

Universidad de Castilla-La Mancha

ESCUELA SUPERIOR DE INFORMÁTICA



ESTUDIO DEL FACTOR  
RIESGO-TRÁFICO EN RUTAS  
BLABLACAR DE LA  
COMUNIDAD DE MADRID

*Proyecto de Minería de Datos*

Autores:

Alejandro Ruiz Aranda

Jesús Santiyán Reviriego

Luis Santiyán García

Diciembre 2021

# Índice

<b>Abstract</b>	<b>3</b>
 <b>ENTREGABLE I</b>	 <b>4</b>
<b>1. Descripción de los datos</b>	<b>4</b>
1.1. Blablacar Carpooling Dataset . . . . .	4
1.2. Api Vía Michelin . . . . .	5
1.3. Tramos de concentración de accidentes DGT . . . . .	6
<b>2. Trabajos similares</b>	<b>6</b>
<b>3. Planteamiento de la hipótesis y objetivos</b>	<b>7</b>
<b>4. Enriquecimiento de los datos</b>	<b>7</b>
 <b>ENTREGABLE II</b>	 <b>8</b>
<b>5. Selección de datos, integración de fuentes y selección de infomación base</b>	<b>8</b>
<b>6. Preproceso y transformación</b>	<b>9</b>
<b>7. Características de la tarjeta de datos</b>	<b>10</b>
<b>8. Lineas de trabajo</b>	<b>10</b>
<b>9. Incidencias</b>	<b>11</b>
 <b>ENTREGLABLE 3</b>	 <b>12</b>
<b>10.Proceso de Minería de Datos</b>	<b>12</b>
10.1. Objetivo . . . . .	12
10.2. Algoritmos aplicados . . . . .	13
10.2.1. Clustering: K-Means . . . . .	13
10.2.2. Reglas de asociación . . . . .	15
<b>11.Visualización e interpretación de los resultados</b>	<b>15</b>

## **Abstract**

En el siguiente proyecto se realizará un estudio de los datos Carpooling de Blablacar, en concreto los de la comunidad de Madrid.

Además, este dataset se complementará con otros datos procedentes las bases de datos públicas del gobierno relacionadas con tráfico y accidentes en esta zona.

El objetivo principal será realizar un análisis exploratorio de las rutas que se dan en la comunidad y realizar categoriaciones en función de factores como el tráfico, riesgo o accidentalidad.

# ENTREGABLE I

## 1. Descripción de los datos

### 1.1. Blablacar Carpooling Dataset

El set de datos base consta de un listado de viajes anonimizados extraídos de la aplicación de rutas BlaBlaCar con información por día y trayecto ofertados de los mismos desde el 01/12/2017 hasta el 30/11/2019 y localizados tanto en España como en Portugal.<sup>1</sup>

El tamaño del conjunto de datos es de 618MB, se encuentra en formato .txt y está distribuido en 11 columnas y más de 11 millones de filas. Las columnas representan las variables de estudio y son las siguientes:

VARIABLE	TIPO	DESCRIPCIÓN
dia	categorica	fecha dd/mm/aaaa entre el 01/12/2017 y el 30/11/2019.
país	categorica	país donde se ha dado de alta la ruta.
origen	categorica	ciudad de origen de la ruta.
destino	categorica	ciudad de destino de la ruta.
imp km	numérica	importe medio por kilómetro/pasajero.
asientos ofertados	numérica	total de plazas ofertadas.
asientos confirmados	numérica	nº de plazas finalmente ocupadas.
viajes ofertados	variable numérica	nº de viajes ofertados.
viajes confirmados	variable numérica	nº de viajes realizados.
ofertantes	numérica	nº de conductores distintos que han ofrecido la ruta.
ofertantes nuevos	variable numérica	nº de nuevos ofertantes

---

<sup>1</sup>Los datos proporcionados pueden haber sido manipulados y multiplicados por un coeficiente, positivo o negativo, durante el proceso de anonimización, pero representan una realidad proporcional de la actividad de BlaBlaCar durante el periodo seleccionado.

En las filas se representan cada registro de viaje de la siguiente forma:

Día	País	Origen	Destino
Imp km	Asientos ofertados	Asientos confirmados	Viajes ofertados
Viajes confirmados	Ofertantes	Ofertantes nuevos	
"01/11/2017"	.es"	.A Cañiza"	.A Lama"
NA	3	0	1
0	1	0	

## 1.2. Api Vía Michelin

Se ha hecho uso de esta API rest privada en la versión de prueba de 60 días con el objetivo de obtener datos sobre la distancia, tiempo de conducción y carreteras involucradas en una determinada ruta.

