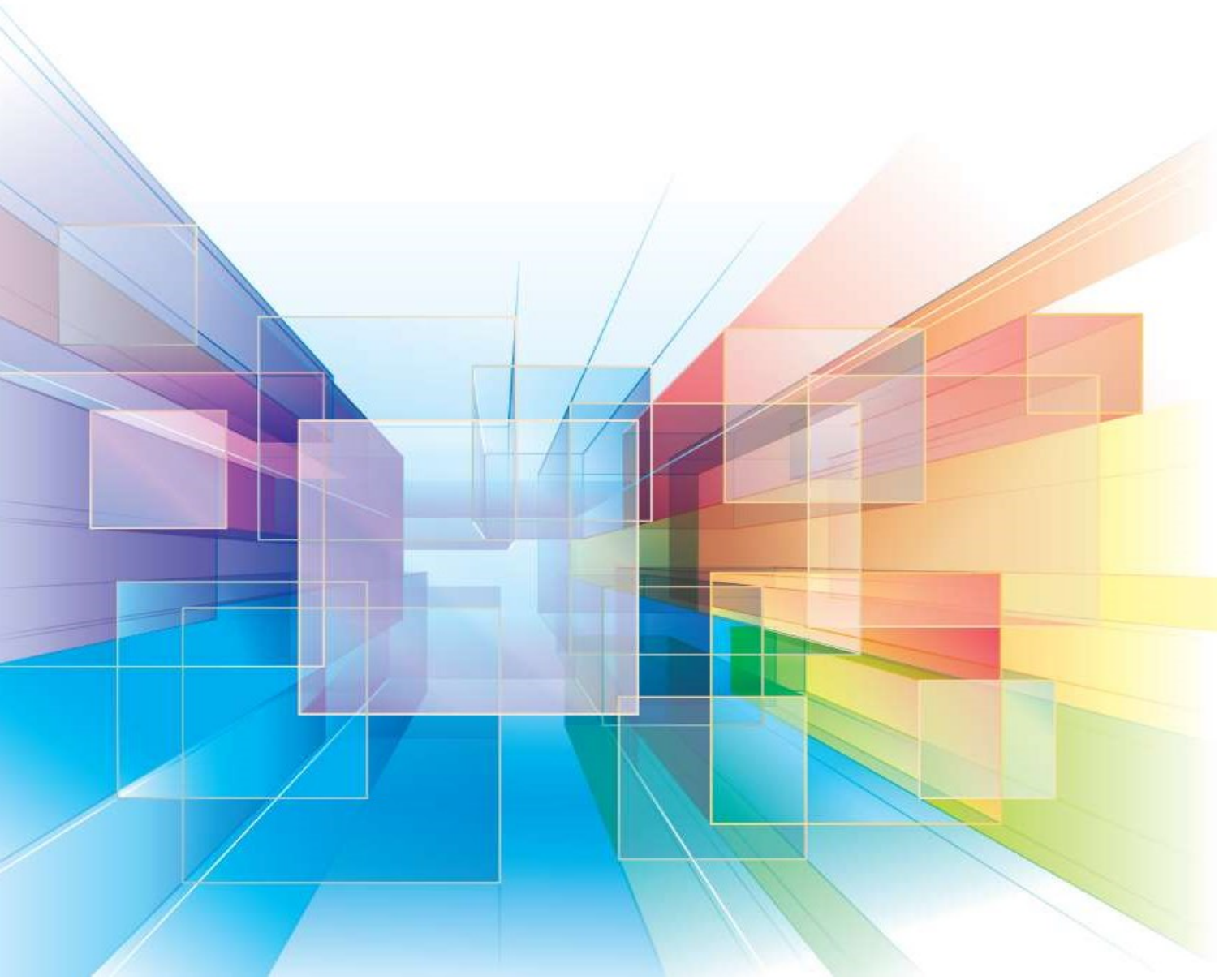
Investigación clínica

Modelos para la gestión de pacientes con problemas derivados de la diabetes

Martín Bris, Cristina v13m094
Medina Rivas, Natalia s10m015

Mayo 2018



Contenido

1. Entendimiento del negocio

[1]La diabetes es una enfermedad crónica que aparece cuando el páncreas no produce insulina suficiente o cuando el organismo no utiliza eficazmente la insulina que produce. La insulina es una hormona que regula el azúcar en la sangre. El efecto de la diabetes no controlada es la hiperglucemia (aumento del azúcar en la sangre), que con el tiempo daña gravemente muchos órganos y sistemas, especialmente los nervios y los vasos sanguíneos.

Existen tres tipos de diabetes: diabetes gestacional, diabetes de tipo1 y diabetes de tipo 2. Esta última representa la mayoría de los casos mundiales. Hasta hace poco, este tipo de diabetes solo se observaba en adultos, pero en la actualidad también se está manifestando en niños.

El coste médico para una persona con diabetes alcanza un promedio aproximado de $12,000 al año. Esta cantidad es más del doble de los gastos médicos para las personas que no tienen diabetes. En particular, en los Estados Unidos, el coste médico asociado a la diabetes supera los $200 billones.

En los últimos años, la diabetes ha aumentado con mayor rapidez en los países de ingresos medianos y bajos.

De acuerdo con la Organización Mundial de la Salud, el número de personas con diabetes ha aumentado de 108 millones en 1980 a 422 millones en 2014 y para 2035 se prevén 592 millones de enfermos. Será la séptima causa de mortalidad en 2030.

En 2014, el 8,5% de los adultos (18 años o mayores) tenía diabetes. En 2015 fallecieron 1,6 millones de personas como consecuencia directa de la diabetes y los niveles altos de glucemia fueron la causa de otros 2,2 millones de muertes en 2012.

Millones de personas en todo el mundo podrían estar en riesgo de muerte prematura debido a un mal diagnóstico de diabetes o porque no están recibiendo tratamientos efectivos para la enfermedad. Esta es la conclusión de una investigación llevada a cabo en siete países por el Instituto de Métrica y Evaluación de la Salud (IMHS) de la Universidad de Washington, Estados Unidos.

[1] Informe mundial sobre la diabetes, OMS.

1.1. Objetivos de negocio

Goal	Attributes	Indicator of success	Dataset	Bussines goal it helps to achive (%)
Evitar recaída de pacientes enfermos de diabetes	Datos aportados por parte del cliente	85%	Dataset Group9.csv	
Evitar pruebas de diagnóstico innecesarias	Datos apostados por parte del cliente	80%	Dataset Group9.csv	

2. Development Plan

2.1. Análisis inicial y pre-procesado de los datos

Se han aportado dos ficheros para la comprensión de los datos:

- **DataSet Group 9.csv**
  Fichero en formato CSV con todos los datos de los pacientes. Contiene un total de cinco mil y una entradas y treinta y seis features.

- **DataAnalytics - Práctica final.pdf**

  Páginas 2-4.
  Fichero formato pdf con descripción del problema, descripción de los campos del fichero DataSet Group 9.csv y tabla de valores para algunas de las features de dicho fichero.

2.1.1. Tabla análisis de los datos

Ha continuación podemos ver una tabla que contiene todas las variables de estudio con una pequeña descripción.

Nombre de la variable	Descripción	Tipo de variable	Valor mínimo	Valor máximo	N.º de nulos
X1	Número de la entrada del fichero	Auto numérico discreto	0	4999	0
patient_nbr	Identificador del paciente en el hospital	Numérico discreto	135	189332087	0
race	Raza del paciente	Categórica nominal	-	-	134
gender	Género del paciente	Categórica nominal	-	-	1(Unkown)
age	Intervalo de edad del paciente	Intervalo numérico entero	[0-10)	[90-100)	0
admission_type_id	Tipo de ingreso del paciente en el hospital	Categórico numeral	-	-	283

Nombre de la variable	Descripción	Tipo de variable	Valor mínimo	Valor máximo	N.º de nulos
discharge_disposition_id	Razón del alta médica del paciente	Categórico numeral	-	-	176
admission_source_id	Área de procedencia del hospital	Categórica numérica	-	-	335
time_in_hospital	Tiempo que ha pasado ingresa el paciente en el hospital. Medido en días	Numérica discreta	1	14	0
num_lab_procedures	Número de test en laboratorio ligados al paciente durante su ingreso	Numérica discreta	1	114	0
num_procedures	Número de procedimientos ligados al paciente (a parte de los test en laboratorio)	Numérica discreta	0	6	0
num_medications	Número distinto de medicamentos suministrados durante el ingreso	Numérica discreta	1	67	0
number_outpatient	Número de visitas como paciente externo en el año anterior al ingreso	Numérica discreta	0	27	0
number_emergency	Número de visitas como urgencia en el año anterior al ingreso	Numérica discreta	0	63	0
number_inpatient	Número de ingresos en el hospital el año anterior	Numérica discreta/Categórica númerica	0	16	0
diag_1	Diagnostico	Categórica numeral	5	410.0	0
diag_2	Diagnostico	Categórica numeral	8	410.0	0
diag_3	Diagnostico	Categórica numeral	8	410.0	0
diag_4	Diagnostico	Categórica numeral	2.500.805.279.287,00	62.008.680.532.454.900,00	0
number_diagnoses	Número de diagnósticos realizados al paciente	Numérica discreta	1	16	0
nateglinide	Cambio en la dosis del medicamento	Categórica nominal	-	-	0

Nombre de la variable	Descripción	Tipo de variable	Valor mínimo	Valor máximo	N.º de nulos
chlorpropamide	Cambio en la dosis del medicamento	Categórica nominal	-	-	0
acetohexamide	Cambio en la dosis del medicamento	Categórica nominal	-	-	0
glipizide	Cambio en la dosis del medicamento	Categórica nominal	-	-	0
glyburide	Cambio en la dosis del medicamento	Categórica nominal	-	-	0
tolbutamide	Cambio en la dosis del medicamento	Categórica nominal	-	-	4012
pioglitazone	Cambio en la dosis del medicamento	Categórica nominal	-	-	0
rosiglitazone	Cambio en la dosis del medicamento	Categórica nominal	-	-	0
troglitazone	Cambio en la dosis del medicamento	Categórica nominal	-	-	0
examide	Cambio en la dosis del medicamento	Categórica nominal	-	-	0
insulin	Cambio en la dosis del medicamento	Categórica nominal	-	-	0
glimepiride-pioglitazone	Cambio en la dosis del medicamento	Categórica nominal	-	-	0
metformin-rosiglitazone	Cambio en la dosis del medicamento o	Categórica nominal	-	-	0
metformin-pioglitazone	Cambio en la dosis del medicamento	Categórica nominal	-	-	0
change	Cambio en el tipo de tratamiento del paciente	Booleana	-	-	0
diabetesMed	Tratamiento prescrito	Booleana	-	-	0
readmitted	paciente ha vuelto a visitar el hospital después de este día	Booleana	-	-	0

2.1.2. Gráficos

A continuación podemos ver gráficos sobre las distribuciones de las variables que se consideran más significativas para la mejor compresión.

