Preprocesamiento de Datos

Minería de Datos

José T. Palma

Departamento de Ingeniería de la Información y las Comunicaciones
Universidad de Murcia

2 de febrero de 2025

Contenidos de la presentación

Introducción

- El resultado de una técnica de Minería de Datos depende fuertemente de calidad y cantidad de los datos.
  - la aplicación de técnicas de minería de datos a datos de baja calidad generará conocimiento poco útil.
- Como ya sabemos los conjunto de datos están formados por objetos (ejemplos, instancias, tuplas,...).
  - pacientes, clientes, coches, estudiantes, ...
- Estos objetos se describen por medio de atributos (dimensiones, características, variables,..)
  - sexo, nombre, tipo, enfermedad, año de construccion,...
- Un atributo tienen asociado un tipo que define el dominio de los valores que pueden tomar.

Limpieza de Datos

- Los datos reales pueden contener gran cantidad de datos potencialmente incorrectos: fallos en los instrumentos de adquisición, error computacional o humano, error de transmisión, ...
- Por lo tanto, los errores pueden ser debidos a diferente causas:
  - **Datos incompletos**: pueden faltar algunos atributos de interés, o alguno valores de los mismos, ..
  - **Datos con ruido** o errores, outliers e incluso datos duplicados.
  - **Datos inconsistentes** en la forma de discrepancias en códigos y nombres, o en datos duplicados:
    - Edad="42" y Fecha de Nacimiento= "12/07/2015"
    - Algunos objetos se avalúan en la escala "1,2,3" y otros en la escala"A,B,C".
  - **Errores intencionados** como forma de encubrir la falta de algunos datos
    - Encontrarnos la misma fecha de nacimiento para todos las personas, o gran parte de ellas.

Datos ausentes: Problemas

- Los **datos ausentes** pueden introducir varios problemas:
  - Pérdida de eficacia: se extraen menos patrones y, además, las conclusiones pueden ser estadísticamente menos concluyentes.
  - Complicaciones a la hora de analizar los datos, ya que muchas técnicas no están preparadas para gestionarlos.
    - y si pueden gestionarlos, puede que ignoren todo el objeto o el atributo.
  - En el caso de que se requieran calcular valores agregados pueden impedir el cálculo.
  - Pueden producir sesgos en los modelos resultantes al aplicar los métodos a los datos ausentes o a los datos completos.

Datos ausentes: Detección

- Si los datos proceden de una base de datos, generalmente los datos ausentes están representados como nulos.
- Pero en la mayoría de los casos puede resultar difícil detectarlos, es el caso de los *nulos camuflados*:
  - Las restricciones de integridad del sistema no nos permiten la introducción de nulos en campos con formato: direcciones, teléfonos, códigos postales o número de tarjetas de crédito, segundo apellido en extranjeros.
- Para el tratamiento de estos datos hay que conocer su causa:
  - Algunos valores faltantes expresan situaciones relevantes. La falta del teléfono puede implicar que la persona no quiere ser molestada.
  - Algunos datos realmente no existen.
  - Datos incompletos después de una combinación.

Datos ausentes: Soluciones I

- No hacer nada. Algunos métodos son robustos ante este hecho (por ejemplo, árboles de decisión).
- Filtrar (eliminar) aquellos atributos con valores nulos.
  - Es una solución extrema.
  - Necesaria en el caso de un alto porcentaje de nulos.
  - En otros casos podemos encontrar otro atributo dependiente con una mayor calidad.
- Filtrar (eliminar) el objeto:
  - Se suele hacer cuando en un problema de clasificación cuando la clase está ausente.
  - No es efectivo cuando el porcentaje de ausentes varía mucho entre atributos.
  - puede introducir sesgos en los datos.

Datos ausentes: Soluciones II

- Reemplazar el hueco por un valor.
  - Manualmente si no hay muchos o por una constante global.
  - Por un valor que preserve la media o la varianza para datos numéricos o la moda para nominales.
  - **Imputación**:
    - Usar el valor medio, de todos los valores de los atributos o sólo de los que pertencen a la misma clase
    - Usar el valor más probable
    - predecir el valor mediante alguna técnica predictiva (regresión o clasificación) como knn, árboles, regresión,...
  - Mediante técnicas específicas. Por ejemplo, determinación del sexo a partir del nombre o el código postal a partir de la dirección.

Datos ausentes: Soluciones III

- Aunque la imputación es la técnica más frecuente, hay que ser consciente de que:
  - se está perdiendo información, no sabremos que el dato era ausente.
  - puede que el dato que estamos introduciendo sea erróneo.
- En algunos casos, se puede crear un atributo adicional booleano que indique que el dato era ausente.

Datos con Ruido I

- Entendemos por **Ruido** un error o varianza aleatoria en una medición de una variable.
- Existen varios métodos para suavizar los datos para eliminar el ruido.
  - **Discretización**. Este método permite suavizar un conjunto de valores ordenados consultando su vecindad.
    - Los valores ordenados se distribuyen en una serie de categorías con el mismo número de elementos (*equal frecuency)* o el mismo tamaño (*equal width)*.
    - Se sustituyen los valores de cada categoría un un valor: media (*smooth by means*), mediana (*smooth by median*) o el extremo más cercano (*smooth by bin boundaries*).

Datos con Ruido II

- **Regresión**. Se realiza un proceso de regresión para ajustar la función y sustituir los valores por los predichos por la función. Se pueden utilizar multitud de métodos diferentes.
- **Clustering**. El proceso de clustering o agrupamiento nos permite identificar los outliers.