Los datos se obtienen mediante requests con el siguiente formato:

```
https://secure-apir.viamichelin.com/apir/1/route.json/spa?steps=1:e::;1:e::
&multipleIt=true&callback=true&authkey=RESTGP20211210013403787883414137'
).format(corigen[1], corigen[0], cdestino[1], cdestino[0])
```

PARÁMETRO	DESCRIPCIÓN
route.json	formato de la respuesta, en este caso json.
spa	idioma de la respuesta, en este caso español
step=1	formato en el que se introducen las rutas, en este caso mediante coordenadas.
corigen[1]	latitud de la ciudad origen
corigen[0]	longitud de la ciudad origen
cdestino[1]	latitud de la ciudad destino
cdestino[0]	longitud de la ciudad destino
multipleit	permite obtener todas las alternativas de rutas
callback=True	permite obtener el fichero respuesta en formato .json
authkey	key de identificación para tener acceso a la api.

Los datos obtenidos tienen el siguiente formato:

- driving dist: 1 h 40 min
- driving distance: 180 km
- roads: [A2, A3, A4]

### 1.3. Tramos de concentración de accidentes DGT

Mediante web Scraping de la web oficial de la DGT<sup>2</sup> se han obtenido datos sobre los puntos kilométricos de concentración de accidentes en la comunidad de Madrid. Los datos tienen el siguiente formato:

CARRETERA	KM inicio	KM fin
A2	16.9	18.2

## 2. Trabajos similares

Se tomaron como referencia los proyectos ganadores del reto Cajamar Carpooling de 2020.<sup>3</sup>

Entre ellos podemos destacar el proyecto del equipo 'Datmen' en el que entre otras cosas se analizaron las probabilidades de que se dieran las rutas, y obtuvieron una solución para cubrir las rutas pocos probables basada en el enlace de otras rutas más probables.

Por otra parte, también destacar el proyecto del equipo 'Datatontos' en el que se realizó un estudio sobre el impacto de los festivales de música a la hora de usar la aplicación de Carpooling de Blablacar. Los cuales cuentan que, inicialmente, hicieron un análisis exploratorio de los datos de Blablacar para determinar que datos les serían útiles y ver en que comunidades había más influencia de tráfico y en que fechas para poder eliminar datos que les fueran innecesarios.

Debido a que estos datos eran insuficientes exploraron otras apis y bases de datos para integrar más datos con los que pudieran trabajar y una vez añadidos, limpiaron y trataron dichos datos para poder sacar los resultados y la información acorde a estos.

Por todo esto, decidimos fijarnos en este proyecto porque su modelo de trabajo va muy acorde al proceso KDD y pensamos que es la mejor forma de trabajar y por tanto usarlo como referencia.

Otro proyecto destacable es el del grupo Data South en el que consiguieron desarrollar Dashboards intuitivos para poder entender mejor los datos de Blablacar y facilitar la toma de decisiones de negocio.

---

<sup>2</sup><http://mapamovilidad.dgt.es/home.html>

<sup>3</sup><https://www.cajamardatalab.com/datathon-cajamar-universityhack-2020/ganadores/>

### 3. Planteamiento de la hipótesis y objetivos

Un aspecto de vital importancia en la conducción es la seguridad, y hoy en día gran parte de los accidentes son evitables. Por esta causa, se realizará un estudio exploratorio de los trayectos de Carpooling de Blablacar, y las bases de datos del gobierno de tráfico y accidentes con el se puedan obtener conocimientos para aplicarlos en el sistema de la plataforma y que el usuario tenga una experiencia de viaje más segura.

El fin de este proyecto será el de poder estimar en función de algunas variables clave como la fecha, el volumen de tráfico, puntos negros y tramos de riesgo las rutas en las que se están produciendo más accidentes.

Para ello, lo primero sería explorar el dataset dado para encontrar datos puedan resultar útiles.

Lo siguiente, sería investigar otras fuentes de datos como podrían ser las diferentes bases de datos de tráfico que ofrece el gobierno para obtener datos adicionales e integrarlos a nuestra futura tarjeta de datos. Y por último, realizar alguna limpieza y preproceso de datos eliminando aquellos datos que no nos sean útiles y obtener la tarjeta de datos final.

La diferencia frente a un problema estadístico es que con este trabajo se realizarán categorizaciones de las rutas, y también se podrá estimar el factor de riesgo de las mismas.