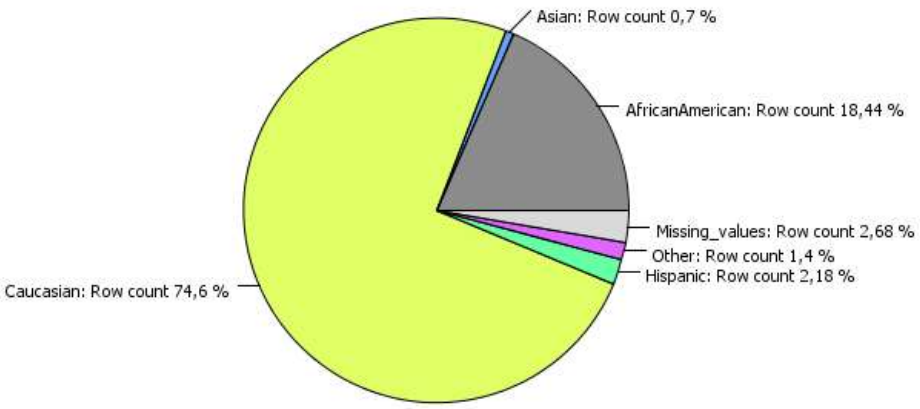


Gráfico 1: Race

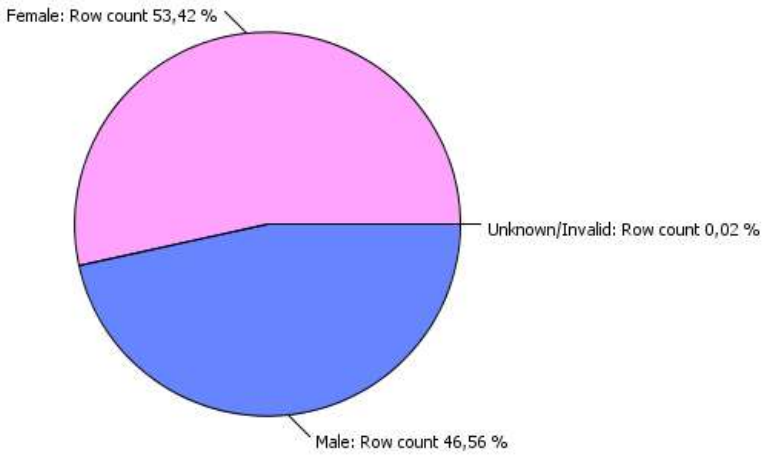


Gráfico 2: Gender

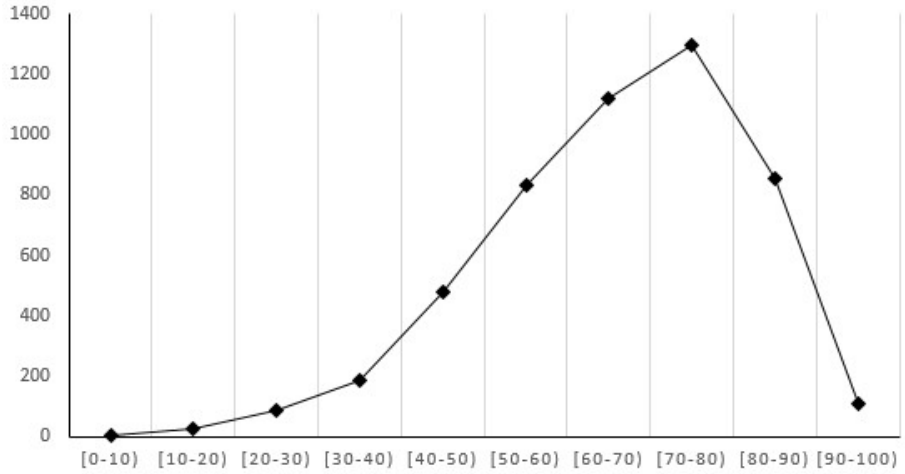


Gráfico 3: Age

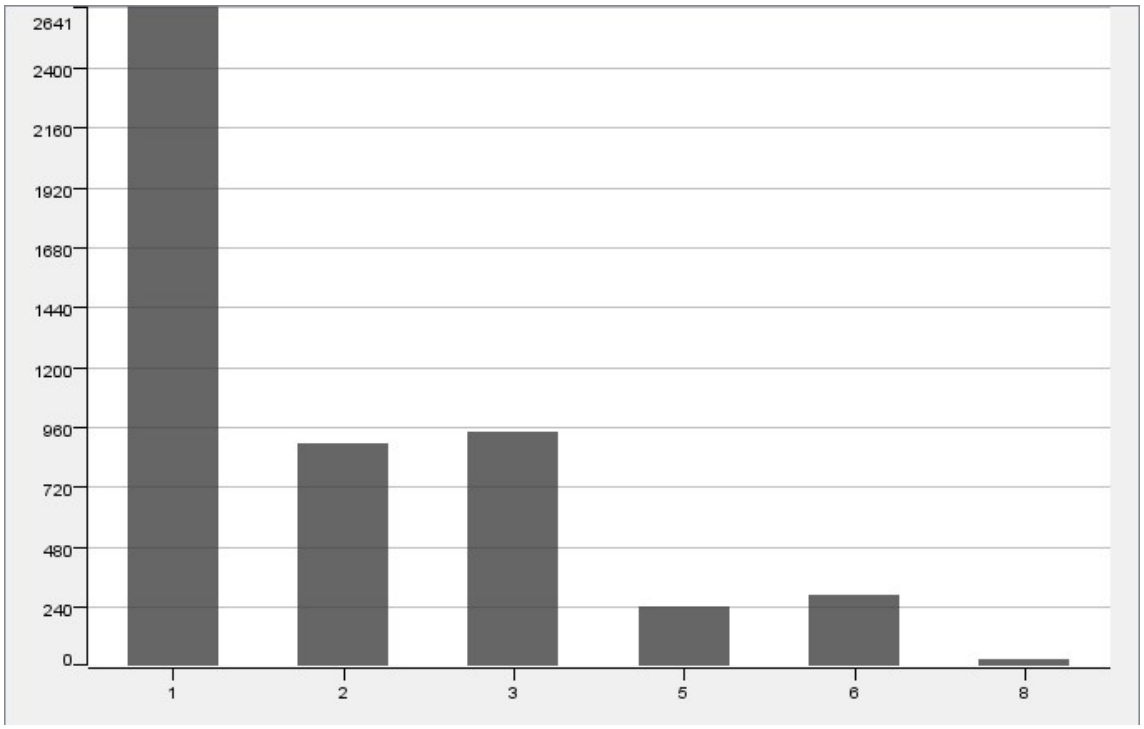


Gráfico 4: Admission_type_id

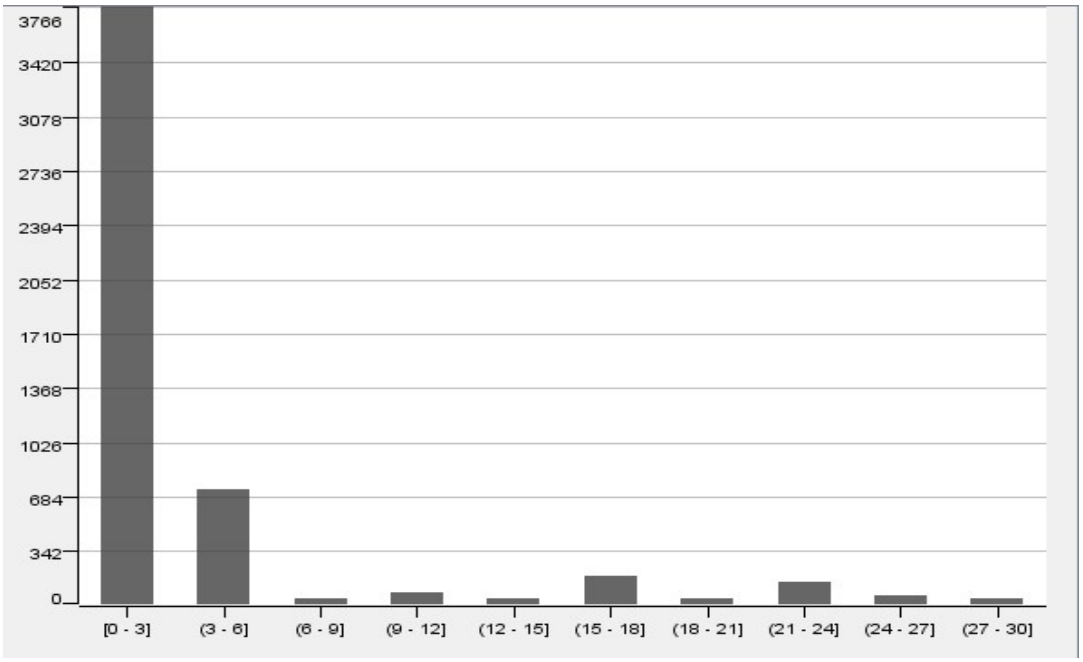


Gráfico 5: Discharge_disposition_id

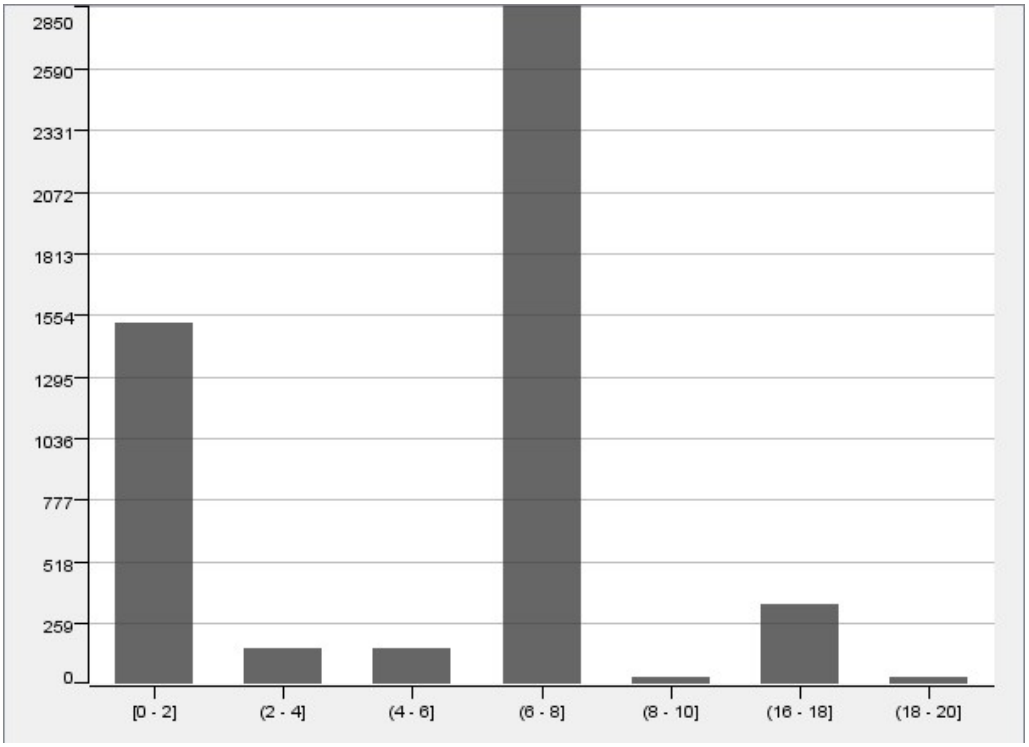


Gráfico 6: Admission_source_id

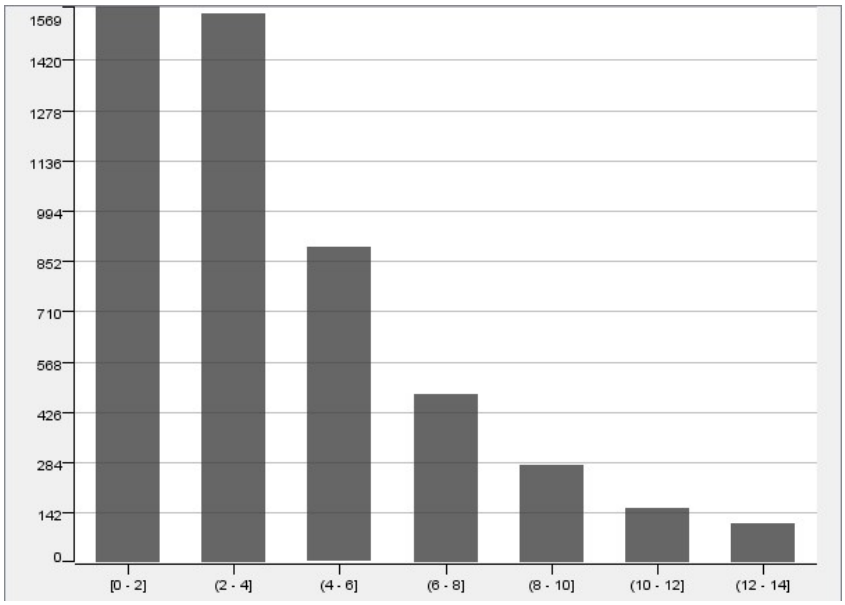