Datos: Inconsistencias y Discrepancias

- Antes de proceder a resolver los problemas planteados por los datos ausentes y el ruido, se deben detectar las discrepancias en los datos.
- Las inconsistencias pueden ser debidas a:
  - Formularios de entrada de datos mal diseñados o errores en los dispositivos de entrada.
  - Error humano en la introducción de datos o errores deliberados.
  - Obsolescencia de los datos, o que los datos hayan sido recogidos para otros usos.
  - Uso inconsistente del formato de datos o de los códigos.

Datos: Detección de las Inconsistencias y Discrepancias

- Uso de metadatos: Dominio y tipo de los atributos, valores permitidos, longitudes permitidas, análisis de su distribución.
- Uso inconsistente de los formatos, por ejemplo, el uso de diferentes formatos para las fechas.
- En los casos que se pueda aplicar: la regla de la unicidad, la regla de la consecutividad y la regla de la nulidad.
- Para resolver este problema podemos utilizar dos tipos de herramientas:
  - Las herramientas de **depuración de datos** (data scrubbing) utilizan conocimiento del dominio para detectar y corregir errores.
  - Las herramientas de **auditoría de datos** se centran en encontrar discrepancias mediante un análisis que permita descubrir reglas y relaciones en los datos y detectar las violaciones a las mismas.

Datos: Variables con varianza cercana a cero I

- En muchas situaciones podemos tener variables que tiene un sólo valor (variables de varianza cero). En este caso hay modelos que no pueden tratar con este tipo de variables o muestran un comportamiento inestable.
- En otros casos pueden existir variables en las que un valor se presenta con una baja frecuencia, es decir, variables con varianza cercana a zero o muy desbalanceadas.
  - Estas variables se pueden convertir en variables con varianza cero cuando validamos por validación cruzada o bootstrap, afectando al resultado de la técnica elegida.
- Debido a esto, en muchos casos se suelen detectar y eliminar aquellas variables con varianza cercana a cero.

Datos: Variables con varianza cercana a cero II

- Para detectarlas se utilizan dos métricas de forma conjunta:
  - el ratio entre la frecuencia del valor más frecuente y la frecuencia del segundo valor más frecuente (ratio de frecuencia): 1 para variables balanceadas, grande para variables mal balanceadas.
  - el porcentaje de valores únicos sobre el total objetos, que se aproximará a cero a medida que la granulariadad de la variable aumenta.
- Si el ratio de frecuencia supera un límite establecido y el porcentaje de valores único cae por debajo de un límite establecido, podemos considerar la variable como una variable con varianza cercana a cero.

Transformaciones de datos I

- Las técnicas de transformación nos permiten preparar los datos de forma apropiada para poder aplicar las distintas técnicas de minería de datos.
- Básicamente la mayor parte de las técnicas de transformación de datos es aplicación sobreyectiva, es decir, a cada valor original le hace corresponder un valor transformado, pero varios valores originales pueden estar asociados a un mismo valor transformado.

Transformaciones de datos II

- Entre las técnicas de transformación de datos tenemos:
  - **Suavizado**: para eliminar el ruido tal y como acabamos de ver.
  - **Agregación**: cuando queremos resumir o agregar datos. Por ejemplo, acumular las ventas mensuales en las anuales. Este tipo de transformación se suele realizar en la construcción de los cubos de datos.
  - **Generalizacion:** de datos de bajo nivel o primitivos a datos de nivel mas alto. Para ello es necesario la existencia de jerarquías conceptuales que definan el nivel de abstracción de los conceptos.
  - **Creacción de atributos** a partir de lo ya existentes (algunas técnicas las veremos en el siguiente capíutlo).
  - **Normalización** que permite escalar los datos a un determinado rango, por ejemplo, $[0, 1]$ o $[-1, 1]$.

Transformaciones de datos: Normalización I

- La idea básica consiste en escalar los valores de una variable a un rango determinado.
- Existen técnicas de minería de datos que requieren que los datos estén normalizados (máquinas de soporte de vectores o técnicas de agrupamiento) o qué mejoran su rendimiento si previamente se normalizan los datos (redes neuronales).
- En las técnicas basadas en el concepto de distancia, la normalización evita que los variables con rangos mayores predominen sobre las de rangos menores.
- Existen numerosos métodos de normalización de los que destacamos: *normalización min-max*, *normalización por transformada z* y *normalización por escalado decimal*

Transformaciones de datos: Normalización II

- **Normalización Min-max.** Se realiza una transformación lineal sobre los datos originales.
  - Supongamos que tenemos una variable A cuyo rango es $[min_A, max_A]$.
  - Esta trasformación nos va a permitir transformar los valores v de la variable A en unos nuevos valores v' en el rango $[min'_A, max'_B]$, mediante la transformación:

$$v' = \frac{v - min_A}{max_A - min_A}(max'_A - min'_A) + min'_A$$

  Esta transformación mantiene las relación entre los datos originales.

Transformaciones de datos: Normalización III

- **Nomarlización por transformada z (z-score)**. En este caso, los valores de un variable A son normalizados en función de la su media $\overline{A}$ y su desviación típica, σ_A:

$$v' = \frac{v - \overline{A}}{\sigma_A}$$

  - Este método se suele utilizar cuando los rangos de las variables son desconocidos, o existen valores anormales que dominan en la normalización min-max.
  - Es un centrado y un escalado:
    - media 0
    - desviación típica 1

Transformaciones de datos: Normalización IV

- Esto permite obtener:
  - datos independientes de la unidad o de la escala
  - variables con la misma varianza y media
- Es un cambio de unidad y no tiene efecto a la hora de comparar variables
- Las relaciones de correlación se mantienen.

