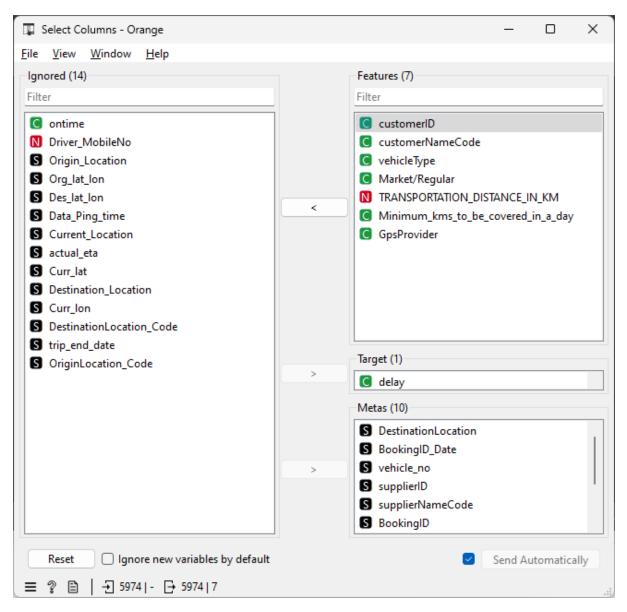
Hình 6: Mô hình phân tích dữ liệu trong Orange

Bước 1: Input data đã được xử lý ở excel.



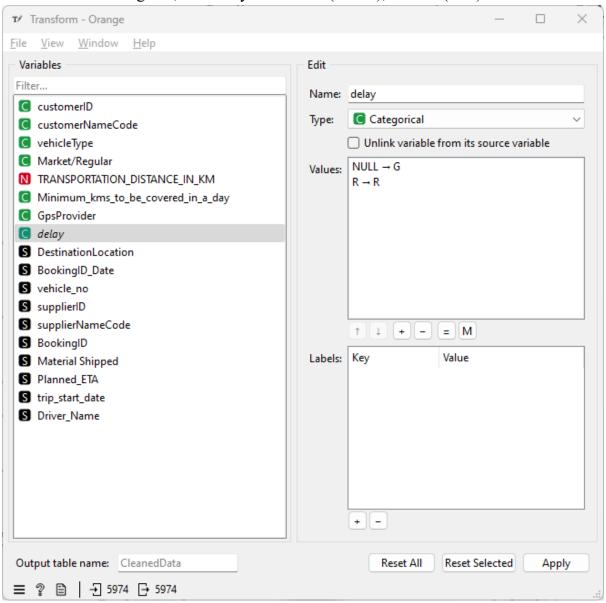
Hình 7: Chỉnh sửa giá trị cho delay

Bước 2: Chọn Delay làm biến mục tiêu.Ngoài ra còn lựa chon 1 số Features, Metas và loại bỏ 1 số cột không phù hợp cho việc phân lớp.



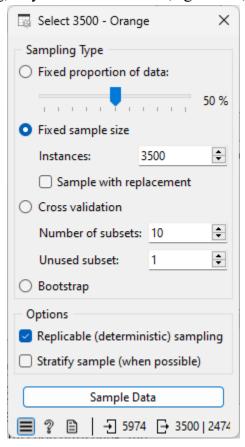
Hình 8: Chọn Delay làm biến mục tiêu

Bước 3: Chỉnh sửa giá trị cho delay. Null -> G (Green), R -> R (Red)



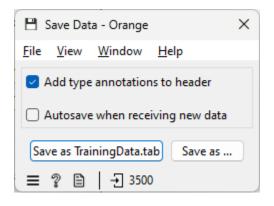
Hình 9: Chỉnh sửa giá trị cho delay

Tổng có 5974 dòng, Lấy 3500 data để sử dụng cho việc training phân lớp



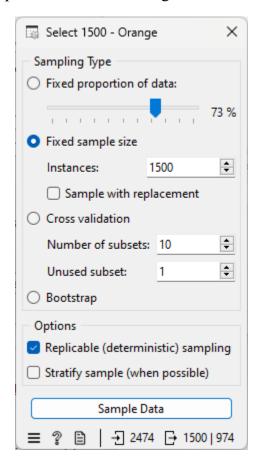
Hình 10: Kết quả chỉnh sửa giá trị Delay