En un problema estadístico en lugar de categorizaciones tan solo podrían establecer consultas, como por ejemplo de la información de las rutas concurridas o el número de accidentes en una determinada época del año.

### 4. Enriquecimiento de los datos

El set de datos base de Blablacar Carpooling se ha complementado con otras fuentes de datos necesarias para poder conseguir con los objetivos planteados. Entre ellas se encuentran:

- **Api Via Michelin:**<sup>4</sup> api rest a la que dándole una determinada ciudad origen y una ciudad destino ofrece gran cantidad de información relevante sobre el trayecto como: tiempo de conducción, distancia, velocidad media, carreteras, áreas de servicio, coste medio del combustible, etc.
- **Tramos de concentración de accidentes DGT:**<sup>5</sup> web oficial de la DGT en la que se obtiene una lista de los puntos negros en carreteras de una determinada provincia o comunidad autónoma.
- **Datos de tráfico Gobierno de España:**<sup>6</sup> base de datos del gobierno de España en las que se pueden obtener datos oficiales de tráfico procedentes de las mediciones de las estaciones estatales permanentes o semipermanentes desde 1963.

---

<sup>4</sup><https://api.viamichelin.com/>

<sup>5</sup><http://mapamovilidad.dgt.es/home.htm>

<sup>6</sup><https://datos.gob.es/>

# ENTREGABLE II

## 5. Selección de datos, integración de fuentes y selección de información base

Inicialmente partíamos del set de datos de Blablacar Carpooling, el cual contenía unos 11 millones de registros y las siguientes variables: día, país, origen, destino, imp km, asientos ofertados, asientos confirmados, viajes ofertados, viajes confirmados, ofertantes, ofertantes nuevos.

Esto era una cantidad de datos excesiva y manejar ficheros tan pesados ralentizaba su manejo a la hora de procesarlos con otras herramientas como Google Collab. Por ello, se tomó la decisión de reducir el dominio del problema a la comunidad de Madrid.

Antes de tomar esta decisión hubo que comprobar si realmente había rutas suficientes en Madrid para poder llevar a cabo nuestro proyecto. Esto se consiguió cruzando (operación merge de Pandas) la columna origen y destino con una lista de todos los municipios de Madrid.

Esta lista la obtuvimos de Wikipedia<sup>7</sup> mediante técnicas de web Scraping con la herramienta de python BeautifulSoup. Una vez obtenidas las rutas dentro de la comunidad de Madrid, se observaron los datos, y se descartaron los que no serían relevantes para nuestro proyecto como: ofertantes u ofertantes nuevos, ya que no afectan de forma directa en la accidentalidad o en el tráfico.

En una primera instancia, el objetivo era descartar también asientos y viajes ofertados ya que con los asientos y viajes confirmados sería suficiente, pero se descubrió que en la mayoría de las rutas ofertadas sobre todo en municipios de pocos habitantes dentro Madrid nunca obtenía si quiera una plaza confirmada y tan solo viajaba el conductor. Por lo que finalmente tomamos viajes y asientos ofertados, y descartamos los confirmados.

El siguiente paso fue añadir para cada ruta, el tiempo de conducción, distancia, y carreteras involucradas. Teniendo tiempo y espacio también podríamos calcular la velocidad media.

Para obtener esta información, tan solo había que realizar una request a la api vía Michelin incluyendo los parámetros en cuestión, sin embargo, el parametro ciudad origen y destino había que introducirlos con un formato de coordenadas, es decir, con latitud y longitud origen y latitud y longitud destino.

Esto en un principio se realizó con la api de google geocoding. mediante requests para cada municipio de la lista de municipios de Madrid, pero esta

---

<sup>7</sup>[https://es.wikipedia.org/wiki/Anexo:Municipios\\_de\\_la\\_Comunidad\\_de\\_Madrid](https://es.wikipedia.org/wiki/Anexo:Municipios_de_la_Comunidad_de_Madrid)



opción no era para nada eficiente y se gastaban muchos recursos realizando tantas requests a la api.

La solución fue volver a utilizar técnicas de web scraping para obtener de la web una lista con las latitudes y longitudes de los municipios de Madrid y añadirlas a nuestra lista.

Tras conseguir las coordenadas, se realizaron las requests a la api y se añadieron las siguientes columnas a la tarjeta de datos: velocidad, tiempo de conducción, distancias, carreteras.