Transformaciones de datos: Ejemplo de escalado I

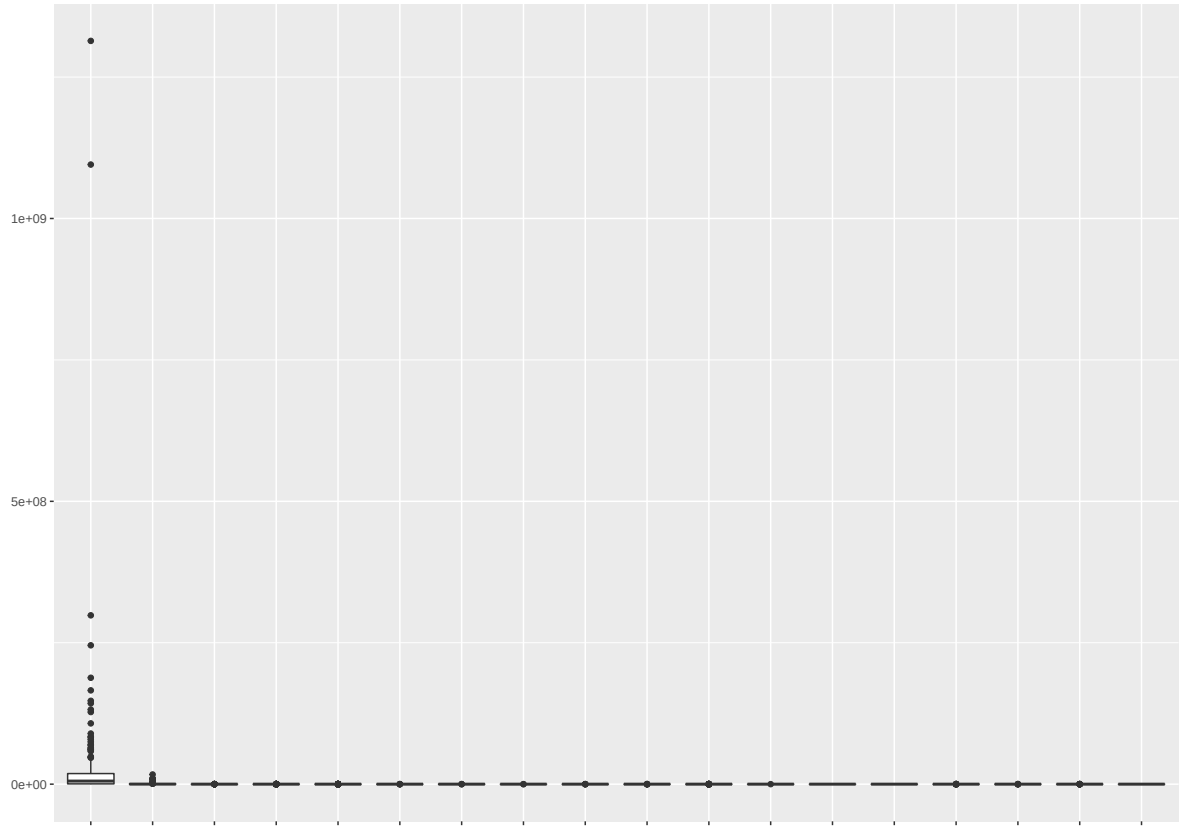


Figura: Datos no escalados

Transformaciones de datos: Ejemplo de escalado I

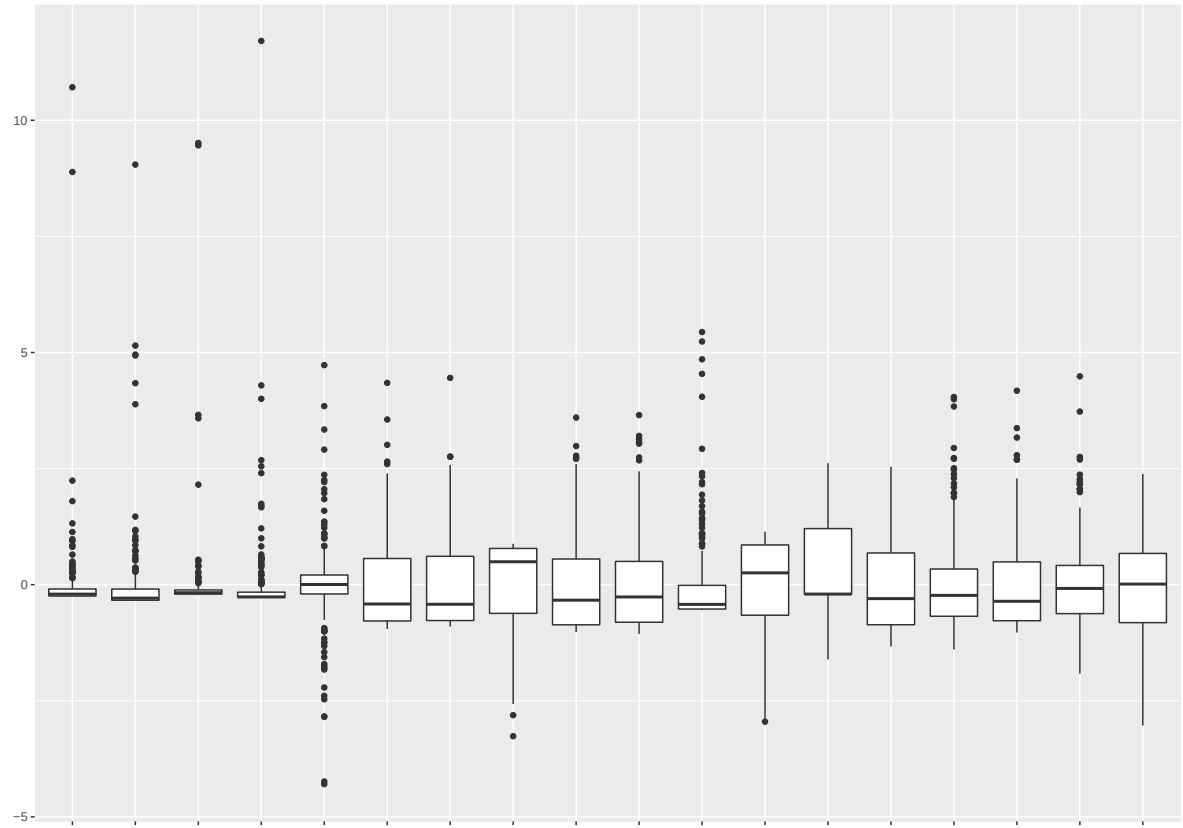


Figura: Datos Escalados

Transformaciones de datos: Normalización V I

- **Normalización por escalado decimal**. Este tipo de normalización se basa en el desplazamiento del punto decimal de los valores del atributo.
  - El número de posiciones que se desplaza el punto decimal depende del valor absoluto máximo de la variable A.
  - El cálculo de los nuevos valores se realiza de la siguiente fórmula:

$$v' = \frac{v}{10^j}$$

  - donde j es el entero más pequeño que hace que máx $|v'| < 1$

Transformaciones de datos: Discretización I

- La discretización (cuantización o "binning") es la conversión de un valor numérico en un valor nominal ordenado (que representa un intervalo o "bin").
  - Por ejemplo, convertir una nota en la escala [0,10] en una serie de valores ordenados [suspenso, aprobado, notable, sobresaliente, matrícula de honor].