Gráfico 7: Time_in_hospital

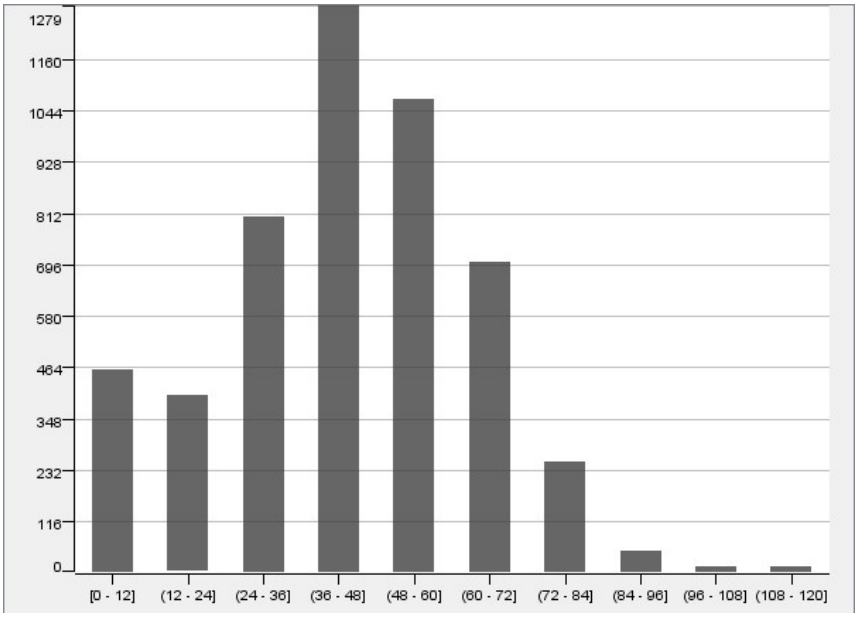


Gráfico 8: Num_lab_procedures

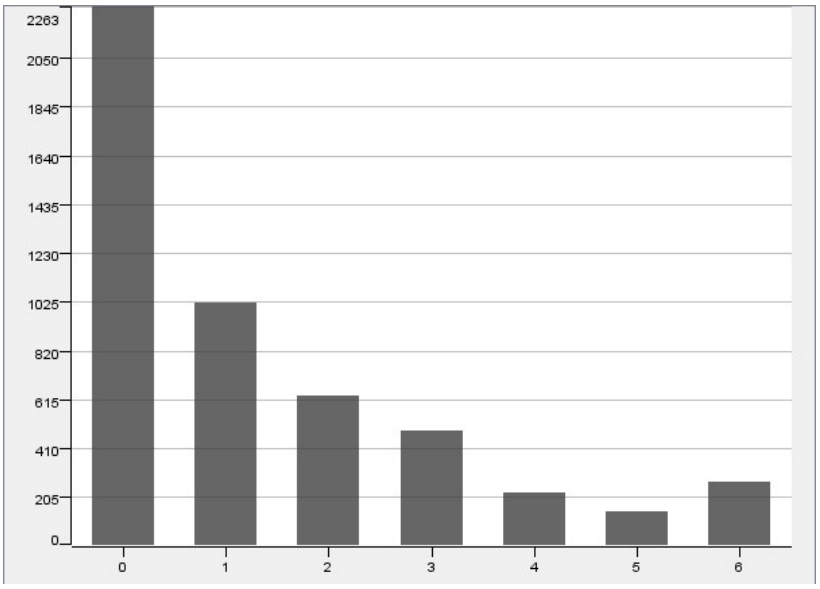


Gráfico 9: Num_procedures

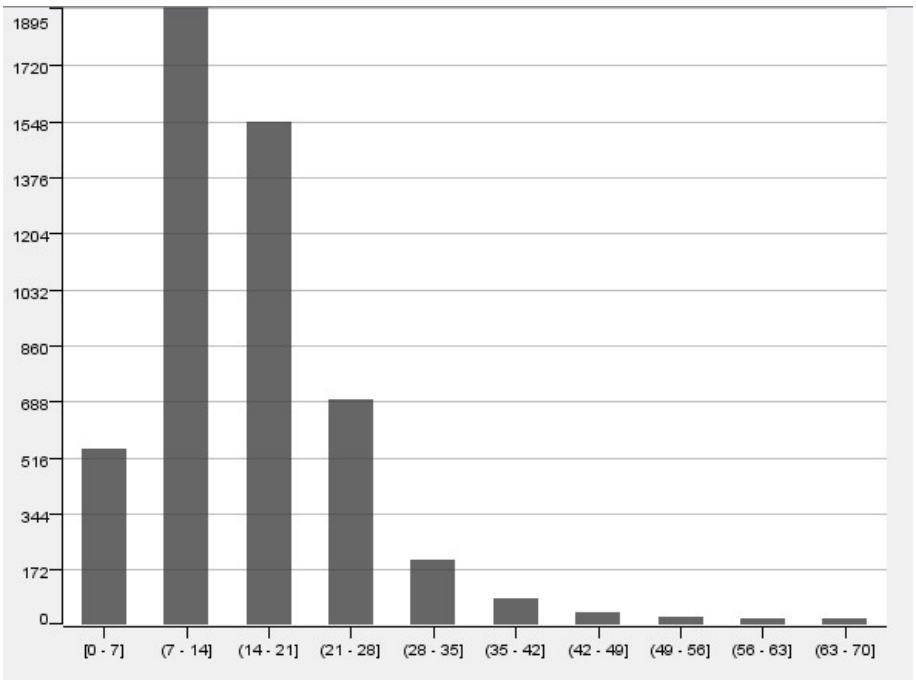


Gráfico 10: Num_medications

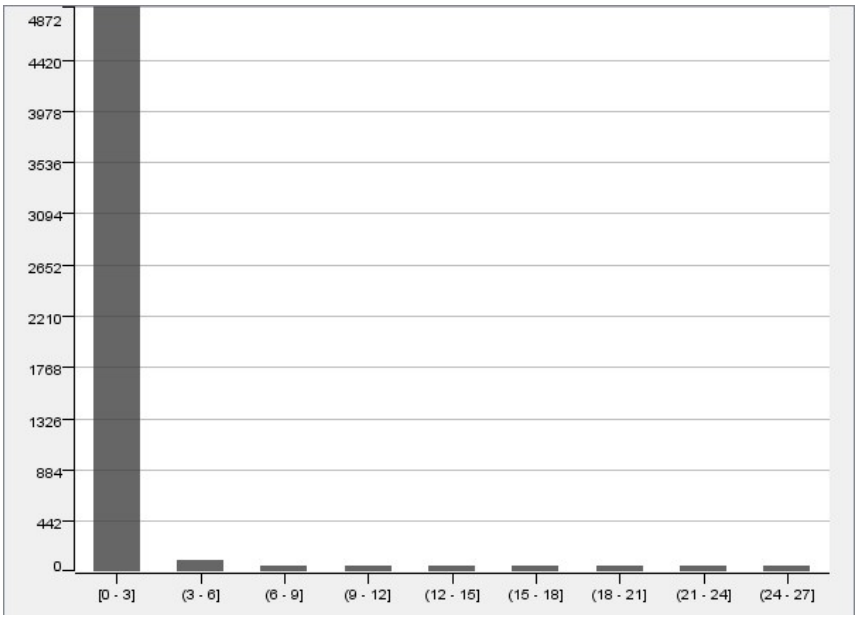


Gráfico 11: Number_outpatient

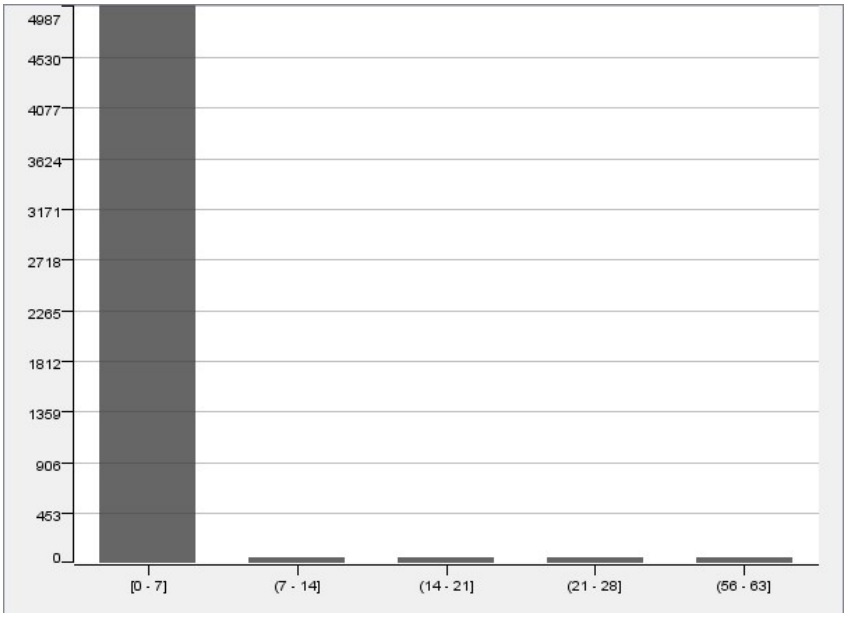


Gráfico 12: Number_emergency

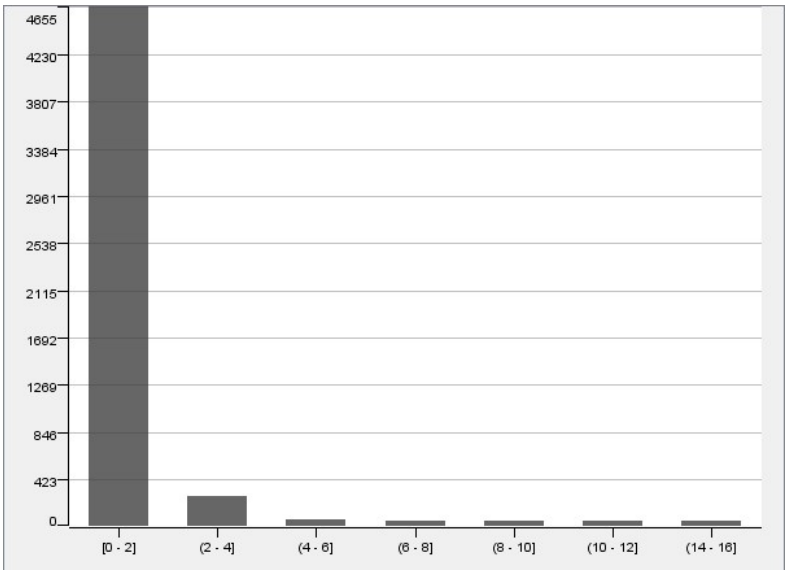


Gráfico 13: Number_inpatient