Teniendo las carreteras que involucran una ruta, se decidió realizar un cálculo de cambios de tramo en cada ruta, este dato afecta de forma muy directa a la hora de determinar la seguridad de un trayecto.

Para realizar este calculo bastaría con realizar una cuenta de elementos distintos dentro de cada lista de carreteras.

Finalmente completamos la tarjeta de datos añadiendo una columna con los puntos negros o tramos de concentración de accidentes para cada ruta.

Para conseguirlo, obtuvimos, mediante web Scraping de la web oficial de la DGT, la lista de puntos negros dentro de la comunidad de Madrid. Seguidamente se comprobaron las carreteras que tiene una ruta y si hay algun tramo de concentración de accidentes dentro de estas.

## 6. Preproceso y transformación

Para poder filtrar las rutas de la comunidad de Madrid, se necesitaba una lista con los nombres de todos los municipios. Esta lista se consiguió mediante web scraping de Wikipedia. Sin embargo, algunos nombres de municipios no eran iguales a los nombres que hay en el dataset de Blablcar. Los municipios que contenían un artículo delante del nombre aparecían en la lista de municipios de forma invertida.

Por ejemplo: La Acebeda aparecía como Acebeda, La. Sin embargo, se observó que esto solo ocurría en 4 o 5 pueblos, por lo que se optó por cambiarlo a mano.

Se eliminaron también los valores nulos del DataSet y en una primera instancia se eliminaron los duplicados. Pero más tarde se descubrió que se estaba perdiendo información, por lo que se optó por agrupar las rutas en función de su origen y su destino y obtener la media de asientos y viajes ofertados de las mismas.

## 7. Características de la tarjeta de datos

VARIABLE	TIPO	DESCRIPCIÓN
origen	categorica	indica la ciudad o población desde la que se inicia el viaje
destino	categorica	indica la ciudad o población donde finaliza el viaje
aofertados	numérica	indica la media de asientos ofertados en una ruta
vofertados	numérica	indica los viajes ofertados en una ruta de media
distancia	numérica	indica la distancia en km que hay entre origen y destino
tiempo	numérica	indica cuanto se tarda en llegar del origen al destino en horas
carreteras	categorica	indica cuantas y cuales son las carretras de una determinada ruta
ntramos	numérica	indica el número de tramos que tiene una ruta
riesgo	categorica	indica si una ruta pasa por un tramo de concentración de accidentes
velocidadmedia	numérica	indica la velocidad media de una ruta

## 8. Lineas de trabajo

A partir de la tarjeta datos ya construida, el siguiente paso será aplicar algoritmos de Clustering para categorizar las rutas en función de variables que tengan relacion directa con la seguridad. Para ello, primero se deberá determinar cuales son estas variables y si son suficientes. De no serlo, una posible solución sería poder añadir más datos sobre accidentes o tráfico a la tarjeta.

Después de la clasificación, otra posible linea de trabajo sería establecer un sistema de reglas borroso con el que poder asignar factores de riesgo a las rutas. Esto no deja de ser otro tipo de clasificación, pero en este paso se podría crear algun sistema de puntuación en el que se califiquen las rutas en función de su seguridad.

Por último y cómo linea de trabajo final, se podría construir un sistema recomendador con el que poder ofrecer al usuario la ruta blablar más segura o incluso ofrecer nuevas rutas que tomen trayectos alternativos en los que se eviten tramos peligrosos.

## 9. Incidencias

Desde el comienzo del proyecto, el objetivo del mismo ha sido el de categorizar las rutas de Blablacar según su riesgo y poder ofrecer rutas alternativas más seguras. Para ello, se necesitaban datos como la densidad del tráfico de las rutas que se iban a estudiar, el delay producido por esa congestión, etc.

Con todo esto en mente, se buscaron otras fuentes de datos que sirvieran de ayuda para complementar los datos iniciales. Estudiando posibles apis y bases de datos se tomó la decisión de que los datos a integrar se podían obtener de una api llamada tomtom<sup>8</sup>, ya que ofrecía muchos datos que se necesitaban para cumplir el objetivo marcado, pero desistimos de su uso por varios motivos: el primero es que la api era de pago aunque se podían obtener algunas cosas de forma gratuita, la segunda era la dificultad de su uso a la hora de obtener los datos y por último, se llegó a la conclusión de que esos datos eran en tiempo real y por lo tanto no servían para el uso que queríamos darle.