- ¿Por qué discretizar?
  - Algunas técnicas de minería de datos sólo aceptan atributos discretos.
  - Cuando existen ciertos umbrales significativos.
  - La integración de escales diferentes.
  - Cuando la interpretación de la escala no sea lineal.

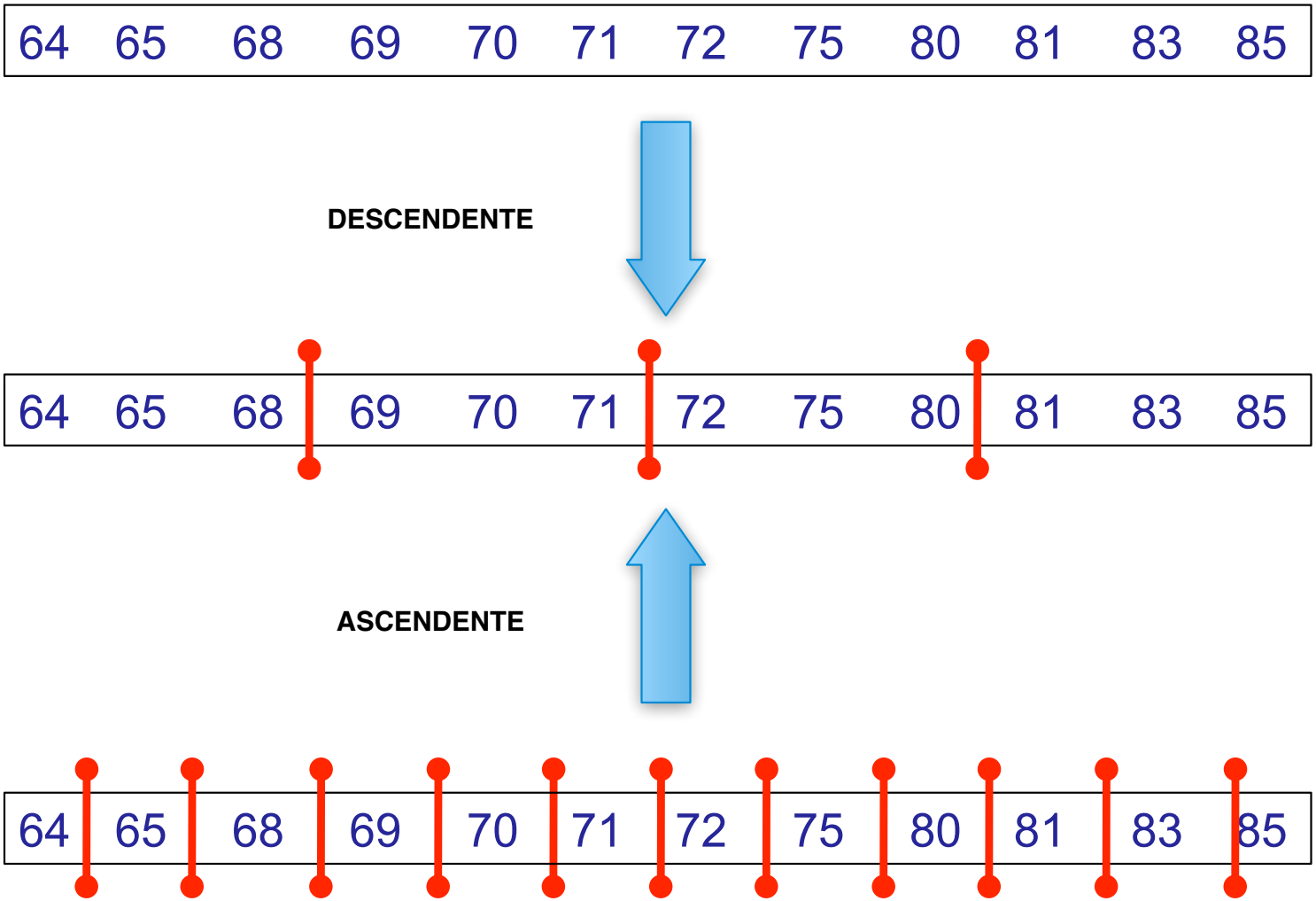
Transformaciones de datos: Discretización I

- Tipos de discretización:
  - **Supervisada** o **no supervisada.**
    - Si la técnica de clasificación utiliza la información sobre la clase estaremos en un caso de **discretización supervisada**.
    - Al utilizar la información la distribución de clases, este tipo de discretización puede facilitar las tareas de clasificación.
    - En otro caso, hablaremos de **discretización no supervisada**.
  - **Local** o **global**.
    - Los métodos **globales** aplican los mismos puntos de corte a todos las instancias.
    - Los métodos **locales** utilizan diferentes puntos de corte a diferentes conjunto de instancias.

