

# UN NUEVO ENFOQUE PARA EL DESCUBRIMIENTO DE CONOCIMIENTO EN EL CONTEXTO DE USABILIDAD WEB

Betty Chávez\*, Silvia Schiaffino\*\*, Alfredo Teyseyre\*\*, Elías Portilla\*, Orlando Erazo\*<sup>1</sup>

\* Universidad Técnica Estatal de Quevedo, Av. Quito Km 1.5 vía a Santo Domingo, Quevedo 120501, Ecuador

\*\* Consejo Nacional de Investigaciones Científicas y Técnicas (CONICET), Instituto de Sistemas de Tandil (ISISTAN), Facultad de Ciencias Exactas, Universidad Nacional del Centro de la Provincia de Buenos Aires, Argentina

**ABSTRACT:** Usability plays a key role in increasing user satisfaction and provides numerous benefits to websites. Successful and easy-to-use sites are the result of a user-centered design process with a strong emphasis on usability assessment, a task that can be lengthy and costly. To deal with this situation, we present the development of an evaluation process with a heuristic approach based on the usability components defined by J. Nielsen (Learning, Efficiency, Memorization, Error Prevention and Satisfaction), to which we apply knowledge discovery techniques to determine the relationships between different heuristics and components, in order to discover patterns in usability problems. Five studies were performed to find different types of relationships using data mining techniques, obtaining several patterns that designers or developers could use to prioritize their efforts in improving websites, either in user interface designs or in features they offer.

**KEYWORDS:** Discovery of knowledge, heuristic evaluation, data mining, web usability.

**MSC:** 90C59

**RESUMEN:** La usabilidad juega un papel clave en el aumento de la satisfacción del usuario y proporciona numerosos beneficios a los sitios web. Los sitios exitosos y fáciles de usar son el resultado de un proceso de diseño centrado en el usuario con un fuerte énfasis en la evaluación de la usabilidad, una tarea que puede ser larga y costosa. Para afrontar esta situación, se presenta el desarrollo de un proceso de evaluación con enfoque heurístico basado en los componentes de usabilidad definidos por J. Nielsen (Aprendizaje, Eficiencia, Memorización, Prevención de Errores y Satisfacción), al que se aplican técnicas de descubrimiento de conocimiento para determinar las relaciones entre diferentes heurísticas y componentes, con el fin de encontrar patrones en problemas de usabilidad. Se realizaron cinco estudios para encontrar diferentes tipos de relaciones utilizando técnicas de minería de datos, obteniendo varios patrones que los diseñadores o desarrolladores podrían utilizar para priorizar sus esfuerzos en la mejora de los sitios web, ya sea en los diseños de interfaz de usuario o en las características que ofrecen.

**PALABRAS CLAVE:** Descubrimiento de conocimiento, evaluación heurística, minería de datos, usabilidad web.

## 1. INTRODUCCIÓN

Los recursos disponibles en Internet son cada vez más abundantes y diversos. Hoy en día la web no se trata de sólo una red de difusión de información, sino de un conjunto de herramientas fundamentales en todos los campos (Cruz Zapata, et al., 2015) (científico, educativo, empresarial, económico, entre otros). Las organizaciones aprovechan el alcance de la web para ofrecer sus servicios a los usuarios, mediante sitios web acordes a las actividades que la empresa necesita promover. Se invierten grandes cantidades de dinero para evaluar las aplicaciones web y sitios web con la intención de determinar la satisfacción del usuario al “visitar” virtualmente la empresa.

La usabilidad es considerada como uno de los criterios más relevantes de calidad que debe cumplir toda aplicación informática. Se encuentra vinculada con varias líneas de investigación, pero principalmente se la ubica entre los esfuerzos para lograr una mejor interacción humano-computador. Para verificar este cumplimiento se realizan varias propuestas de pruebas, las cuales Battleson et al. (2001) clasifican en tres categorías: investigación, inspección y pruebas de usabilidad formal. Las pruebas de investigación obtienen información de los usuarios e incluyen el uso de grupos focales, entrevistas, cuestionarios y encuestas. Las pruebas de inspección incluyen “*heurísticas de evaluación*”, comparando listas de chequeos de heurísticas o principios de diseño (Dickstein y Mills, 2000) y realizando recorridos cognitivos (Nielsen y Mack, 1994).