Bước 4: Lưu Training data được lựa chọn dưới dạng .tab



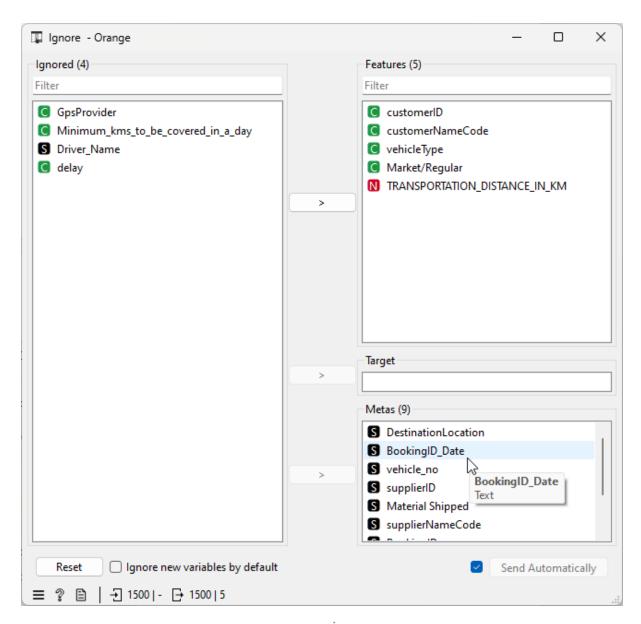
Hình 11: Lưu training data dưới dạng .tab

Bước 5: Lấy 1500 data từ phần còn lại để sự dụng cho việc dự đoán



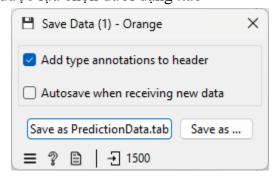
Hình 12: Lấy 1500 data từ phần còn lại để sự dụng cho việc dự đoán

Bước 6: Loại bỏ cột delay để dự đoán được chính xác.



Hình 13: Loại bỏ cột delay để dự đoán được chính xác

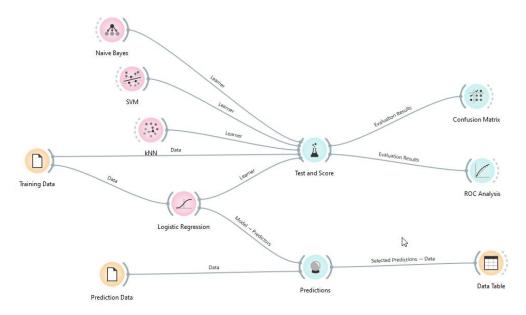
Bước 7: Lưu Training data được lựa chọn dưới dạng .tab



Hình 14: Lưu Training data được lựa chọn dưới dạng .tab

5. Hiển thị kết nối trong Orange

Sử dụng Orange cho quá trình phân lớp



Hình 15: Hiển thị kết nối trong Orange

6. Các bước và model được thử nghiệm cho việc phân lớp

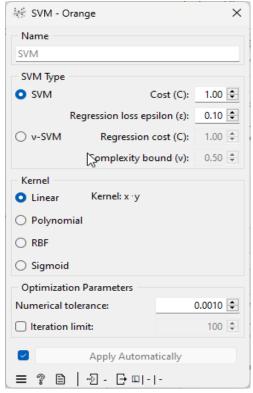
- Import data huấn luyên vào Orange. Set Delay làm target, các biến CustomerID, CustomerNameCode, VehicleType, Market/Regular, TRANSPORTATION_DISTANCE_IN_KM,

Minimum_kms_to_be_covered_in_a_day, GpsProvider là biến chứ năng và các biến còn lại siêu dữ liệu



Hình 16: Import data huấn luyên vào Orange

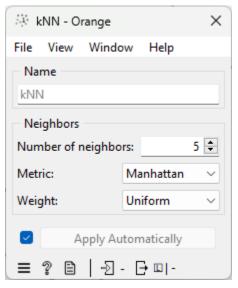
- <u>Naive Bayes:</u> Một mô hình phân loại xác suất nhanh và đơn giản dựa trên định lý Bayes với giả định rằng các đặc trưng là độc lập với nhau.