Transformaciones de datos: Discretización II

- **Ascendente (bottom-up)** o **descendente (top-down)**.
  - **Top-down (splitting)**. Se comienza seleccionando uno o más puntos para dividir el rango del atributo. Se va repitiendo el proceso con cada nuevo intervalo hasta que no se pueda dividir más.
  - **Bottom-up (merging)**. Se van fusionando puntos cercanos entre sí para formar intervalos y repetir el proceso con los nuevos intervalos.

Transformaciones de datos: Discretización III



Transformaciones de datos: Discretización IV

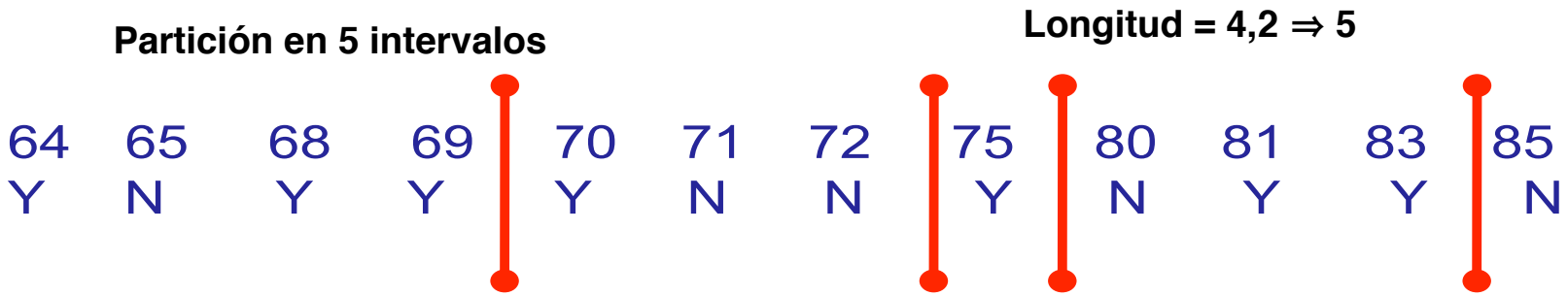
Técnicas más comunes. Entre las técnicas más utilizadas vamos a analizar:

- **Binning** (descendente, no supervisada). Que ya hemos introducido al hablar del suavizado.
- **Análisis del histograma** (descendente, no supervisada).
- **Discretización Basada en la Entropía** (descendente supervisada).
- **Fusión de intervalos mediante análisis** χ^2 (ascendente, supervisado).
- **Análisis de cluster** (ascendente o descendente, no supervisado).

Discretización: Binning I

- **Binning con intervalos de la misma longitud (equal-width)**. Se divide el rango de valores en intervalos de la misma longitud.
  - Para determinar la longitud de los intervalos $w = (V_{max} - V_{min})/N$.
  - donde N es el número de intervalos y V_{max} y V_{min} el valor máximo y mínimo que toma el atributo y los límites de los intervalos: $V_{min} + w, V_{min} + 2w, ..., V_{min} + (N-1)w$
  - Puede verse alterada por la presencia de outliers y datos sesgados.

Discretización: Binning II



$$\text{bin}_1 = [64-, 69]$$
$$\text{bin}_2 = (69, 75]$$
$$\text{bin}_3 = (75, 80]$$
$$\text{bin}_4 = (80, 85]$$
$$\text{bin}_5 = (85, 90+]$$

Discretización: Binning III

- **Binning por intervalos de la misma amplitud (equal-depth, frecuency)**. Se divide el rango de valores en intervalos que contengan aproximadamente el mismo número de elementos.
  - Para saber cuántos elementos debe tener cada intervalo, se divide el número total de instancias por el número de intervalos.
  - Para determinar cuáles son los valores en los que realizar la partición, se suele utilizar el punto medio entre los dos extremos de los intervalos.
  - En el caso de que valores repetidos caigan en intervalos distintos habrá que tomar la decisión de a qué intervalo se asignan dichos valores, permitiendo que existan intervalos con un número de valores alejados de la media.

Discretización: Binning IV

Partición en 5 intervalos **Número de elementos = 2,4 ⇒ 2**

Discretización: Basada en histograma I

- Un **Histograma**, para un atributo concreto, nos muestra la frecuencia de cada uno de los posibles valores del atributo.
- De esta forma, un histograma agrupa en un mismo balde (bucket) pares valores-frecuencia.
- Podemos discretizar el rango de valores de un atributo agrupando baldes:
  - **Intervalos de la misma longitud** (equal-width).
  - **Intervalos de la misma frecuencia** (equal-depth).
  - **Varianza óptima**. Se consideran todas las posiblidades de agrupación de baldes y se selecciona la de menor varianza. En el cálculo de la varianza los baldes están ponderados por la frecuencia del mismo.

Discretización: Basada en histograma II

- **Máxima diferencia**. Los límites de los baldes (intervalos) se establece entre los valores consecutivos con la $\beta - 1$ mayores distancias, siendo β el número de intervalos deseados.

- Las particiones basadas en la varianza y la diferencia suelen ser las más precisas y prácticas.
- Los histogramas también son muy efectivos tanto para datos densos como dispersos.
- También son efectivos tanto para datos uniforme como altamente sesgados.