---

<sup>8</sup><https://developer.tomtom.com/>

# ENTREGABLE 3

## 10. Proceso de Minería de Datos

### 10.1. Objetivo

En este proceso, el objetivo será determinar que variables dentro de nuestra tarjeta de datos son determinantes en el factor riesgo, esto nos permitirá saber que es lo que hace que una ruta de Blablacar pueda ser más o menos segura. Para ello, se aplicarán algoritmos de Clustering con el objetivo de clasificar las rutas, obteniendo los grupos con rutas más seguras y observando sus parametros.

También aplicaremos los algoritmos de reglas de asociación de la herramienta BigML, para encontrar posibles reglas cuyo consecuente sea la variable categórica riesgo. De esta forma, podremos obtener reglas que nos indiquen que una ruta tenga riesgo o no y con qué porcentaje de certeza.

Una vez obtenida toda la información necesaria se procederá a un proceso de visualización e interpretación de los resultados.

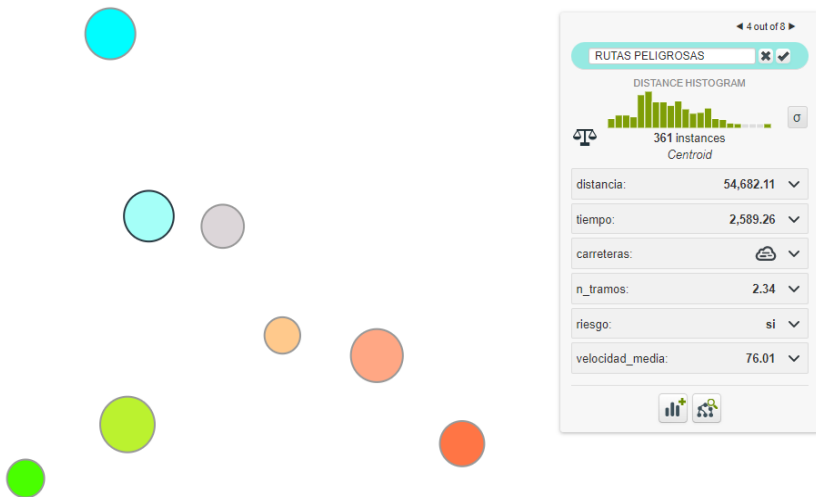
## 10.2. Algoritmos aplicados

### 10.2.1. Clustering: K-Means

Se ha utilizado la herramienta BigML para aplicar el algoritmo de clasificación K-Means.

En la configuración, el número de clusters a crear elegido ha sido de 8 clusters, se ha seleccionado la opción de crear un modelo por cluster, y se han descartado algunas variables que no aportarían nada en la clasificación buscada como: viajes ofertados y asientos ofertados (a\_ofertados, v\_ofertados).

El resultado de aplicar este algoritmo ha sido el siguiente:

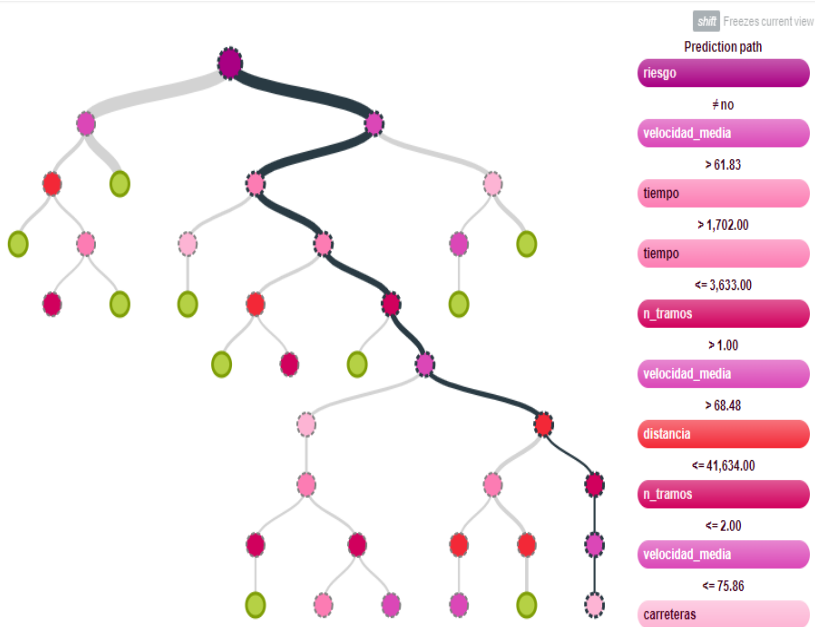


Podemos destacar el cluster azul turquesa el cual se ha renombrado como **'RUTAS PELIGROSAS'** debido a poseer el mayor número de rutas con riesgo. En él, podemos observar una media de cambios de tramos por encima de 2, siendo el máximo en nuestra tarjeta de 3.