Desde otro punto de vista, existe una cantidad considerable de literatura sobre la automatización de la

<sup>1</sup> Autor de correspondencia (oerazo@uteq.edu.ec)

evaluación de la usabilidad, una tendencia emergente que busca optimizar este proceso de evaluación manual mediante el uso de herramientas capaces de hacerlo automáticamente (Marenkov, et al., 2018). (Dadashnia, et al., 2020) es un ejemplo de este tipo de propuestas, aunque este trabajo está enfocado al análisis automatizado de sistemas de información en general, y en particular a aplicaciones móviles. Por otro lado, Ivory y Hearst (2001) exponen una amplia revisión de métodos de evaluación de usabilidad, organizados de acuerdo con una taxonomía que hace hincapié en el papel de la automatización. Sin embargo, existen pocos trabajos que reportan la aplicación de técnicas de minería de datos a un conjunto de datos que contiene informes de evaluación de usabilidad de diferentes sitios web. Sikorski (2000) propuso un enfoque basado en la técnica AHP (Analytic Hierarchy Process) para apoyar la toma de decisiones centrada en el usuario y la evaluación de la usabilidad del producto. En (Gonzales, et al., 2008) se explora un enfoque basado en reglas de asociación y árboles de decisión, que aprovecha la retroalimentación de los administradores de sitios web, para ayudar en el diagnóstico de usabilidad de sitios de un contexto específico. En un trabajo más reciente, los autores evaluaron la usabilidad de los sitios web de varias universidades de un país empleando un modelo basado en siete criterios de usabilidad (Adepoju, et al., 2020). Otros métodos también han sido propuestos de manera adicional a este tipo de opciones, como los mencionados en (Adepoju, et al., 2020).

Aunque en la actualidad existan diversas alternativas para evaluar la usabilidad web, ya sea de forma cuantitativa o cualitativa, con una perspectiva analítica o empírica, en este artículo se propone hacerlo desde un modelo heurístico. Este enfoque es diferente al de otros trabajos realizados que se han concentrado en parámetros diferentes, sin llegar a sugerir aquellos aspectos que se deben considerar en el momento del diseño o rediseño de un sitio o aplicación web.

El punto de partida de esta propuesta son los componentes de usabilidad definidos por Nielsen (Aprendizaje, Eficiencia, Memorización, Prevención de Errores y Satisfacción) (Nielsen, 1993), al cual se le aplican técnicas de descubrimiento de conocimiento para determinar las relaciones entre las diferentes heurísticas y componentes, a fin de descubrir patrones en los problemas de usabilidad. Por ello, el objetivo principal de esta investigación es utilizar este conocimiento para sugerir qué componentes de usabilidad del sitio web deben ser mejorados para aumentar el nivel general de usabilidad del sitio. Así, los patrones y las relaciones encontradas pueden ser útiles para los diseñadores de sitios web, al señalar qué aspectos deben priorizar para mejorar la usabilidad del sitio.

En la siguiente sección se introducen los principales conceptos sobre usabilidad junto con la revisión de las técnicas de minería de datos utilizadas. Después, en la sección 3 se presenta el enfoque propuesto donde se detalla el esquema y estructura de la investigación, para luego mostrar en la sección 4 los resultados obtenidos de la evaluación empírica. Estos resultados se complementan con la descripción de la aplicación informática que se diseñó como herramienta de experimentación y verificación (sección 5). El artículo concluye con la sección 6 en la que se presentan las conclusiones alcanzadas y se plantean algunos trabajos futuros.