Discretización: Basada en histograma III

- Existen muchos criterios, entre los que podemos destacar:
  - **Raiz Cuadrada:**

$$n\_intervalos = \sqrt{n} \; ; \; ancho = \frac{\text{máx}(x) - \text{mín}(x)}{\sqrt{n}}$$

  - **Sturges:**

$$n\_intervalos = \lceil 1 + \log_2 n \rceil \; ; \; ancho = \frac{\text{máx}(x) - \text{mín}(x)}{\lceil 1 + \log_2 n \rceil}$$

  - **Rice:**

$$n\_intervalos = \lceil 2\sqrt[3]{n} \rceil \; ; \; ancho = \frac{\text{máx}(x) - \text{mín}(x)}{\lceil 2\sqrt[3]{n} \rceil}$$

Discretización: Basada en histograma IV

- **Scott:**

$$n\_intervalos = \frac{\text{máx}(x) - \text{mín}(x)}{\frac{3{,}5\sigma}{\sqrt[3]{n}}} \; ; \; ancho = \frac{3{,}5\sigma}{\sqrt[3]{n}}$$

- **Freedman-Diaconis:**

$$n\_intervalos = \frac{\text{máx}(x) - \text{mín}(x)}{\frac{2 \cdot IQR(x)}{\sqrt[3]{n}}} \; ; \; ancho = \frac{2 \cdot IQR(x)}{\sqrt[3]{n}}$$

Discretización: Basada en la entropía I

- Como ya hemos mencionado es una técnica descendente y supervisada, que utiliza el concepto de ganancia de información.
- Utiliza la entropía de la variable objetivo para determinar los puntos de corte.
- La técnica es muy parecida a la utilizada en la generación de árboles de decisión (ID3, C4.5).

Discretización: Basada en la entropía II

- **Proceso de discretización basado en la entropía:**
  1. **Cálculo de la Entropía:**Se calcula la entropía inicial del atributo respecto a la clase

$$H(S) = -\sum p_i \log_2 p_i$$

     done p_i es la proporción de valores del atributo que pertecen a la clase i.
  2. **Selección de Puntos de Corte:** Se prueban diferentes puntos de corte dentro del atributo continuo.
     - Se divide el conjunto de datos en dos subconjuntos: S_{izq} y S_{der}.

Discretización: Basada en la entropía III

3. **Cálculo de la Ganancia de Información**: Se calcula la ganancia de información para cada punto de corte:

$$IG(T) = H(S) - \left(\frac{|S_{izq}|}{|S|} H(S_{izq}) + \frac{|S_{der}|}{|S|} H(S_{der}) \right)$$

4. Se elige el punto que maximiza la ganancia de información.
5. **División Recursiva**: Se repite el proceso hasta cumplir un criterio de parada:
   - La ganancia de información es menor que un umbral.
   - Se alcanza un número mínimo de instancias por intervalo.

Discretización: Basada en la entropía IV

Ejemplo: Ejemplo Ilustrativo

Temperatura (°C)	**Salir a correr**
10	No
15	Sí
18	No
20	Sí
22	No
25	Sí

- Entropía inicial: $H(S) = 1$.

Discretización: Basada en la entropía V

Evaluación de Puntos de Corte

Punto de Corte	Entropía	Ganancia de Información
12.5	0.918	0.082
16.5	0.722	0.278
19	0.650	0.350
21	0.722	0.278
23.5	0.811	0.189

- Se elige el mejor punto de corte: 19°C.

Discretización: Basada en la entropía VI

Datos Discretizados

Intervalo de Temperatura	**Salir a correr**
$\leq 19C$	Sí: 1 No:2
$> 19C$	Sí:2 No:1

- El proceso continuaría de forma recursiva, aplicando el mismo proceso a cada uno de los intervalos.

Discretización: Fusión basada en el test χ^2 I

- Como ya hemos mencionado es una técnica ascendente y supervisada.
- La idea básica consiste en ir fusionando intervalos adyacentes que presenten una distribución de clases parecida.
- Preserva la relación entre la característica y la variable objetivo.

Discretización: Fusión basada en el test χ^2 II

- **Proceso de Discretización χ^2**
  1. **Inicialización**: Ordenar los valores de la característica continua.
  2. **Binning inicial**: Cada valor único es un bin separado.
  3. **Cálculo χ^2**: Calcular el estadístico χ^2 para cada par de bins adyacentes.
  4. **Fusión de bins**: Fusionar el par de bins adyacentes con el menor estadísticoχ^2.
  5. **Condición de parada**: Repetir hasta cumplir la condición de parada (número de intervalos, umbral χ^2, etc.).
  6. **Bins finales**: Los bins que mejor preservan la relación con la variable objetivo.

Discretización: Fusión basada en el test χ^2 III

- **Ejemplo:** consideremos un ejemplo con una característica continua y una variable objetivo binaria.

Característica (X)	**Clase (Y)**
1.2	0
1.4	0
1.6	1
1.8	1
2.0	0
2.2	1
2.4	1
2.6	0
2.8	1
3.0	1

Cuadro: Datos de ejemplo

Discretización: Fusión basada en el test χ^2 IV

- **Paso 1: Binning inicial**: Cada valor único es un intervalo.

Bin	Rango	nº de elementos por clase (0, 1)
1	[1.2, 1.2]	(1, 0)
2	[1.4, 1.4]	(1, 0)
3	[1.6, 1.6]	(0, 1)
4	[1.8, 1.8]	(0, 1)
5	[2.0, 2.0]	(1, 0)
6	[2.2, 2.2]	(0, 1)
7	[2.4, 2.4]	(0, 1)
8	[2.6, 2.6]	(1, 0)
9	[2.8, 2.8]	(0, 1)
10	[3.0, 3.0]	(0, 1)

Cuadro: Binning inicial: Cada valor es un intervalo cerrado.