También observamos que la velocidad media tiene un valor bastante alto dentro del rango de velocidad de las rutas.

A simple vista ya se podría afirmar que las rutas más peligrosas son las que tienen una velocidad media más alta y un mayor número de cambios de tramos, pero ya analizaremos más en profundidad estos resultados más tarde.

En la siguiente imagen, se puede observar el criterio que el algoritmo de K-Means sigue para realizar los grupos y en que se basa para que una instancia pertenezca a un determinado grupo o cluster.



Se puede ver que los criterios principales para a llegar a la conclusión final (riesgo = si) son sobre todo: velocidad media alta y número de cambios de tramos alto.

### 10.2.2. Reglas de asociación

Se ha utilizado la herramienta Association de BigML configurando como consecuente la variable categórica riesgo. El objetivo es obtener un conjunto de reglas con el que podamos inferir que características de una ruta son las que hacen que sea peligrosa.

Aquí se muestran algunas entradas de ejemplo:

ASSOCIATIONS (K)

ITEMS

SEARCH STRATEGY

MIN. SUPPORT

MIN. CONFIDENCE

INSTANCES

26

25

CONFIDENCE

0.9350%

53.9900%

2,461

ITEMS: Filter items or values

CONFIDENCE

54.00%

Association

Intersection if unrelated

100% OF INSTANCES

100% OF INSTANCES

100.00% of the instances containing the antecedent itemset also contain the consequent itemset.

Antecedent	Consequent	Coverage	Support	Confidence	Leverage	Lift
carreteras includes M-50	riesgo = si	23.4460%	23.4460%	100.0000%	12.4230%	2.1271
carreteras includes A-3	riesgo = si	8.4520%	8.4520%	100.0000%	4.4780%	2.1271
carreteras includes M-40	riesgo = si	8.0050%	8.0050%	100.0000%	4.2420%	2.1271
carreteras includes A-42	riesgo = si	5.8110%	5.8110%	100.0000%	3.0790%	2.1271
carreteras includes A-2	riesgo = si	4.2260%	4.2260%	100.0000%	2.2390%	2.1271
carreteras includes A-1 n_tramos <= 1	riesgo = no	4.3880%	4.3880%	100.0000%	2.0530%	1.8873
carreteras includes A-5	riesgo = si	3.6980%	3.6980%	100.0000%	1.9590%	2.1271
carreteras includes M-510	riesgo = no	1.3000%	1.3000%	100.0000%	0.6110%	1.8873
carreteras includes N-320	riesgo = si	0.9350%	0.9350%	100.0000%	0.4950%	2.1271
carreteras includes A-6 velocidad_media > 74.7	riesgo = si	3.2910%	3.2100%	97.5310%	1.6630%	2.0745
carreteras includes M-604	riesgo = no	1.7070%	1.5850%	92.8570%	0.6800%	1.7525
carreteras includes M-608	riesgo = no	4.9570%	4.4290%	89.3440%	1.8020%	1.6862
carreteras includes M-600	riesgo = no	5.1610%	4.4700%	86.6140%	1.7350%	1.6346
velocidad_media > 74.7 1 < n_tramos <= 2	riesgo = si	11.0120%	8.9390%	81.1810%	3.7620%	1.7268
velocidad_media <= 51.7	riesgo = no	20.1140%	16.1320%	80.2020%	5.4740%	1.5136
distancia <= 18104	riesgo = no	20.1950%	15.9690%	79.0740%	5.2680%	1.4924

En esta tabla se pueden ver algunas de la reglas cuyo consecuente es riesgo = si, con un porcentaje de certeza. Por ejemplo: si la velocidad media de una ruta es mayor a 74,7 y el número de cambios de tramo es mayor que 1, entonces es posible que tenga riesgo, con una certeza del 81 %.