## 2. ANTECEDENTES TEÓRICOS

Teniendo en cuenta que en esta investigación se propone un instrumento de evaluación que permita conocer el grado de usabilidad de sitios web mediante los componentes descritos por Jacob Nielsen (1993), en esta sección se abordan algunos conceptos fundamentales. Además, se realiza la revisión de las técnicas de minería de datos que se aplicaron para encontrar patrones entre atributos y componentes de usabilidad.

### 2.1. Usabilidad web

Al diseñar un sistema interactivo en general, o un sitio web en particular, se toman en consideración varios atributos que permitan a los usuarios de ese producto alcanzar sus objetivos específicos. Aunque entre ellos están la eficiencia, la efectividad y la satisfacción (Preece, 1993), este trabajo se concentra únicamente en la usabilidad.

Según Nielsen (2001), la usabilidad es un atributo de calidad que indica lo fácil de usar que pueden ser las interfaces de usuario. La usabilidad tiene cinco componentes a través de los cuales puede ser medida, los cuales se describen brevemente a continuación.

- **Aprendizaje:** Indica que los sistemas deben ser fáciles de aprender desde la primera experiencia que tenga un usuario, sea novato o experimentado. Tomando en consideración que el usuario no dedica tiempo para aprender a usar una interfaz completamente después de iniciarla, el sistema debe ser lo suficientemente fácil de aprender de forma que el usuario pueda realizar rápidamente una tarea específica. Dicho de otro modo, las interfaces de los sistemas deben estar diseñadas para ser auto explicativas.

- **Eficiencia:** El uso del sistema debe ser eficiente; es decir, el sistema debe estar diseñado no sólo para un usuario experimentado, sino para cualquier tipo de usuario. La eficiencia del sistema se puede relacionar con el tiempo que le toma a un usuario realizar una tarea específica y por ende con su productividad.
- **Memorización:** El sistema debe ser fácil de recordar de modo que el usuario que utilice el sistema sea capaz de volver a hacerlo después de algún período de tiempo sin tener que aprender su manejo nuevamente.
- **Prevención de errores:** El sistema debería tener un control muy alto de errores, previniendo las equivocaciones de los usuarios; debe tener mensajes explicativos de forma que si ellos cometen errores puedan fácilmente saber qué hacer. Se debe reducir en lo posible los errores accidentales, por ejemplo, mediante la visualización de cuadros de diálogo o mensajes de advertencia que permitan confirmar o cancelar acciones.
- **Satisfacción:** El sistema debe ser agradable para usar de modo que los usuarios estén subjetivamente satisfechos cuando lo estén utilizando.

## 2.2. Técnicas de minería de datos

Aunque las técnicas de minería de datos existentes son diversas, a continuación se resumen las aplicadas en este trabajo junto con el uso correspondiente.

### 2.3.1. Reglas de Asociación

Las reglas de asociación (Han y Kamber, 2001) (Agrawal, et al., 1993) implican una relación de asociación entre un conjunto de elementos en un dominio dado. La minería de reglas de asociación se expresa comúnmente de la siguiente manera: Sea  $I$  un conjunto de elementos y  $D$  un conjunto de transacciones o una base de datos, cada una de las cuales consiste a su vez de un subconjunto  $X$  de elementos o registros existentes en  $I$ . En una regla de asociación existe una implicación de la forma  $X \rightarrow Y$ , si  $X \subset I$ ,  $Y \subset I$  y  $X \cap Y = \emptyset$ .

Las reglas tienen *soporte* y *confianza*. El *soporte* de una regla está dado por el porcentaje de transacciones (o registros) en  $D$  que contienen  $X \cup Y$ . El *soporte* puede también ser la *frecuencia* o cantidad de transacciones que contienen el elemento o la combinación de elementos. La *confianza* es la fracción de transacciones en  $D$  que contienen  $X$  y que también contienen  $Y$ .