Hình 17: SVM

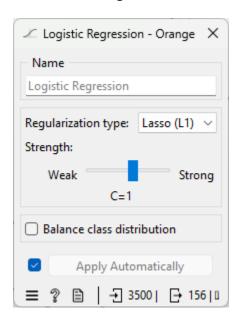
- <u>SVM</u>: Support Vector Machines ánh xạ đầu vào sang không gian đặc trưng có chiều cao hơn.

- <u>kNN</u>: Dự đoán dựa trên các điểm dữ liệu huấn luyện gần nhất. Widget kNN sử dụng thuật toán k-nearest neighbors để tìm kiếm k ví dụ huấn luyện gần nhất trong không gian đặc trưng và sử dụng giá trị trung bình của chúng làm dự đoán.



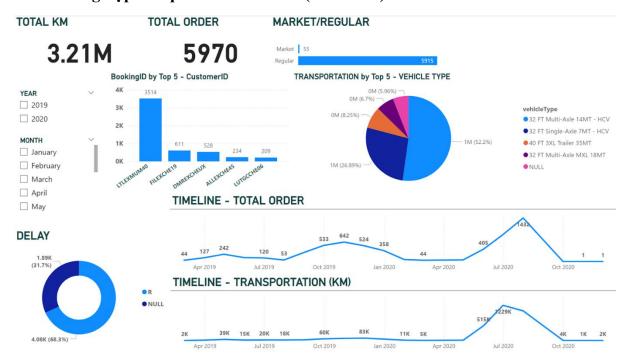
Hình 18: kNN

Logistic Regression: Thuật toán phân loại hồi quy logistic với regularization LASSO (L1) hoặc ridge (L2). Hồi quy Logistic học một mô hình Logistic Regression từ dữ liệu và chỉ hoạt động cho các bài toán phân lớp.



Hình 19: Logistic Regression

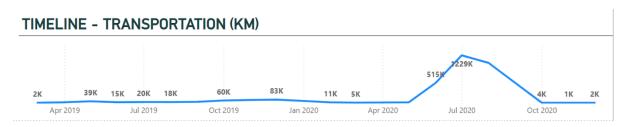
7. Tổng hợp kết quả từ Dashboard (Power BI)



Hình 20: Bảng kết quả tổng hợp của doanh nghiệp trong giai đoạn 2019 - 2020

• **Tổng khối lượng vận chuyển:** Trong giai đoạn 2019-2020 tổng quãng đường vận chuyển đạt 3,21 triệu km phản ánh hiệu quả vận hành và khả năng đáp ứng nhu cầu thị trường một cách ổn định.

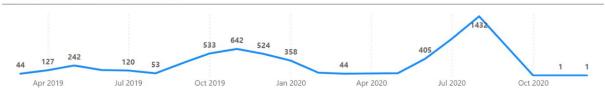
Đặc biệt giai đoạn từ tháng 04.2020 đến 07.2020 khối lượng lập đỉnh với mức 1229k km.



Hình 21: Kết quả khối lượng lập đỉnh từ tháng 4/2020 đến 07/2020

• Tổng số đơn hàng (Theo bookingID): Trong giai đoạn 2019-2020 tổng đơn hàng đạt 5970 đơn hàng. Số lượng đơn hàng xử lý trong kỳ cho thấy năng lực quản lý đơn hàng của hệ thống đã đang đáp ứng được sức tăng trưởng của doanh nghiệp. Đặc biệt ở giai đoạn từ tháng 04.2020 đến 07.2020

TIMELINE - TOTAL ORDER



Hình 22: Khối lượng đơn hàng giai đoạn 2019 - 2020

- Số lượng đơn hàng Market/Regular: Trong giai đoạn 2019-2020 tỷ lệ phân bổ giữa đơn hàng Market và Regular cho thấy có sự đa dạng trong tệp khách hàng, doanh nghiệp cần cân đối trong việc phục vụ giữa các nhóm khách hàng khác nhau.
- Năm 2019: 100% khách hàng là phân loại Regular