## 11. Visualización e interpretación de los resultados

A la vista de los resultados obtenidos podemos llegar a la conclusión de que las rutas donde se producen más accidentes de tráfico en madrid son aquellas donde se producen las siguientes circunstancias:

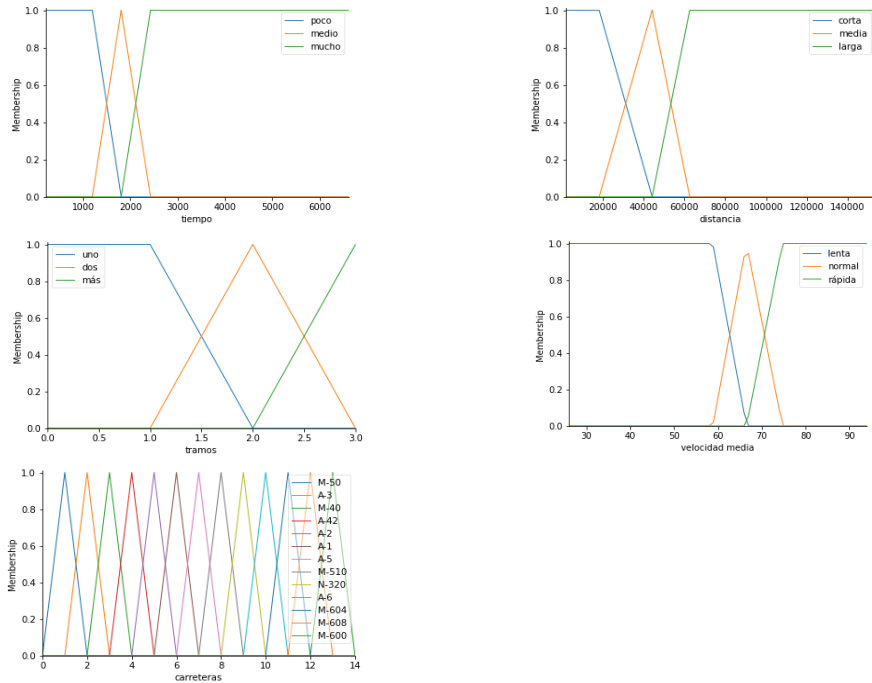
- La distancia a recorrer es superior a 44 kilómetros.
- El timepo que se tarda en llegar es superior a 1 hora.
- La velocidad media de esa ruta es superior a 66.5 kilómetros/hora.

- El número de tramos a los que hay que cambiar durante esa ruta es de 2 o más.
- Pasa por carreteras donde se concentran más accidentes en sus puntos negros como por ejemplo la M-50 o la A-2.

Además, gracias también al proceso de minería, se han podido obtener unos determinados conocimientos (como los anteriores dichos) que se han aplicado para el desarrollo de un sistema borroso basado en reglas en el que, dado un origen y destino de una ruta de Blablacar, permite calcular el porcentaje de riesgo de accidente que hay en la misma.

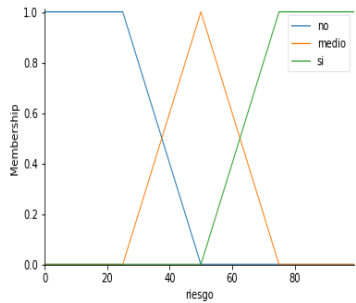
Para la construcción de este sistema, se ha utilizado la librería "scikit-fuzzy" que nos ayuda en la construcción de sistemas borrosos en python y la librería "pandas" para el manejo de los datos que debe controlar dicho sistema.

En primera instancia, se definen los antecedentes que tendrá el sistema (tiempo, distancia, n<sup>o</sup> de tramos, velocidad media y carreteras). Estos antecedentes son los siguientes:

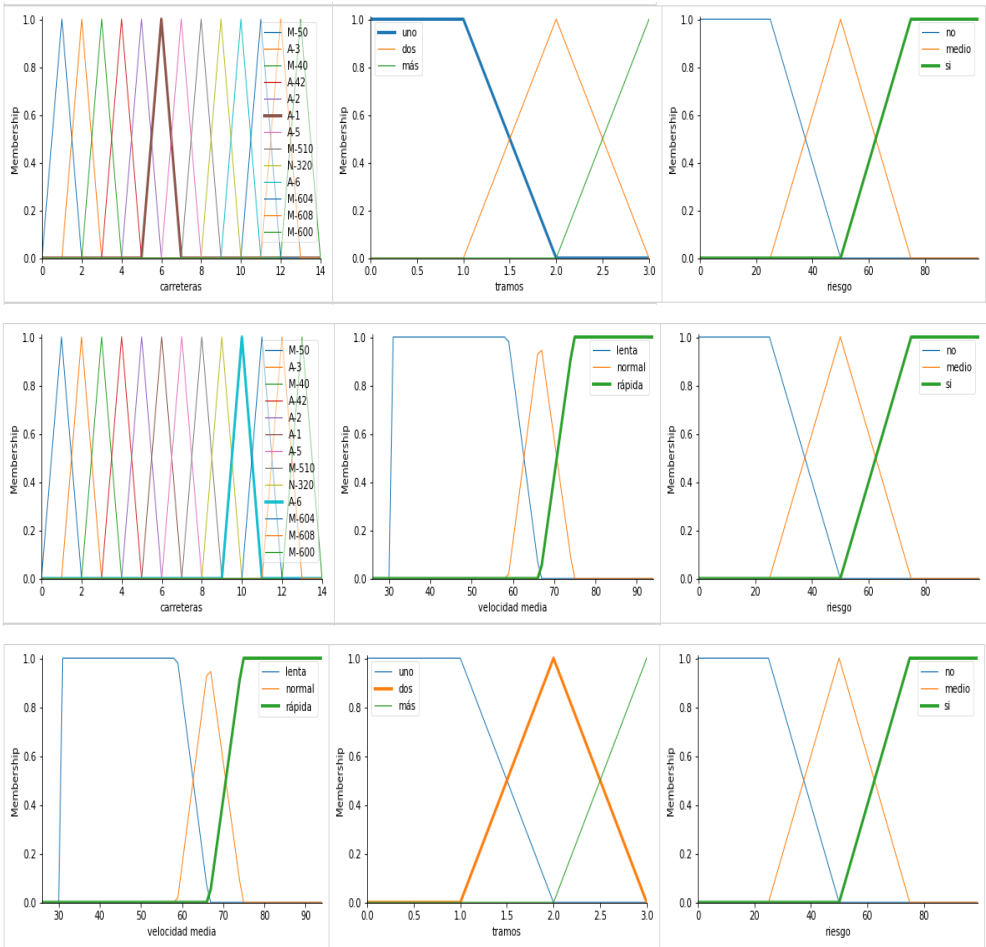




Y a continuación, se definen tanto el consecuente (riesgo) como las relgas del sistema:



Debido a que el sistema tiene muchas reglas, 26 para ser exactos, se mostrarán unas cuantas de ejemplo para que se vea como el sistema las relaciona. Los siguientes ejemplos son de las relgas 6, 10 y 14 respectivamente.



Con todo esto una vez definido, podemos utilizar el sistema para que nos calcule el riesgo que tiene la ruta que vamos a recorrer y así reajustar nuestros planes en caso de que los necesitemos.

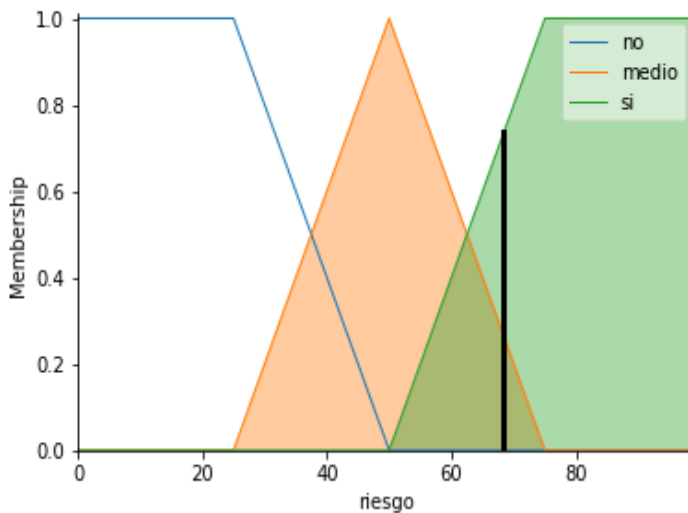
Para demostrar su funcionamiento haremos uso del siguiente ejemplo:

ORIGEN: Meco  
DESTINO: Guadarrama  
distancia: 89.847 km  
tiempo: 1:14:20  
nº de tramos: 2  
carreteras: R-2,A-6  
velocidad media: 72.52 km/h

Nosotros como usuarios del sistema solo tendríamos que definir los campos de origen y destino, el resto de los campos los proporcionará el propio sistema una vez que encuentre la ruta especificada y los usará para darnos el resultado.

Porcentaje de riesgo: 68.43 %

Riesgo alto



Como se puede observar el resultado de este ejemplo nos dice que esta ruta tiene un porcentaje de riesgo casi del 70%, lo que la convierte en una ruta peligrosa y por tanto se nos indica que el riesgo de poder sufrir un accidente es alto.