Discretización: Fusión basada en el test χ^2 V

- **Paso 2: Cálculo** χ^2 Calcular el estadístico para cada par de bins adyacentes.

Par de Bins	**Bin 1 (0, 1)**	**Bin 2 (0, 1)**	χ^2
1 y 2	(1, 0)	(1, 0)	0.0
2 y 3	(1, 0)	(0, 1)	2.0
3 y 4	(0, 1)	(0, 1)	0.0
4 y 5	(0, 1)	(1, 0)	2.0
5 y 6	(1, 0)	(0, 1)	2.0
6 y 7	(0, 1)	(0, 1)	0.0
7 y 8	(0, 1)	(1, 0)	2.0
8 y 9	(1, 0)	(0, 1)	2.0
9 y 10	(0, 1)	(0, 1)	0.0

Cuadro: Valores de Chi-Cuadrado para pares de bins adyacentes.

Discretización: Fusión basada en el test χ^2 VI

- **Fusión de bins**: Fusionar los intervalos con el menor Chi-Cuadrado.

Bin	Rango	Conteo Objetivo (0, 1)
1	[1.2, 1.4]	(2, 0)
2	[1.6, 1.6]	(0, 1)
3	[1.8, 1.8]	(0, 1)
4	[2.0, 2.0]	(1, 0)
5	[2.2, 2.2]	(0, 1)
6	[2.4, 2.4]	(0, 1)
7	[2.6, 2.6]	(1, 0)
8	[2.8, 2.8]	(0, 1)
9	[3.0, 3.0]	(0, 1)

Cuadro: Bins después de la primera fusión.

Discretización: Analisis de clusters

- Podemos utilizar un algoritmo de clustering para discretizar un atributo númerico.
- Sólo haría falta asociar una categoría a cada grupo o cluster.
- Pueden generar discretizaciones de alta calidad:
  - tienen en cuenta la distribución del atributo a discretizar, y
  - la distancia entre los datos.
- Técnicas de clustering jerárquico nos permiten obtener una jerarquía conceptual.

De variables categóricas a numéricas

- **Variable categórica:** Variable cuyo dominio lo forman un número finito etiquetas/categorías.
  - **Nominales**: etiquetas/categorías no relacionadas
  - **Ordinales**: etiquetas/categorías ordenadas.
- Existen técnicas que pueden manipular datos categóricos y otras que sólo admiten variables numéricas
- **Técnicas**:
  - Codificación ordinal
  - Codificaicón One-Hot
  - Codificación por variables dummy

Codificación ordinal

- Se aplica a las variables categóricas ordinales.
- La idea es mantener el orden de las categorías asignando un número entero a cada categoría.
- Por ejemplo, las calificaciones $\{A, B, C, D, E.F\}$ se podrían codificar como $\{5, 4, 3, 2, 1, 0\}$
- !! Cuidado con hacer esta transformación en la variable a predecir !!
  - Podemos estar prediciendo valores entre las categorías, p.e. 4.5, que puede no tener sentido
  - En la mayoría de los casos la variable a predecir se puede (y debe) mantener como categórica.

Codificación One-Hot

- Se aplica a las variables categóricas nominales.
  - No existe una relación entre las categorías.
  - La anterior codificación no tiene sentido aplicarla porque estaríamos imponiendo el orden.
- Procedimiento:
  - Se crea una nueva variable binaria para cada categoría.
  - Cada nueva variable tomará el valor 1 si está presenta la categoría, 0 en caso contrario

Codificación One-Hot: Ejemplo

- Nacionalidad $=\{Alemana, Francesa, Italiana, Portuguesa\}$

id	Nacionalidad
i_1	Alemana
i_2	Portuguesa
i_3	Italiana
i_4	Francesa

id	Nac_Ale.	Nac_Fra.	Nac_Ita	Nac_Por.
i_1	1	0	0	0
i_2	0	0	0	1
i_3	0	0	1	0
i_4	0	1	0	0

- ¿Qué problema plantea esta codificación?

Codificación por variables *dummy*

- La codificación One-Hot tiene el problema de introducir información redundante
  - Conocer el valor asignado a tres categorías permite inferir el valor asociado a la otra categoría
  - Esto introduce un problema de multicolinearidad[1]
  - Problemático en redes neuronales o técnicas de regresión sin regularización.
- Solución:
  - Para N categorías se crean $N - 1$ variables
  - La categoría excluida se codifica mediante un 0 en el resto de variables creadas.
- Este tipo de codificación es el ideal para el caso de dos categorías

[1] Ver a partir de la 82 del libro An Introduction to Statistical Learning para ver las implicaciones de las variables *dummy* en una regresión lineal.

Codificación por variables *dummy* : Ejemplo

- Nacionalidad $=\{Alemana, Francesa, Italiana, Portuguesa\}$

id	Nacionalidad
i_1	Alemana
i_2	Portuguesa
i_3	Italiana
i_4	Francesa

id	Nac_Fra.	Nac_Ita	Nac_Por.
i_1	0	0	0
i_2	0	0	1
i_3	0	1	0
i_4	1	0	0

Datos desbalanceados

- Las frecuencas relativas de las clases en un problema de clasificación tiene un impacto importante el la eficacia del modelo.
- **Datos desbalanceados**: Cuando una o más clases presentan proporciones muy bajas respecto a las otras clases en el conjunto de entrenamiento.
- Ejemplo:
  - Supongamos que tenemos un conjunto de datos agrupados en dos clases: un 94 % A y un 6 %B.
  - Utilizando estos datos obtenemos un modelo con una precisión del 95 %.
  - ¿Es bueno el modelo?
    - Paradoja de la exactitud (Accuracy Paradox)