MARKET/REGULAR



Hình 23: Kết quả phân loại năm 2019

• Năm 2020: 98.22% khách hàng là phân loại Regula, 1.78% là phân loại Market

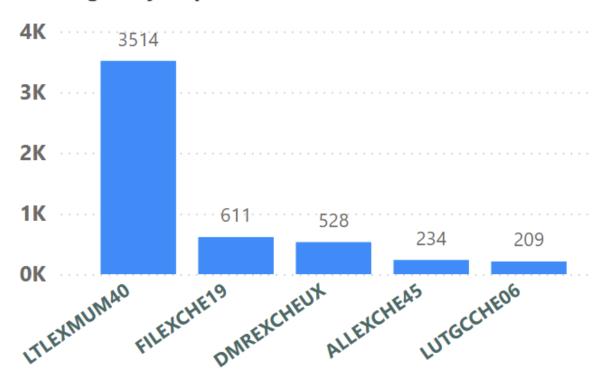
MARKET/REGULAR



Hình 24: Kết quả phân loại năm 2020

 Top 5 khách hàng theo số lượng đơn hàng: Trong giai đoạn 2019-2020 nhóm khách hàng chiến lược này chiếm tỷ trọng đáng kể trong tổng số đơn hàng, là đối tượng cần tập trung duy trì và gia tăng sự hài lòng thông qua dịch vụ cá nhân hóa và ưu đãi đặc biệt.

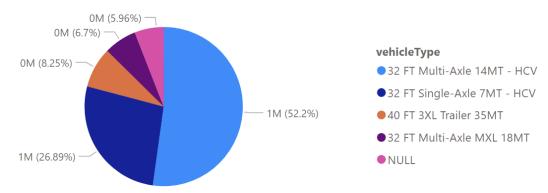
BookingID by Top 5 - CustomerID



Hình 25: Top 5 loại hình vẫn chuyển theo quãng đường

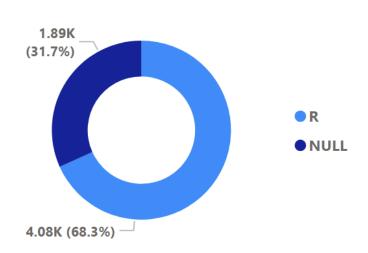
• Top 5 loại hình vận chuyển theo quãng đường vận chuyển: Trong giai đoạn 2019-2020 kết quả cho thấy các loại hình vận chuyển được ưu tiên lựa chọn bởi khách hàng. Điều này nhấn mạnh vai trò quan trọng của việc quản lý phương tiện và lựa chọn loại hình phù hợp đối với từng nhóm nhu cầu khác nhau của khách hàng.

TRANSPORTATION by Top 5 - VEHICLE TYPE



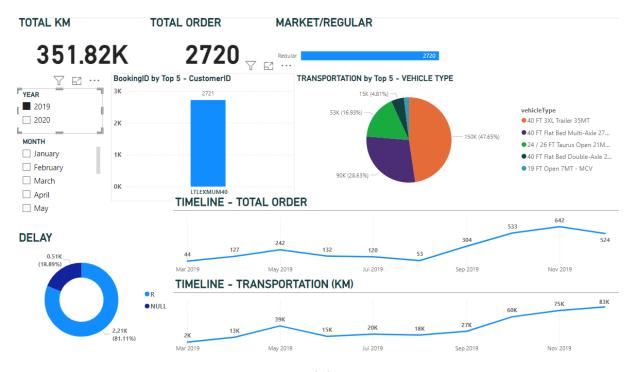
• **Tỷ lệ Delay:** Trong giai đoạn 2019-2020, tỷ lệ Delay (R) chiếm đến 68,3%, đây là một tỷ trọng khá cao đối với mô hình kinh doanh vận chuyển. Dù tỷ lệ chậm trễ nằm trong mức chấp nhận được, nhưng đây vẫn là lĩnh vực cần cải thiện để nâng cao trải nghiệm khách hàng và giảm thiểu khiếu nại.