Dado un conjunto de transacciones almacenadas en una base de datos, el algoritmo de reglas de asociación crea puntuaciones que representan el *soporte* y la *confianza* verificando que cumplan con valores establecidos mediante parámetros. Para el *soporte* se pueden proporcionar los parámetros *minsup* (soporte mínimo) y *maxsup* (soporte máximo), mientras que la confianza o probabilidad mínima de que se cumpla una regla se puede manejar mediante el parámetro *minconf*. De forma predeterminada, el *soporte* se representa como la cantidad de transacciones que contienen determinados elementos, aunque también se puede expresar como el porcentaje de transacciones en el conjunto de datos, escribiendo en los parámetros de soporte números decimales inferiores a 1, por ejemplo 0.04 que significa 4%.

En este trabajo se empleó la herramienta Microsoft Analysis Services y el algoritmo Apriori para descubrir reglas de asociación usando un valor de *minconf* = 0.66 (66%) y un valor de *minsup* = 0.03 (3%). Debido a que el algoritmo Apriori devolvía muchas reglas que podrían ser irrelevantes para este trabajo se realizó el filtrado de reglas mediante plantillas o restricciones (Liu, et al., 1999). De esta manera se seleccionaron únicamente aquellas reglas que son relevantes para lograr un alto nivel de usabilidad en un sitio web.

Además, se utilizó un subconjunto de las reglas de poda propuestas en (Liu, et al., 1999) para eliminar reglas redundantes. Básicamente, estas reglas de poda establecen que dadas las reglas  $A, B \rightarrow C$  y  $A \rightarrow C$ , la primera regla es redundante porque da poca información adicional, y por ende puede ser eliminada si las dos reglas tienen valores de confianza similares. De forma análoga, dadas las reglas  $A \rightarrow B$  y  $A \rightarrow B, C$ , la primera regla es redundante ya que el segundo consecuente es más específico. Por lo tanto, la regla redundante se puede eliminar siempre que ambas reglas tengan valores de confianza similares.

### 2.3.2. Árboles de Decisión

Un árbol de decisión es una estructura similar a un diagrama de flujo en el que un nodo interno representa una prueba en un atributo, cada rama representa un resultado de la prueba y cada nodo hoja representa una etiqueta de clase, que es la decisión tomada después de calcular todos los atributos. Una ruta de la raíz a una hoja representa una regla de clasificación. En nuestro trabajo, la etiqueta corresponde a la evaluación de usabilidad de un sitio web dada por un experto y los nodos internos representan los

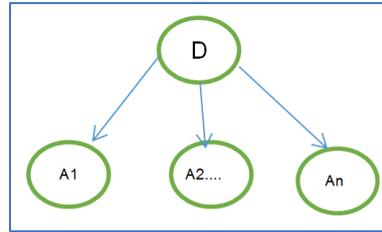
diferentes componentes de usabilidad y características evaluadas. El algoritmo clásico para generar árboles de decisión, y utilizado en este trabajo, es ID3 (Quinlan, 1993).

### 2.3.3. Clasificador Bayesiano

Un clasificador bayesiano categoriza a una instancia descrita por una serie de características o atributos con una etiqueta “clase” en una o diferentes clases predefinidas. El clasificador bayesiano calcula la probabilidad de un evento por el producto de las probabilidades condicionales individuales de cada nodo, dado un nodo clase. Para ello asume que los atributos son condicionalmente independientes entre sí (Han y Kamber, 2001), de tal manera que no existen arcos entre ellos, como se visualiza en la figura 1. El sustento para la definición de estos clasificadores es el teorema de Bayes (Hernández, et al., 2005), representado en la ecuación 1.

$$P(h | O) = \frac{P(O|h) \cdot P(h)}{P(O)} \quad (1)$$

Donde aparecen la probabilidad *a priori* de la hipótesis (h) y de las observaciones (O), y las probabilidades condicionadas P(h|O) (probabilidad de que ocurra h, dado O) y P(O|h) (probabilidad de que ocurra O, dado h). A esta *verosimilitud*. La probabilidad tras conocer cierta información Si la clasificación tuviera un variable C y un conjunto de {A<sub>1</sub>, A<sub>2</sub>, ..., A<sub>n</sub>}, la expresión