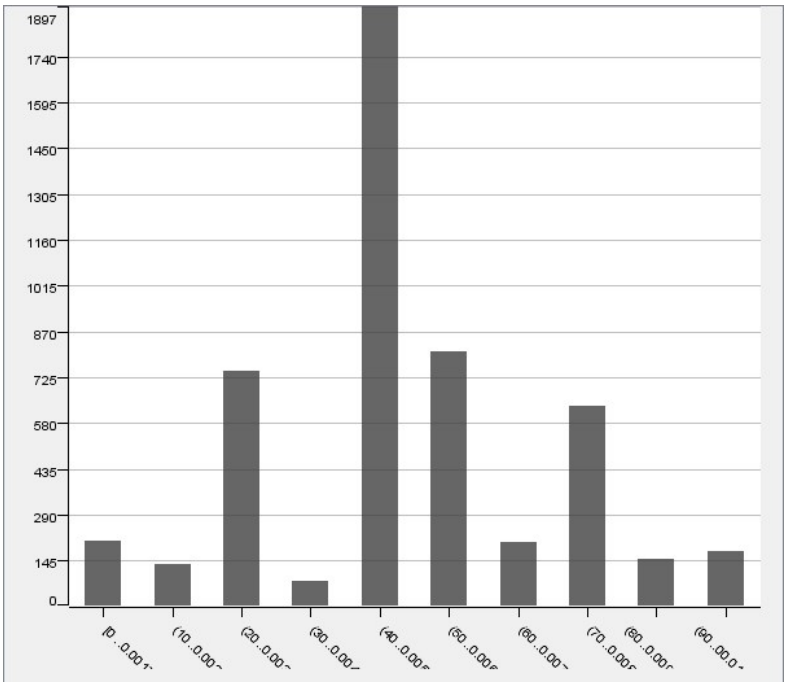


Gráfico 14: Diag_1

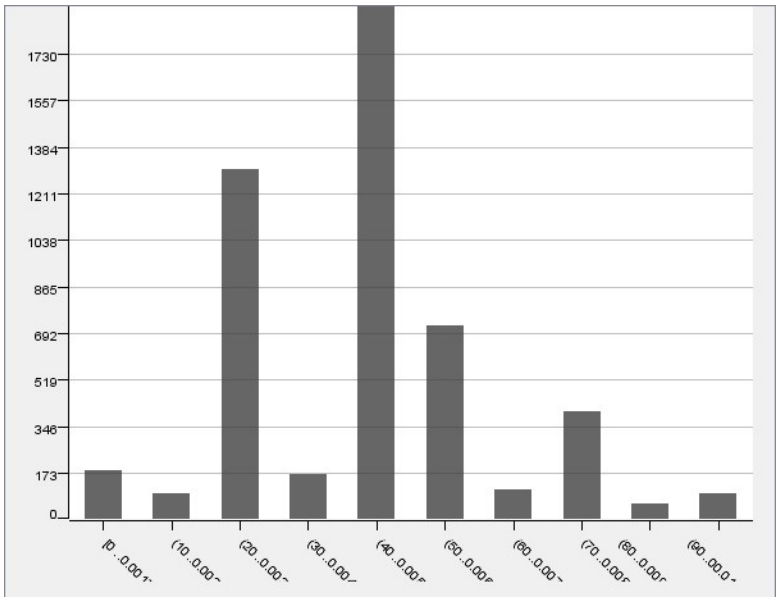


Gráfico 15: Diag_2

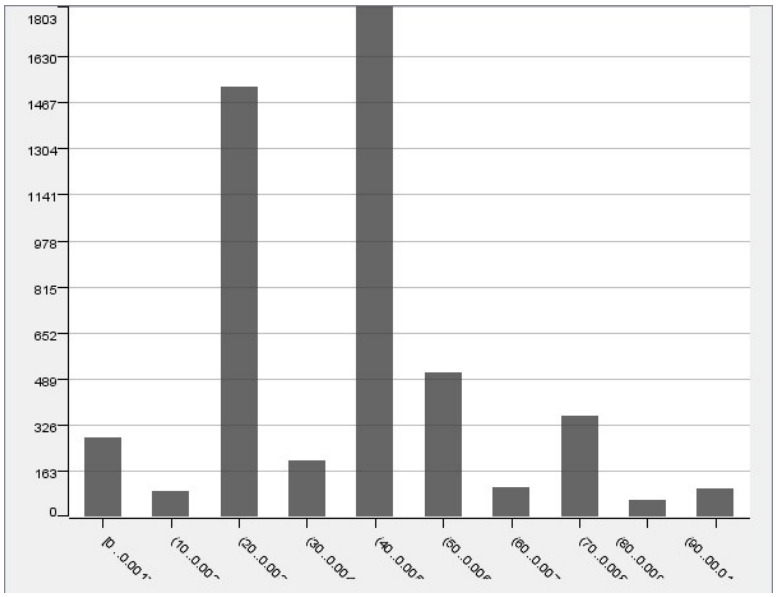


Gráfico 16: Diag_3

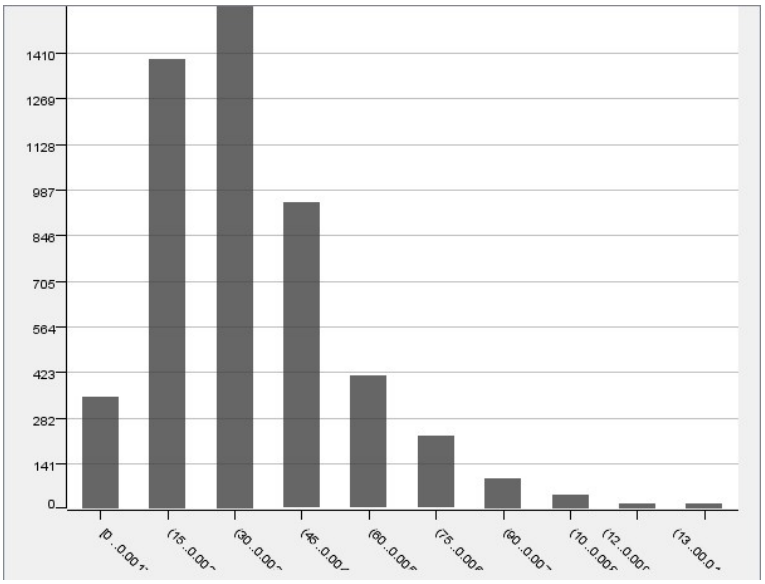


Gráfico 17: Diag_4

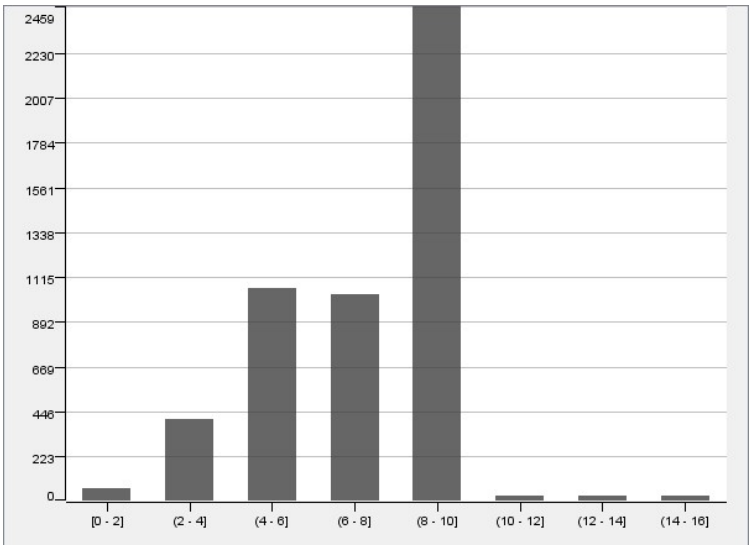


Gráfico 18: Number_diagnoses

A continuación, podemos ver los diferentes niveles de azúcar de los pacientes (Steady, Up, No, Down) en los distintos tratamientos:

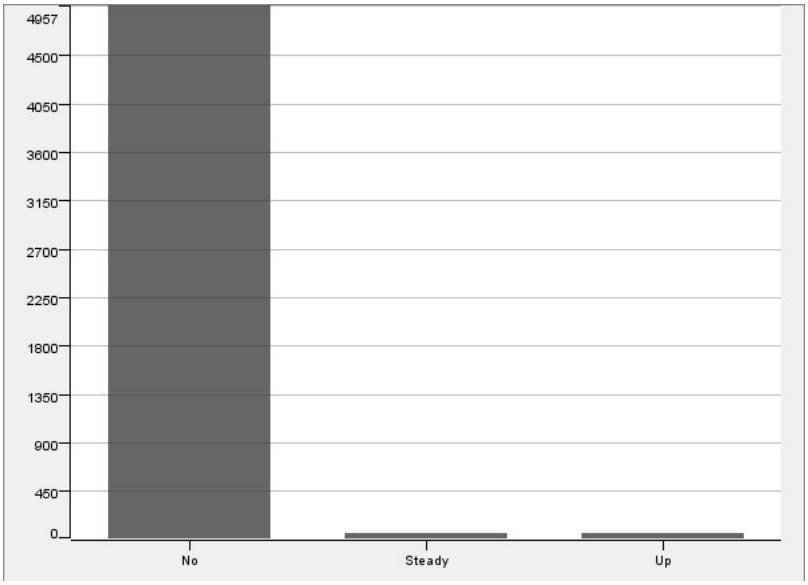


Gráfico 19: Nateglinide

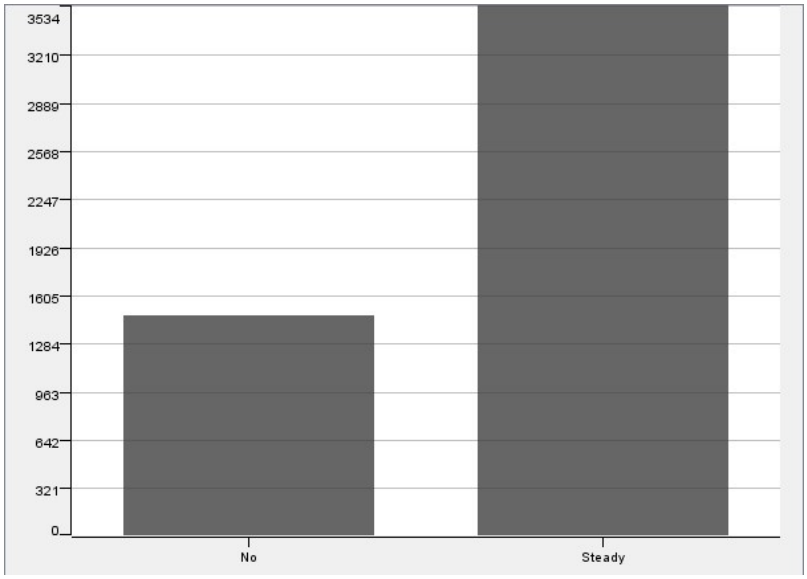


Gráfico 20: Chlorpropamide

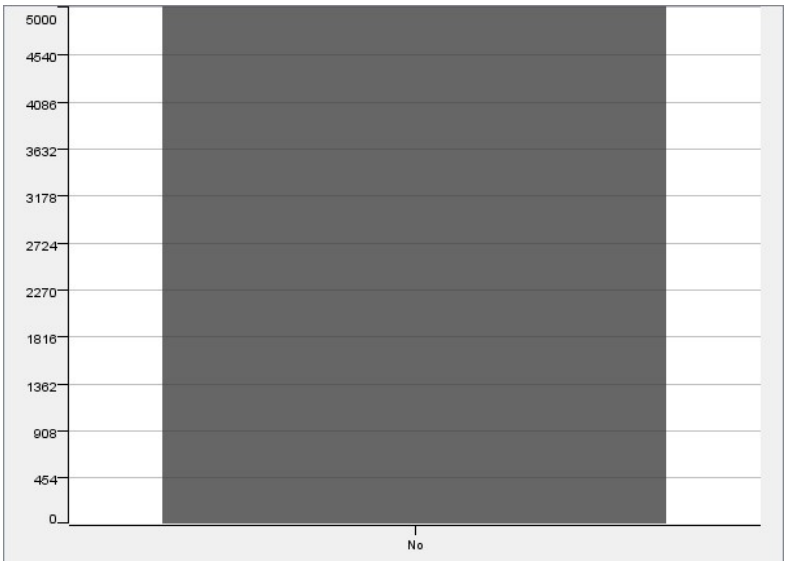


Gráfico 21: Acetohexamide

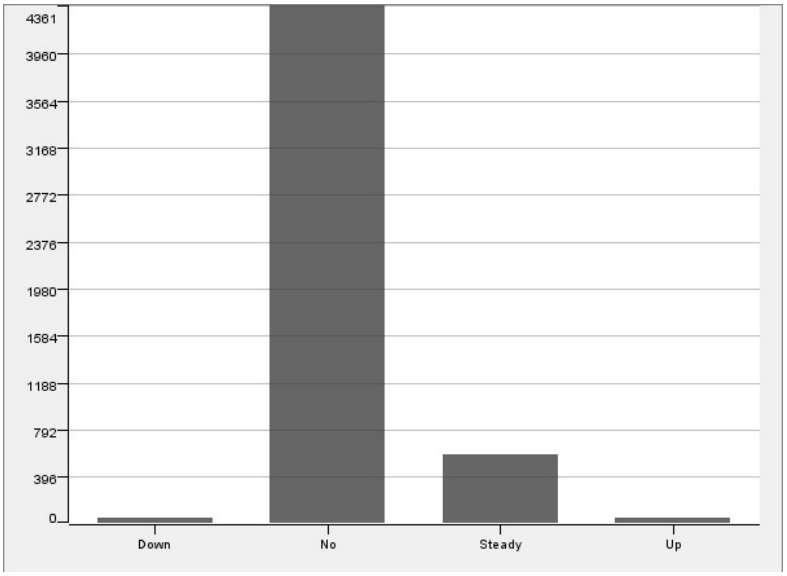


Gráfico 22: Glipizide

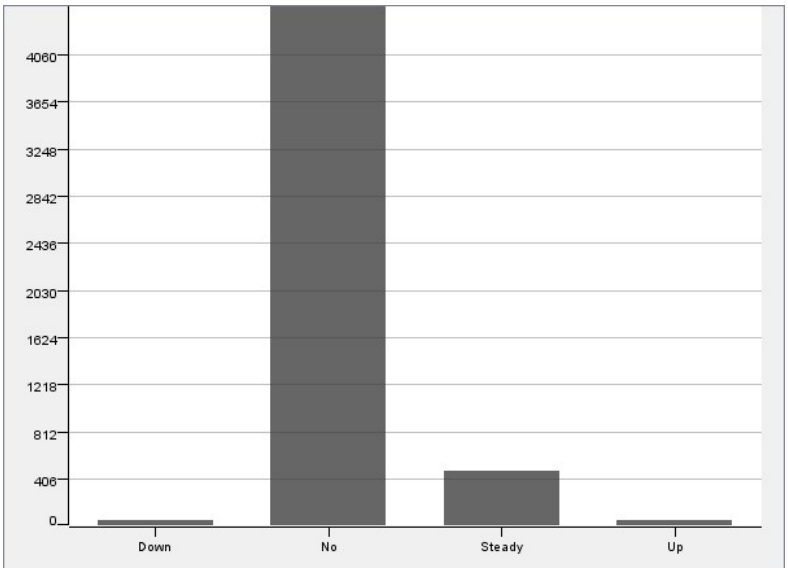


Gráfico 23: Glyburide

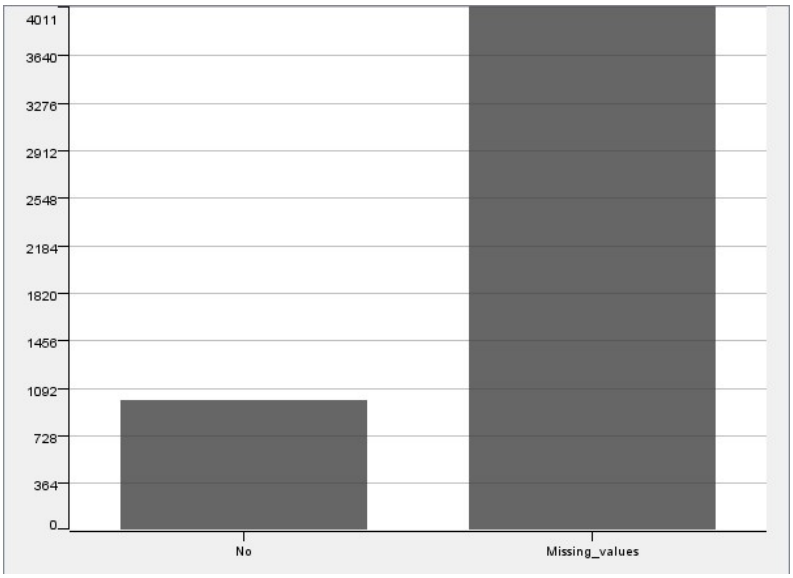


Gráfico 24: Tolbutamide

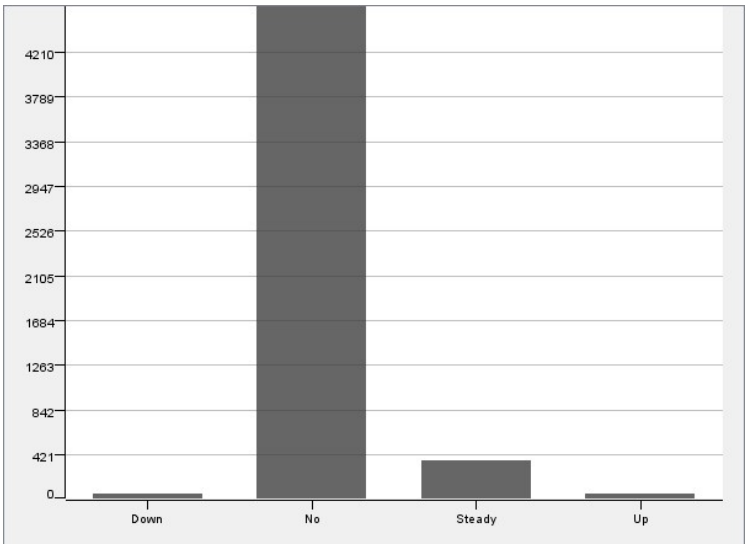


Gráfico 25: Pioglitazone

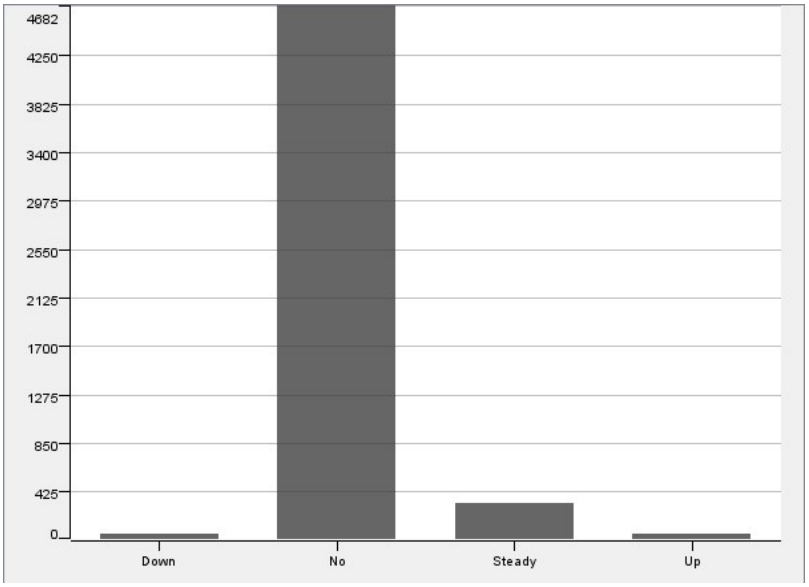


Gráfico 26: Rosiglitazone

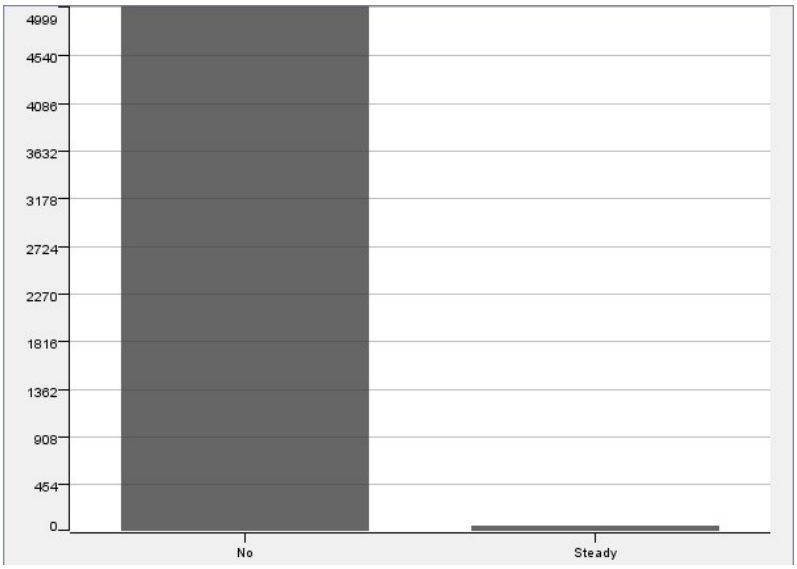


Gráfico 27: Troglitazone

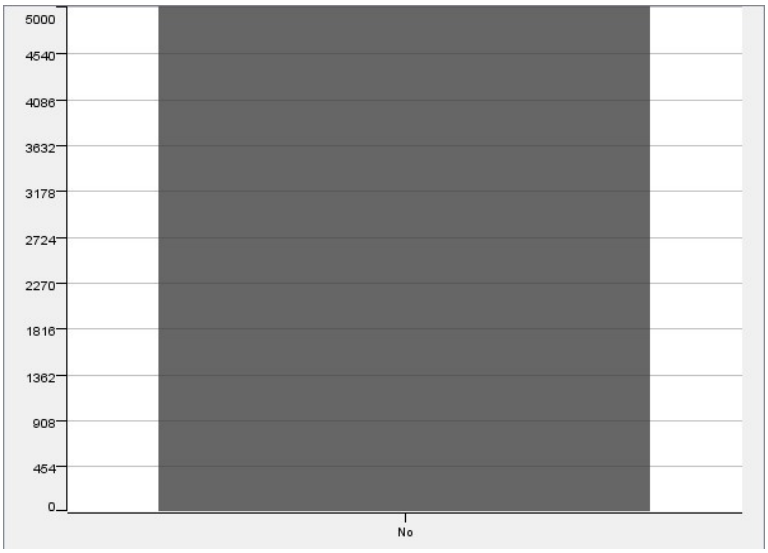


Gráfico 28: Examide

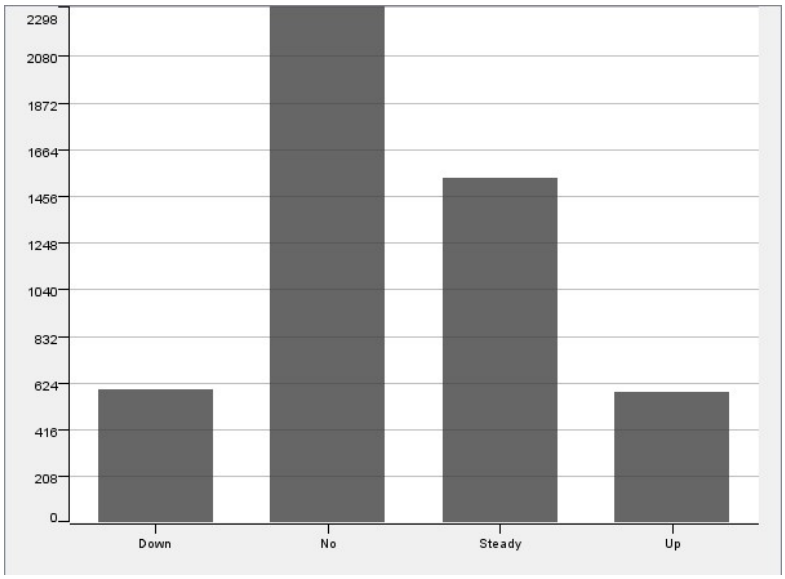


Gráfico 29: Insulin

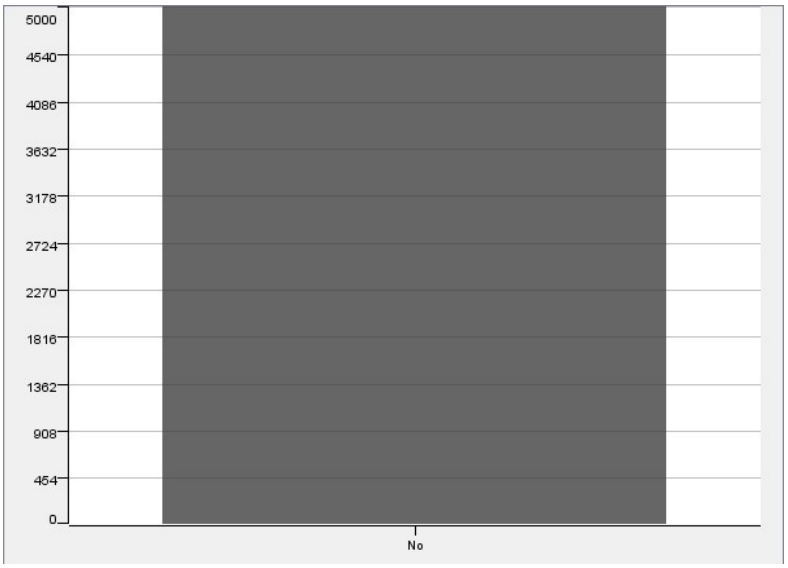


Gráfico 30: Glimepiride-pioglitazone

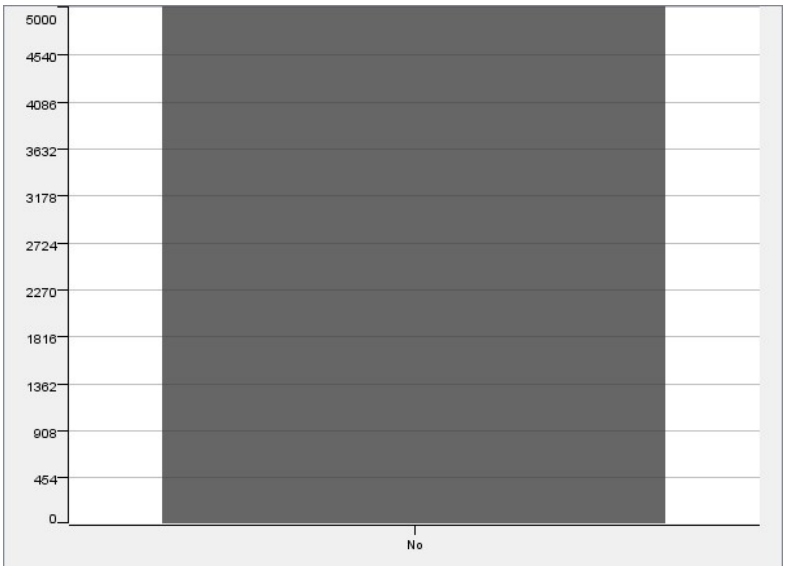


Gráfico 31: Metformin-rosiglitazone

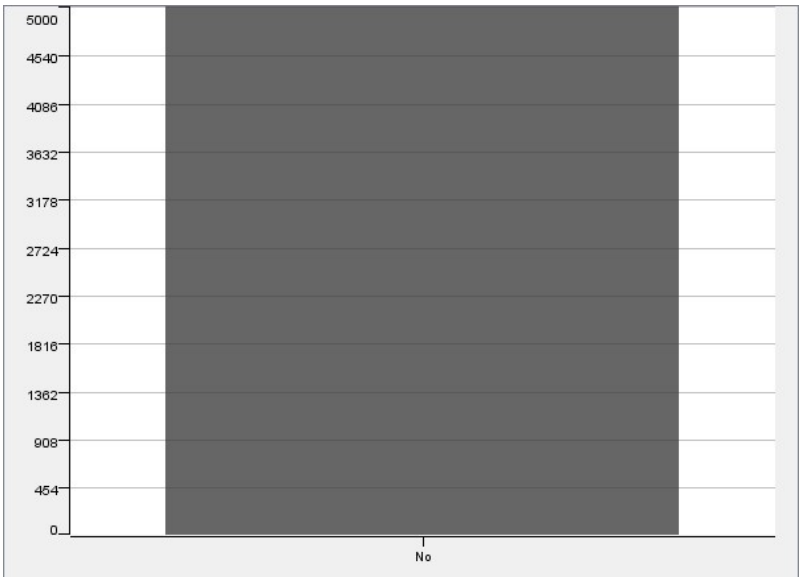


Gráfico 32: Metformin-pioglitazone

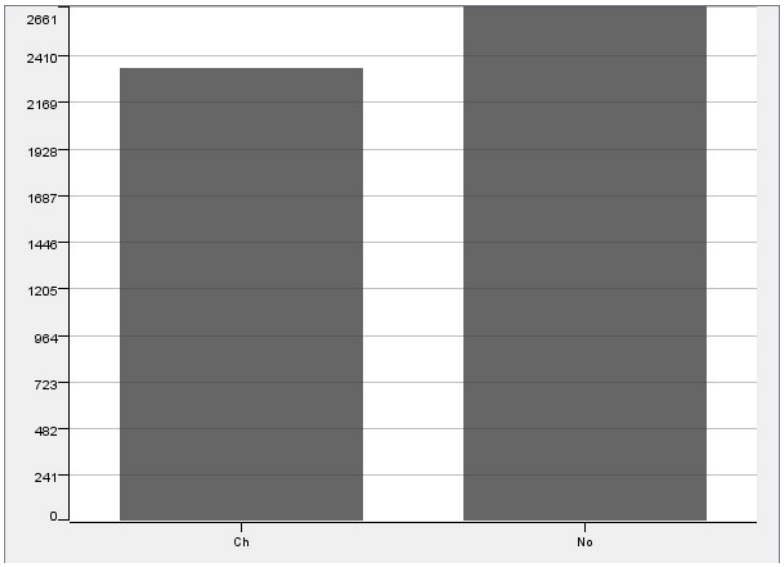


Gráfico 33: Change

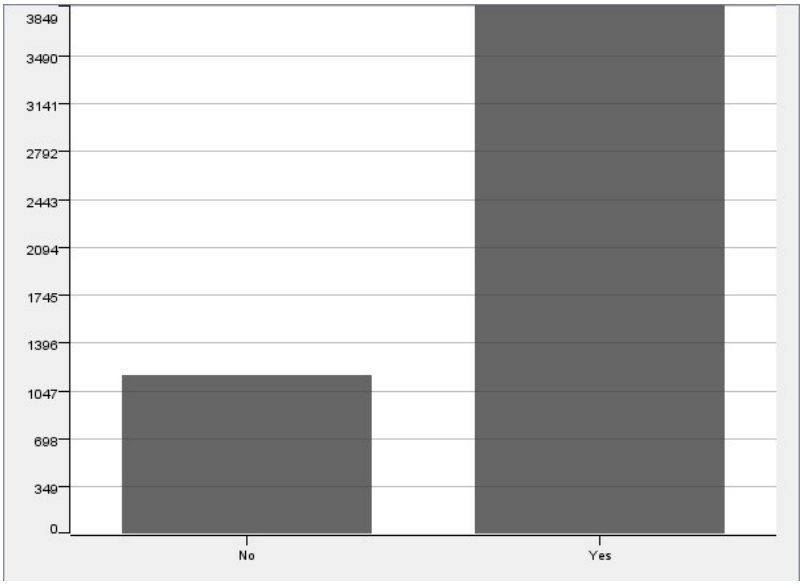


Gráfico 34: DiabetesMed

Resultados del dataset: ¿Volverá al hospital?

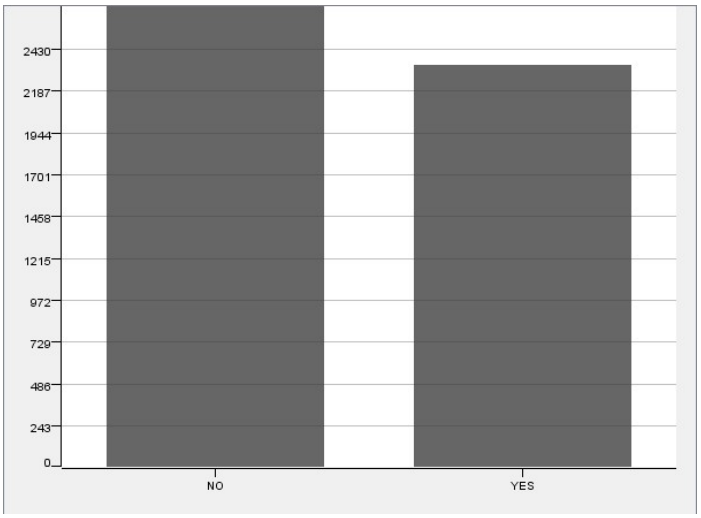


Gráfico 35: Readmitted

2.1.3. Limpieza de datos