Hình 26: Tỷ lệ Delay 2019 - 2020

• Phân tích giai đoạn năm 2019:



Hình 27: Chỉ số tổng quan năm 2019

- Tổng Km đã đi là 351.82K Km.
- Tổng số đơn hàng là 2720.
- Đơn vị đặt hàng là LTLEXMUM40.
- Tỉ lệ đơn bị trễ chiếm 81.11% tổng đơn hàng được đặt hàng.
- Top 5 phương tiện được sử dụng nhiều nhất thì trong đó 40 FT 3XL Trailer 35MT, chiếm 47,65% tổng lượt sử dụng trong top 5.
- Tháng có đơn hàng nhiều nhất là tháng 11 với 642 đơn hàng.
- Tháng có tổng Km đi nhiều là tháng 12 với 83.042Km.

• Phân tích giai đoạn năm 2020:



Hình 28: Chỉ số tổng quan 2020

- Tổng Km đã đi là 2.86M Km. Tăng 8 lần so với năm 2019.
- Tổng đơn hàng là 3250. Tăng 19% so với năm 2019.
- Đã có nhiều đơn vị đặt hàng hơn so với năm 2019.
- Tỉ lệ đơn bị trễ chiếm giảm xuống còn 57.58% tổng đơn hàng được đặt so với 81.11% của năm 2019.
- Top 5 phương tiện được sử dụng nhiều nhất thì trong đó 32 FT Multi-Axle 14MT HCV, chiếm 55.03% tổng lượt sử dụng trong top 5. Có sử thay đổi dòng xe so với năm 2019.
- Tháng có đơn hàng nhiều nhất là tháng 8 với 1.432 đơn hàng.
- Tháng có tổng Km đi nhiều là tháng 7 với 1.228.741Km.

Nhận xét:

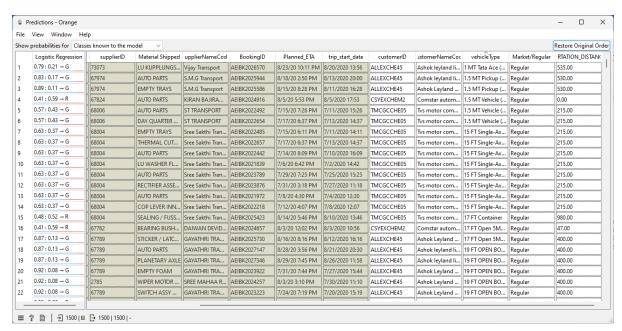
Điểm mạnh:

- Tăng trưởng mạnh mẽ về tổng quãng đường đã đi (tăng 8 lần).
- Sự gia tăng số đơn hàng và đơn vị đặt hàng cho thấy sự mở rộng thị trường.
- Cải thiện đáng kể tỷ lệ đơn hàng trễ (giảm từ 81.11% xuống còn 57.58%).
- Phương tiện chủ lực vẫn hoạt động ổn định và có sự thay đổi dòng xe để cải thiện hiệu suất.

Điểm cần cải thiện:

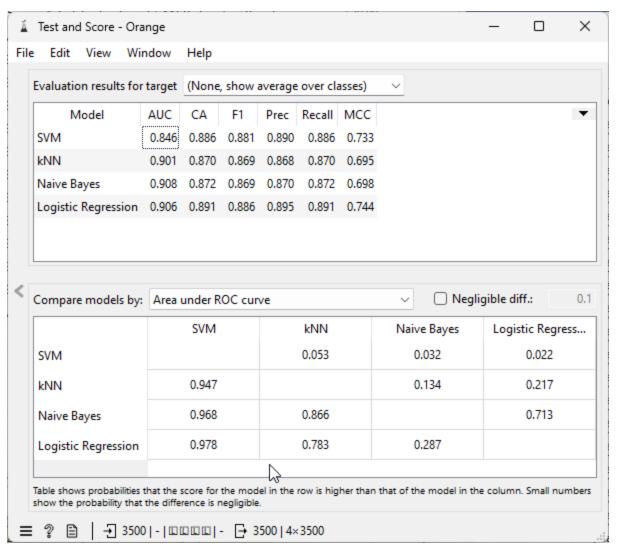
- Mặc dù số lượng đơn hàng tăng, nhưng tỷ lệ tăng trưởng về đơn hàng thấp hơn so với quãng đường đã đi, điều này có thể cần đánh giá lại việc tối ưu hóa các đơn hàng và chiến lược vận hành.
- Tỷ lệ đơn hàng trễ vẫn còn cao và cần tiếp tục giảm thiểu.
- Cần nghiên cứu thêm nguyên nhân tại sao tháng 8 có số lượng đơn hàng cao nhất và làm thế nào để duy trì hoặc tăng trưởng số đơn hàng trong các tháng khác.