última se la conoce como la *a posteriori* es la que se obtiene sobre h. único nodo padre, con una variables predictoras o atributos anterior se transformaría a:

Figura 1. Clasificador Bayesiano Simple

$$P(c | A1, A2, \dots, An) = \frac{P(A1, A2, \dots, An|c) \cdot P(c)}{P(A1, A2, \dots, An)} \quad (2)$$

Si ahora se toma en cuenta que C tiene un conjunto de valores {c<sub>1</sub>, c<sub>2</sub>, ..., c<sub>n</sub>}, lo que interesa es determinar el más plausible o relevante; es decir, aquel con la máxima probabilidad *a posteriori*, conocido como la hipótesis máxima a posteriori o hipótesis MAP.

$$c_{MAP} = \arg_{c \in \Omega_c} \max \frac{P(A1, A2, \dots, An|c) \cdot P(c)}{P(A1, A2, \dots, An)} \quad (3)$$

Donde  $\Omega_c$  representa el conjunto de valores que puede tomar la variable C. Debido a que el divisor sería el mismo para todas las categorías se puede suprimir, quedando:

$$c_{MAP} = \arg_{c \in \Omega_c} \max P(A1, A2, \dots, An|c) \cdot P(c) \quad (4)$$

Donde los parámetros para estimar  $c_{MAP}$  son P(A<sub>i</sub> | c) para cada atributo y la probabilidad a priori de la clase es P(c). En base al atributo A<sub>i</sub> se puede realizar cálculos dependiendo de si éste es discreto o continuo.

Para este trabajo se aplican los atributos discretos, donde la frecuencia de estimación se basa en frecuencias de aparición en la base de datos. Si se define a n(x<sub>i</sub>, Pa(x<sub>i</sub>)) al número de registros de la base de datos en la que la variable X<sub>i</sub> toma el valor x<sub>i</sub> y a los padres de X<sub>i</sub> se los denomina Pa(x<sub>i</sub>), se puede calcular:

$$P(x_i | Pa(x_i)) = \frac{n(x_i | Pa(x_i))}{n(Pa(x_i))} \quad (5)$$

Es decir, el número de casos favorables dividido para el número de casos totales. A esto se conoce como *estimación por máxima verosimilitud*, la cual tiene dificultades porque requiere de una muestra de gran tamaño y además sobreajusta los datos. Por esto se definieron otros estimadores más complejos como el basado en la ley de sucesión de Laplace (Witten y Eibe, 2005), que se calcula con el número de casos favorables más uno dividido para el número de casos totales más el número de casos posibles, según la fórmula siguiente:

$$P(x_i | Pa(x_i)) = \frac{n(x_i | Pa(x_i)) + 1}{n(Pa(x_i)) + \Omega_{x_i}} \quad (6)$$

### 2.3.4. Redes Neuronales

Las redes neuronales son un método de aprendizaje que busca emular el sistema nervioso, de forma que son capaces de reproducir algunas de las principales tareas que desarrolla el cerebro humano

(Krishnasamy, et al., 2016). Entre los procedimientos que se intenta emular con las redes neuronales artificiales (RNA) está el procesamiento de información neuronal biológico humano que es robusto, tolerante a fallos, flexible y capaz de trabajar con información incompleta (Albarran, 2009) . Una RNA está formada por unidades de procesamiento que reciben el nombre de neuronas o nodos. Estos nodos están organizados en grupos que se llaman capas. Existen tres tipos de capas:

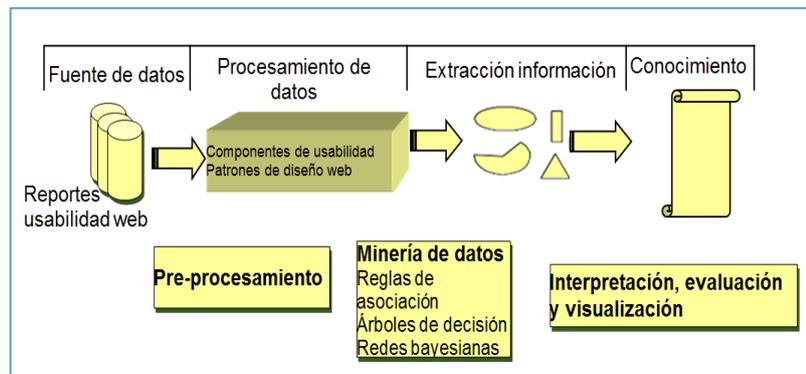
- **Capa de entrada:** Mediante esta capa se introducen los datos a la red. Los nodos de esta capa reciben la información del exterior.
- **Capa oculta:** Conocida también como capa intermedia. Se encarga de procesar la información. Los nodos de esta capa no tienen conexión con el exterior.
- **Capa de salida:** Transfiere al exterior la respuesta de la red.

Las redes neuronales se clasifican comúnmente en términos de sus correspondientes algoritmos o métodos de entrenamiento. Uno de estos métodos es el aprendizaje supervisado perceptrón multicapa, que de hecho es empleado en este trabajo. En este algoritmo, los patrones de aprendizaje son un conjunto de entradas  $\{a^p_i, i=1, \dots, n\}$  y sus correspondientes salidas  $\{b^p_k, k=1, \dots, m\}$  que se basan en minimizar la función de error mediante un método de descenso de gradiente, a partir de la elección de valores aleatorios para los pesos.

### 3. ENFOQUE PROPUESTO

Coincidimos con Sikorski (2000) en que la evaluación heurística es una de las formas más recomendables de obtener información acerca de la usabilidad de un sitio. De igual manera se tomaron en cuenta las sugerencias descritas en (Paz, et al., 2013) y (Paz, et al., 2015), donde se señala que las heurísticas de Nielsen son percibidas como claras y útiles por los evaluadores de usabilidad y ayudan a detectar un alto porcentaje de errores en este sentido. Tomando como base tales puntualizaciones, se elaboró una propuesta de evaluación basada en los cinco componentes de usabilidad definidos por Nielsen. Esta propuesta fue ampliada asociando a cada componente seis preguntas que permitirían evaluar el respectivo componente, resultando un cuestionario de evaluación coherente y cohesionado de 30 preguntas (presentado más adelante).

Muchos de los trabajos revisados se concentran en evaluar la usabilidad considerando sólo el diseño de las interfaces. Sin embargo, este trabajo se orienta a medir la usabilidad de un sitio considerando tanto el diseño de las interfaces como la funcionalidad del sitio web. Los trabajos relacionados reflejan en su mayoría recomendaciones de usabilidad a sitios web de contextos específicos. Este trabajo tiene un alcance más amplio debido



**Figura 2.** Esquema del proceso de descubrimiento del conocimiento en el contexto de usabilidad web

a que se enfoca en localizar problemas de usabilidad en sitios web de cualquier contexto.

Una primera aproximación a la actual propuesta se realizó en un estudio previo, pero los autores abordaron únicamente dos técnicas de minería de datos (reglas de asociación y árboles de decisión) y con limitaciones del conjunto de datos (Chávez, et al., 2014). No obstante, los resultados obtenidos en aquel estudio dieron una pauta de que el uso de la minería es una técnica viable para descubrir relaciones a partir de datos de informes de evaluación de diferentes sitios web.

La propuesta contempla la aplicación de métodos de minería de datos que permiten obtener: (a) patrones entre heurísticas (preguntas del cuestionario), (b) patrones entre componentes y (c) patrones entre componentes y heurísticas. Con la identificación de estos patrones los diseñadores de sitios o aplicaciones web podrán priorizar sus esfuerzos, enfatizando que al mejorar la usabilidad en determinados componentes se mejoran consecuentemente los otros. Por lo tanto, el fin de este trabajo es obtener patrones que permitan localizar las falencias de usabilidad de los sitios y enfocarse en las zonas donde están los problemas, para luego establecer pautas que permitirán a los diseñadores o inspectores de usabilidad tomar las medidas correctivas.