El proceso de limpieza de datos es vital para un buen análisis de los datos, ya que una mala depuración nos puede llevar a resultados erróneos.

La limpieza de estos datos se ha llevado a cabo en dos fases:

- **Búsqueda de duplicados**: esta búsqueda se ha llevado a cabo a través de la herramienta Microsoft Excel que nos permite abrir el dataset de datos y aplicar directamente una función de búsqueda de duplicados. Como resultado hemos obtenido que no existe ningún duplicado dentro de nuestro conjunto de datos.

- **Análisis de los datos:** Existen algunos valores que no se ajustan al rango de valores usual del dataset. En general, se ha podido observar que todos estos datos pertenecen a variables con valor desconocido. En concreto las features que cuentan con este tipo de datos son:
    - **Race:** Contiene un total de 135 entradas con valor '?'.
    - **Gender:** Contiene únicamente un nulo. Este valor nulo conincide con una categoría a la que se le ha llamado 'Unknown'.
    - **Admission_type_id:** Contiene un total de 284 nulos. Estos valores nulos corresponden al valor '6'.
    - **Discharge_disposition_id:** Contiene un total de 176 nulos que corresponden al valor '18'.
    - **Admission_source_id:** Contiene un total de 335 nulos que pertenecen al valor '17'.
    - **Tolbutamide:** Contiene un total de 4011 nulos con valor '?'.