8. Tổng hợp kết quả từ Orange



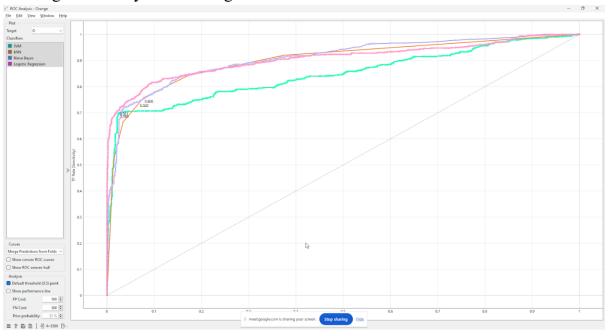
Hình 29: Mô hình huấn luyện Orange

Dựa vào Test and Score lựa chọn mô hình huấn luyện phù hợp.



Hình 30: Test and Score

Sử dung ROC analysis để đánh giá.



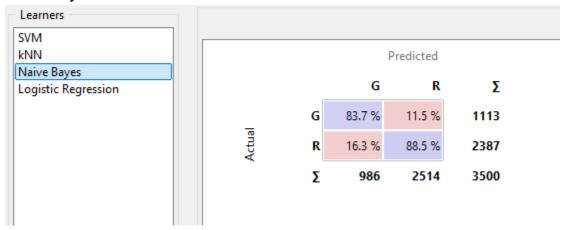
Hình 31: ROC analysis

Các đường cong ROC của Naive Bayes và Logistic Regression nằm gần nhau và ở vị trí cao hơn so với SVM và kNN, cho thấy chúng có AUC cao hơn và do đó khả năng phân biệt tốt hơn.

Knn Learners SVM kNN Predicted Naive Bayes G Σ Logistic Regression G 82.0 % 10.9 % 1113 18.0 % 2387 89.1 % Σ 1028 2472 3500

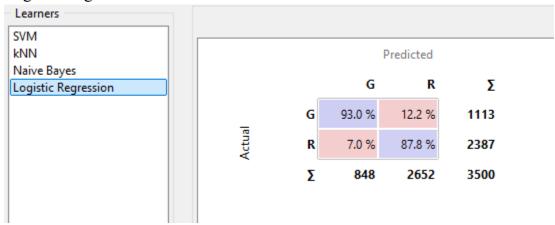
Hình 32: Kết quả kNN

Naive Bayes



Hình 33: Kết quả Naive Bayes

• Logistic Regression



Hình 34: Kết quả Logistic Regression

Trong bối cảnh dự đoán chuyến hàng bị delay, cần ưu tiên giảm thiểu False Negative (FN) hơn là False Positive (FP). Điều này có nghĩa là nên tập trung vào việc xây dựng mô hình có độ phủ (Recall) cao, tức là khả năng phát hiện ra càng nhiều chuyến hàng bị delay càng tốt, ngay cả khi phải chấp nhận một số dự đoán sai (FP).

Vậy Logistic Regression là phương pháp có chỉ số tốt nhất cho cả 2 yếu tố giảm thiểu False Negative (FN) 7.0% (thấp nhấp) và mô hình có độ phủ (Recall) cao 0.891 (cao nhất).