Datos desbalanceados

- En muchos casos los clasificadores están diseñados para optimizar la precisión general sin considerar la distribución relativa de cada clase.
    - Afecta negativamente tanto proceso de entrenamiento como a la estimación de la eficacia de los modelos.
- ¿Qué se puede hacer?
    - Utilizar técnicas de muestreo para mitigar el desbalanceo de clases.
    - Utilizar otras medidas de rendimiento a la hora de evaluar los modelos.
    - Utilizar modelos que permitan mitigar esta problemática

Datos desbalanceados: Técnicas de muestreo I

- Técnicas básicas:
  - **Downsampling (o subsampling):** Seleccionar aleatoriamente un subconjunto de todas las clases para que sus frecuencias se ajusten a la de la clase minoritaria
  - **Upsampling (o over-sampling):** Realizar un muestreo aleatorio con reemplazo para que sus frecuencias se adapten a las de la clase mayoritaria.

Datos desbalanceados: Técnicas de muestreo II

- Otras técnicas:
  - **SMOTE** (Synthetic Minority over-sampling Téchnique). Es una técnicas de over-sampling.
    - Utiliza información de los vecinos más cercanos para generar nuevas muestras de la clase minoritaria.
    - De esta forma se consigue que las fronteras de la clase no se distorsione.
    - Existen muchas variantes de esta técnica.

Datos desbalanceados: Técnicas de muestreo III

- **ROSE** (Random Over-Sampling Examples). Técnica que genera nuevas muestras en la vecindad de las existentes para equilibrar la frecuencia de clases.
  - Problemas de clasificación binaria.
  - Se generan ejemplos de ambas clases en la proximidad de las muestras ya existentes de acuerdo con una distribución de probabilidad centrada en la muestra y con una matriz de covarianza concreta.
  - Se puede combinar con técnicas de sampling para evaluar modelos de aprendizaje.

Datos desbalanceados: Medidas de rendimiento I

- El error de clasifciación y la exactitud (accuracy) no son métricas apropiadas cuando tenemos clases desbalanceadas.
- Utilizar otras medidas de eficacia considerando la clase mayoritaría como la negativa
  - **Matriz de confusión**
  - **Precisión o valor predictivo positivo**, $VP/(VP + FP)$, $\rightarrow$ la exactitud en la predicción de la clase minoritaria
  - **Recall o sensibilidad**, $VP/(VP + FN)$, la capacidad del modelo para predecir la clase minoritara.
  - **F1 Score:** media ponderada de la precisión y el recall
  - **Área bajo la curva ROC** que mide la capacidad del modelo de diferenciar las observaciones entre clases.

Datos desbalanceados: Medidas de rendimiento II

- Combinaciones con Recall y precisión
  - Recall alto y precisión alta: La clase es detectada perfectamente por el modelo.
  - Recall bajo y precisión alta: el modelo no puede detectar la clase pero cuando lo hace es muy fiable.
  - Recall alto y precisión baja: la clase es detectada aceptablemente por el modelo pero también incluye muestras de otras clases.
  - Recall bajo y precisión baja: el modelo no puede detecatar la clase.

Datos desbalanceados: Modelos I

- Algoritmos optimizados para tratar con clases desbalanceadas
  - Tienen en cuenta la distribución de clases en la construcción del modelo
  - SVM:
    - Dan buenos resultados para problemas desbalanceados.
    - Existen variaciones adaptadas: z-SVM y GSVM-RU
  - kNN: kENN, CCNND

Datos desbalanceados: Modelos II

- Aprendizaje sensitivo al costo:
  - Cambiar el coste de los errores.
  - Se puede dar mayor importancia a los falsos positivos de la clase mayoritaría, o a los verdaderos positivos de la clase minoritaria.
  - Problemas
    - El problema es que los la matriz de costes no se conocen apriori y puede ser difícil definirla.
    - Puede causar sobreajuste de los modelos.
    - Hay estudios que indican que estas técnicas son igual de eficientes que las técnicas de muestreo.

Datos desbalanceados: Modelos III

- Métodos ensembles:
  - Conseguimos reducir la varianza en la clasificación.
  - Existen métodos adaptados para clases desbalanceadas:
    - SMOTEBoost, RUSBoot, DataBoostIM, cost-sensitive boosting, SMOTEBagging.
- One-Class learning
  - También conocidos como métodos basados en reconocimiento.
  - El modelo es entrado para representar adecuadamente la clase minoritaria.
  - Muchas técnicas no están preparadas para ser entrenadas con una sola clase
  - One Class SVM, Isolation Forest, Minimum Covariance Determinant,..

Conclusiones

- En este capítulo hemos analizado la importancia del procesamiento de datos previo a la aplicación de cualquier técnica de minería de datos.
  - Bien debido a unos datos de baja calidad.
  - o bien debido a que la técnica utilizada lo requiere.
- Las técnicas de limpieza de datos nos permiten tratar con datos ausentes, con ruido e inconsistentes.
- Las técnicas de transformación de datos nos permiten transformar los datos de entrada para realizar cambios de escala o discretizar variables continuas.
- Algunas estrategias para tratar con datos desbalanceados.

Referencias


Jiawei Han, Micheline Kamber, and Jian Pei.
Data mining: concepts and techniques: concepts and techniques.
Elsevier, 2011.


José Hernández Orallo, Ma José Ramírez Quintana, and César Ferri Ramírez.
Introducción a la Minería de Datos.
Pearson Prentice Hall, 2004.


Basilio Sierra Araujo.
Aprendizaje automático: conceptos básicos y avanzados: aspectos prácticos utilizando el software Weka.
Pearson Prentice Hall Madrid, 2006.