  El tratamiento de los datos se ha llevado a cabo a través de la herramienta KNIME, que es una plataforma de minería de datos que no permite el tratamiento de valores nulos.

  KNIME nos da la opción de tratar los siguientes valores: cadenas de caracteres, números enteros, números decimales.

  Para nuestro análisis hemos optado por asignar valores de mediana para que la distribución de los datos no se vea afectada y para el tratamiento de las cadenas de caracteres hemos optado por asignar el valor más frecuente. Esta corrección únicamente se ha llevado a cabo para los campos race (lo que supone un 0,027% del total de los datos) y gender (0,0002% de los datos).

2.2. Selección de los campos significativos

En nuestro conjunto de datos observamos variables que no son relevantes para el estudio y por este motivo las hemos descartarlas del modelo, como son:

- **X1**: identificadores del registro.

- **Patient_nbr:** identificador del paciente en el hospital.

- **Tobultamide:** En esta variable, el número de entradas nulas es 4011 de un total de 5000 entradas, lo que supone que desconocemos un total del 80,24% de los datos.

- **Acetoexamide:** Variable que puede tomar cuatro valores diferentes (Steady, No, Up, Down). Únicamente toma el valor 'No', por lo que a la hora de hacer el análisis es una variable que no aporta información al estudio.

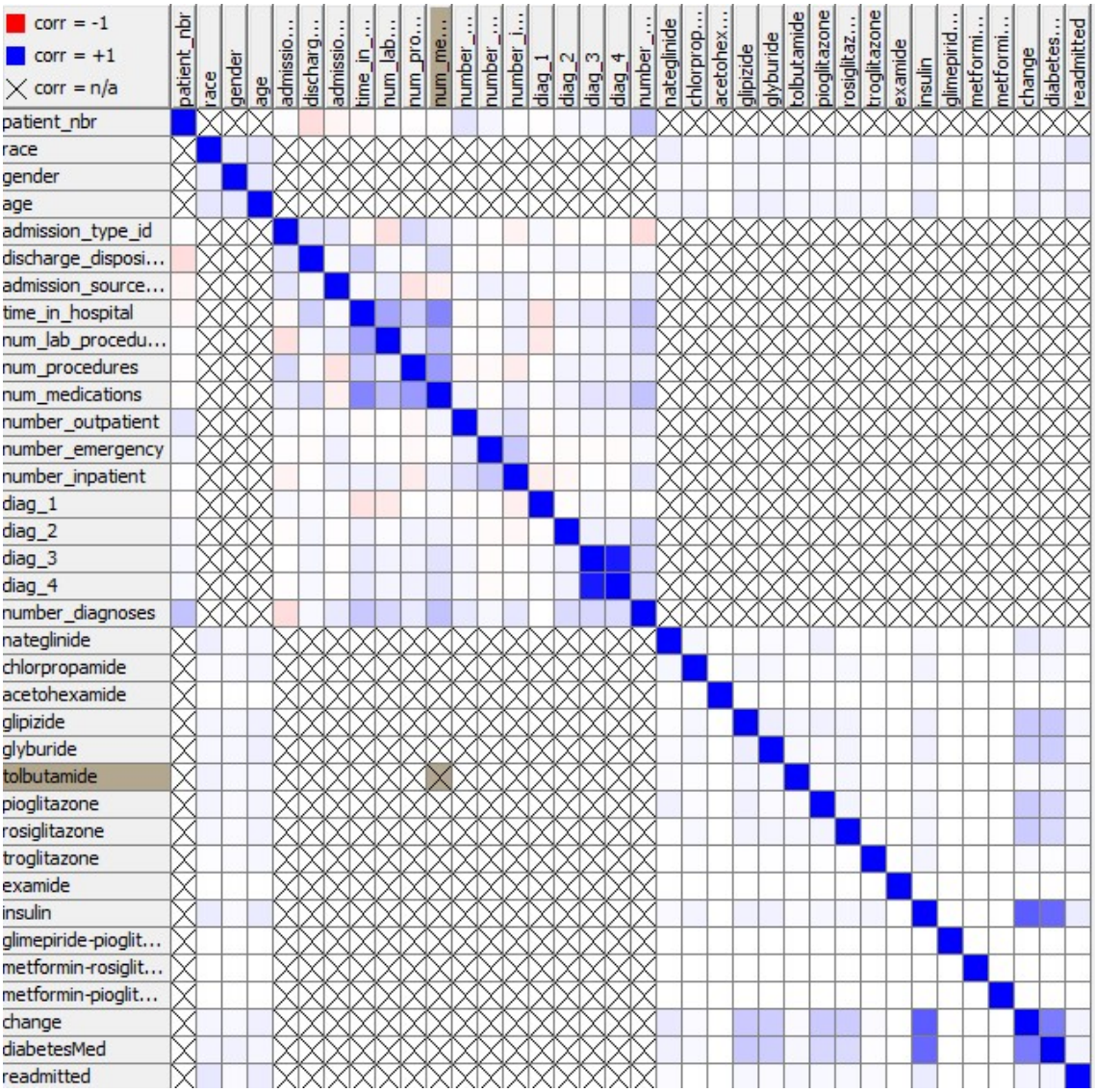
- **Examide:** Variable que puede tomar cuatro valores diferentes (Steady, No, Up, Down). Únicamente toma el valor 'No', por lo que a la hora de hacer el análisis es una variable que no aporta información al estudio.

- **Glimepiride-pioglitazone:** Variable que puede tomar cuatro valores diferentes (Steady, No, Up, Down). Únicamente toma el valor 'No', por lo que a la hora de hacer el análisis es una variable que no aporta información al estudio.

- **Metformin-rosiglitazone:** Variable que puede tomar cuatro valores diferentes (Steady, No, Up, Down). Únicamente toma el valor 'No', por lo que a la hora de hacer el análisis es una variable que no aporta información al estudio.

- **Metformin-pioglitazone:** Variable que puede tomar cuatro valores diferentes (Steady, No, Up, Down). Únicamente toma el valor 'No', por lo que a la hora de hacer el análisis es una variable que no aporta información al estudio.

Para descartar la relación entre algunas de las variables, hemos optado por hacer un test de correlación con la herramienta KNIME, donde podemos observar la siguiente matriz de correlación:



Podemos observar que existe correlación entre las variables del dataset diag_3 y diag_4 con una corrección de 1.

Existen otras variables como son insuline y change, con un valor de correlación 0,6402. Con este valor, no podemos descartar el uso de una de estas dos variables ya que no es lo suficientemente significativo para ello.

Hemos decidido descartar la variable diag_3, ya que, al realizar diferentes entrenamientos de los modelos, los resultados obtenidos con la variable diag_3 son peores (peor porcentaje de exactitud y mayor número de falsos positivos) que con los variable diag_4.

2.3. Entrenamiento de los modelos

En entrenamiento de los diferentes modelos, al igual que en los apartados anteriores, se ha llevado a cabo a través del programa KNIME. Los ficheros de los diferentes modelos entrenados los podemos encontrar en la carpeta 'Modelos', que se encuentra en el mismo archivo zip que este documento.

Los modelos entrenados cuentan con validación cruzada, que [2] es una técnica utilizada para evaluar los resultados de un análisis estadístico y garantizar que son independientes de la partición entre datos de entrenamiento y prueba. Consiste en repetir y calcular la media aritmética obtenida de las medidas de evaluación sobre diferentes particiones. Se utiliza en entornos donde el objetivo principal es la predicción y se quiere estimar la precisión de un modelo que se llevará a cabo a la práctica.

En el entrenamiento de los modelos se ha contado con el nodo 'X-partitioner' y 'X-Agregator' para llevarla a cabo.

Los modelos entrenados son los siguientes:

- **Clasificador Bayesiano**: clasificador probabilístico fundamentado en el teorema de Bayes y algunas hipótesis simplificadoras adicionales.
- **Árbol de decisión**: modelo de predicción que dado un conjunto de datos los analiza a través de construcciones lógicas y así poder distinguir las diferentes opciones de un problema.
- **K-nearest neighbors(Vecinos más próximos):** clasificador que nos da un conjunto de prototipos que obtiene obteniendo la función de densidad de los datos.
- **Red neuronal**: algoritmo que recrea el método de aprendizaje del cerebro humano.
- **Random forest:** es una combinación de árboles predictores.

[2] Wikipedia: https://es.wikipedia.org/wiki/Validaci%C3%B3n_cruzada

2.4. Comparación de los resultados

- **Clasificador Bayesiano**

  Tras el entrenamiento obtenemos un nivel de exactitud del 61,22%.
  Sobre si el paciente volverá o no en menos de treinta días al hospital, obtenemos los siguientes resultados:

Readmitted	NO	YES
NO	1831	842
YES	1097	1230

- **Árbol de decisión**:

  Tras el entrenamiento obtenemos un nivel de exactitud del 56,76%.
  Sobre si el paciente volverá o no en menos de treinta días al hospital, obtenemos los siguientes resultados:

Readmitted	NO	YES
NO	1587	1060
YES	1079	1221

- **K-nearest neighbors (Vecinos más próximos):**

  Tras el entrenamiento obtenemos un nivel de exactitud del 54%.
  Sobre si el paciente volverá o no en menos de treinta días al hospital, obtenemos los siguientes resultados:

Readmitted	NO	YES
NO	414	126
YES	340	126

- **Red neuronal**

  Tras el entrenamiento obtenemos un nivel de exactitud del 51,8%. Sobre si el paciente volverá o no en menos de treinta días al hospital, obtenemos los siguientes resultados:

Readmitted	NO	YES
NO	1576	1097
YES	1313	1014

- **Random Forest**

  Tras el entrenamiento obtenemos un nivel de exactitud del 62,56 %.
  Sobre si el paciente volverá o no en menos de treinta días al hospital, obtenemos los siguientes resultados:

Readmitted	NO	YES
NO	2008	665
YES	1207	1120

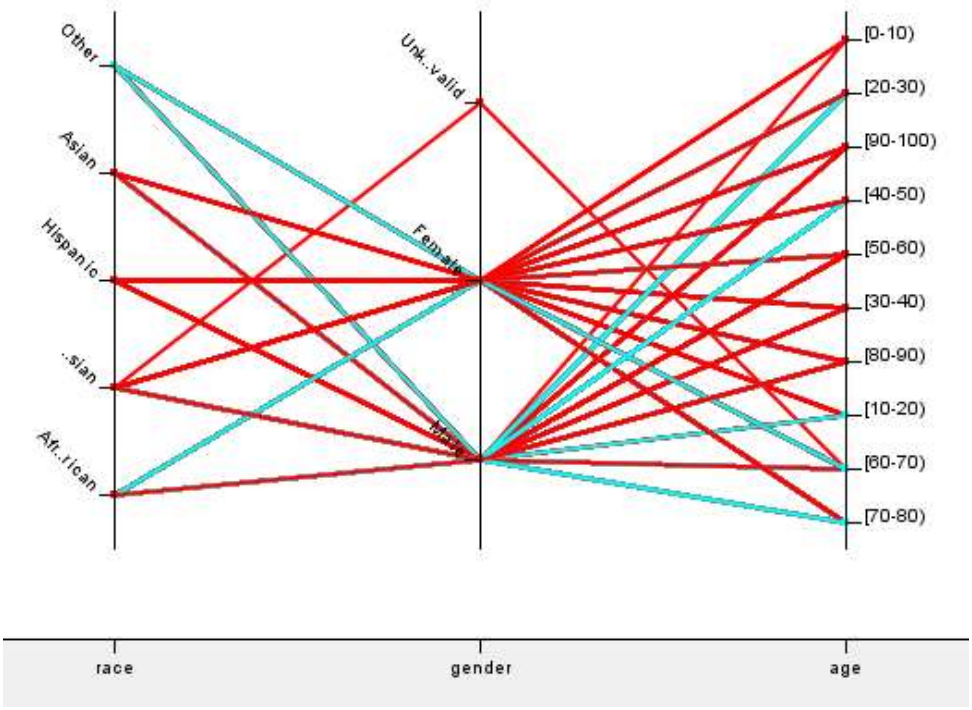
2.5. Conclusiones

Observamos que mejor porcentaje de exactitud lo obtenemos con el modelo **Random Forest**, con un valor del 62,56%.

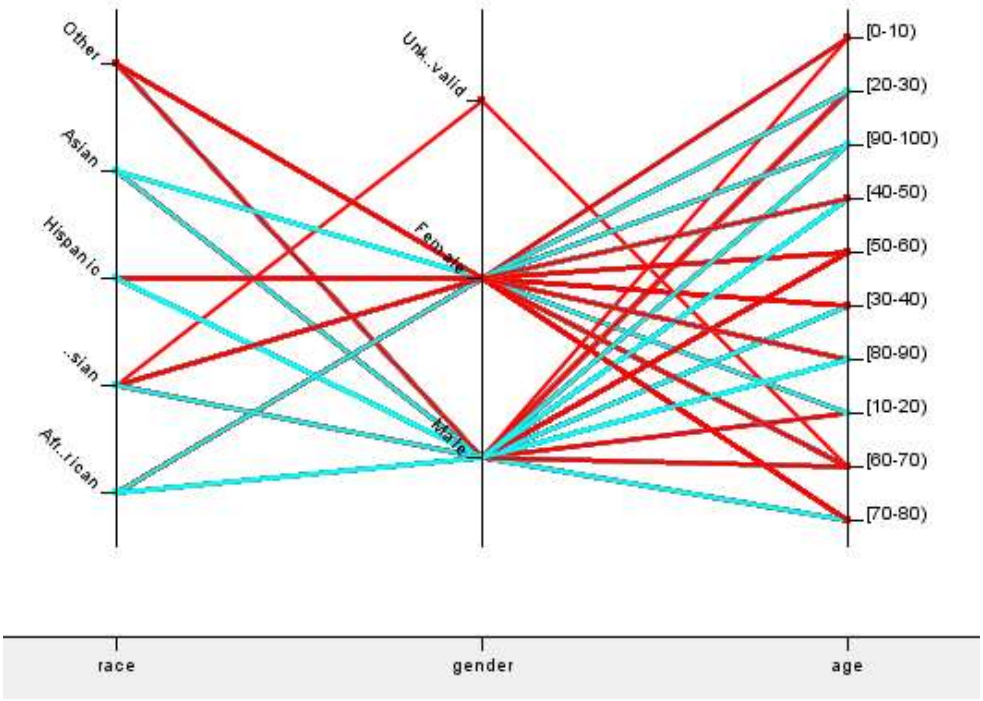
Además, es el modelo que mejor número de falsos positivos tiene, con un total de 665.

Por ende, se decidió indagar un poco más para comprobar si se cumplía algún patrón entre las personas readmitidas en el hospital por sexo, raza y edad. Se adjuntan las gráficas donde las líneas azules se corresponden a SÍ readmitido y las rojas a NO readmitido:

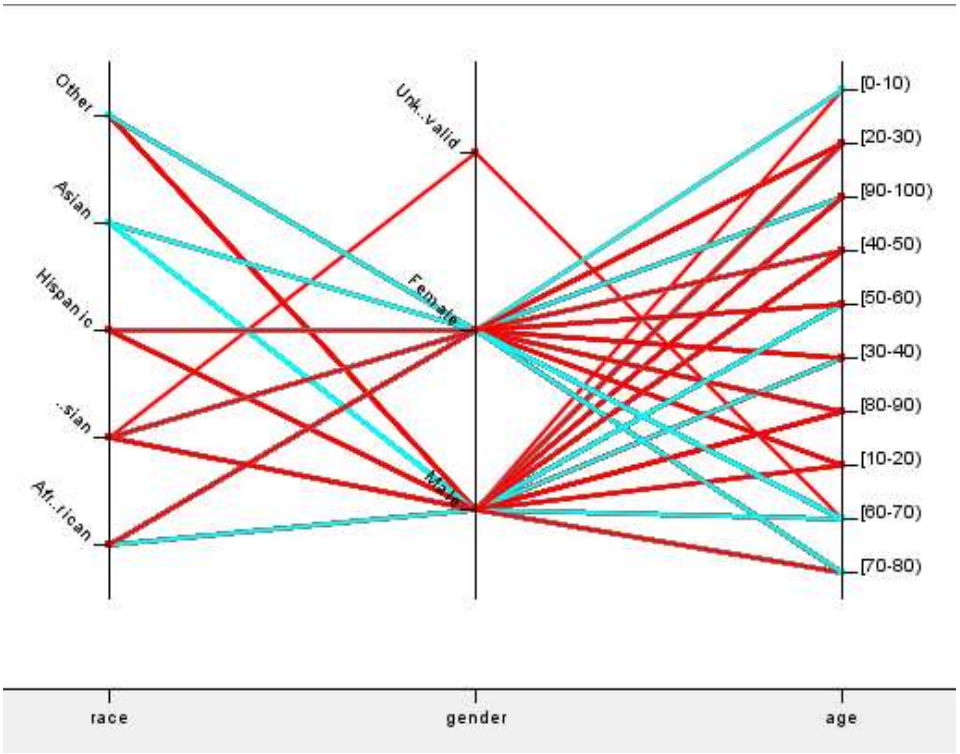
- **Clasificador Bayesiano**



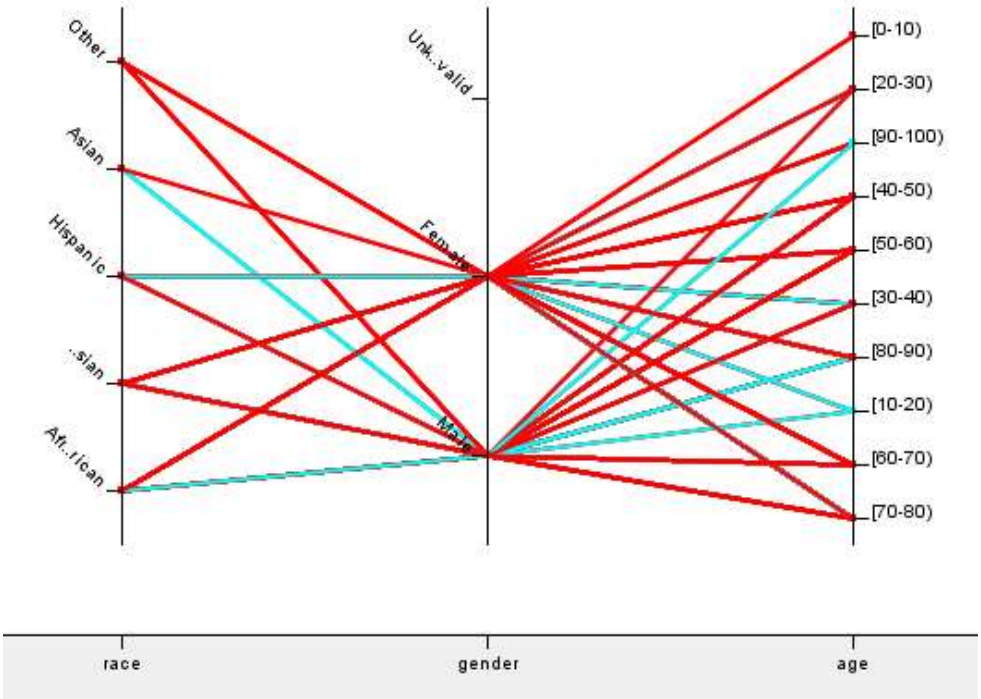
- **Árbol de decisión**:



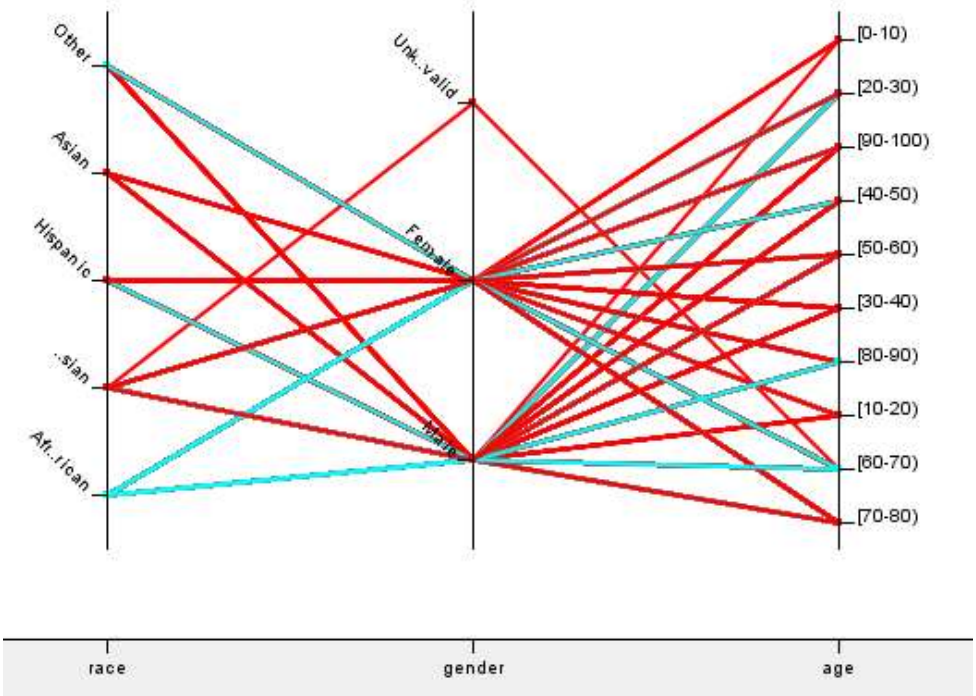
- **K-nearest neighbors (Vecinos más próximos):**



- **Red neuronal**



- **Random Forest**



De esta forma se observa que, según los distintos modelos empleados, los patrones que definen nuevos readmitidos son:

- **Clasificador Bayesiano**

GENDER	RACE	AGE
Female	African American, Other	[60, 70)
Male	Other	[10, 20) [20, 30) [40, 50) [70, 80)

- **Árbol de decisión**:

GENDER	RACE	AGE
Female	Asian, African American	[10, 20) [20, 30) [90, 100)
Male	Asian, Hispanic, Caucasian, African American	[30, 40) [40, 50) [70, 80) [80, 90) [90, 100)

- **K-nearest neighbors (Vecinos más próximos):**

GENDER	RACE	AGE
Female	Other, Asian	[0, 10) [60, 70) [70, 80) [90, 100)
Male	Asian, African American	[30, 40) [50, 60) [60, 70)

- **Red neuronal**

GENDER	RACE	AGE
Female	Hispanic	[10, 20) [30, 40)
Male	Asian, African American	[10, 20) [80, 90) [90, 100)

- **Random Forest**

GENDER	RACE	AGE
Female	Other, African American	[40, 50) [60, 70)
Male	Hispanic, African American	[20, 30) [60, 70) [80, 90)

De esta forma, se puede afirmar con casi total seguridad, que las personas con más riesgo de recaída son:

GENDER	RACE	AGE
Female	Other, Asian, African American	[60, 70)
Male	Asian, Hispanic, African American	[70, 80) [80, 90) [90, 100)