El enfoque propuesto, ilustrado en la figura 2 (basada en (Chávez, et al., 2014)), toma los reportes de

usabilidad web que poseen las diferentes características de uso de cada sitio. Estos reportes son las respuestas a las heurísticas proporcionadas por expertos en usabilidad. El segundo paso es el pre-procesamiento, donde los informes de usabilidad web son normalizados para cumplir con las normas de los modelos de minería de datos en Analysis Services (Albarran, 2009). Luego se inicia el proceso de búsqueda de conocimiento, el cual podría iterar con pasos anteriores, por ejemplo, con la selección de otros parámetros de las técnicas de extracción de datos o alguna otra tarea de pre-procesamiento. A continuación se efectúa el procesamiento, que consiste en aplicar las técnicas de minería descritas previamente (sección 2). El siguiente paso es la extracción de la información, en el que los patrones y las relaciones encontradas se filtran, ordenan, visualizan e interpretan. Finalmente, el conocimiento descubierto puede mostrarse a diseñadores de sitios/aplicaciones web.

#### 4. EVALUACIÓN EXPERIMENTAL

En esta sección se expone los detalles de los estudios realizados, tomando como datos las respuestas de las heurísticas proporcionadas por expertos en usabilidad. Se analizaron 40 sitios web que fueron evaluados por estudiantes de posgrado en Ciencias de la Computación, supervisados por docentes de la cátedra de Diseño de Interacción Centrado en el Usuario en la Universidad Nacional del Centro de la Provincia de Buenos Aires, Tandil – Argentina; es decir, todos los estudiantes tenían conocimiento de la evaluación heurística. En cada estudio se aplicaron las técnicas de minería seleccionadas según se describió en la sección 2. Con base en los resultados de la matriz de clasificación o confusión se determinó el mejor algoritmo de predicción para seleccionar los criterios de evaluación del sitio, así como la relación entre heurísticas (preguntas) y componentes.

##### 4.1. Descripción del conjunto de datos

**Tabla 1.** Lista de heurísticas de usabilidad

Cód.	Heurísticas de usabilidad
P1	¿La terminología y convenciones (como los colores de los links, colores y tipos de fuentes, iconos, colores de fondo, títulos de páginas, navegación del sitio, navegación de páginas, política de privacidad) son aproximadamente consistentes con el diseño de estándares generales?
P2	¿Se encuentran en el mismo lugar las instrucciones del menú, los formatos de navegación y los mensajes entre las diferentes páginas?
P3	¿Los formatos de los datos están claramente indicados por el dato de entrada (ejemplo fechas) y el dato de salida (ejemplo unidades de medida)?
P4	¿La página de inicio se diferencia de las páginas secundarias?
P5	¿El sitio provee una retroalimentación inmediata al usuario indicándole la posición actual en toda la ruta de la tarea?
P6	¿Existe un mapa del sitio que proporcione una descripción general del contenido del sitio?
P7	¿El sitio permite que el usuario ingrese la información una sola vez?
P8	¿Las páginas se cargan rápido?
P9	¿Los mensajes publicitarios se distinguen del área de navegación de las páginas?
P10	¿El título de la página de inicio provee buena visibilidad para poder ser localizada por motores de búsqueda?
P11	¿Cada página del sitio comparte un layout consistente?
P12	¿La mayoría de las páginas utilizan poco scrolling y clic?
P13	¿Los íconos son visual y conceptualmente distintos pero mantienen una armonía?
P14	¿Las etiquetas significativas, los colores usados en los fondos y el apropiado uso de bordes y espacios en blanco facilitan a los usuarios identificar un conjunto de ítems?
P15	¿La página de inicio tiene una dirección URL fácil de recordar?
P16	¿Los títulos y subtítulos son cortos, fáciles, sencillos y descriptivos?
P17	¿Permite el sitio deshacer/cancelar y rehacer acciones?
P18	¿Las palabras, frases y conceptos utilizados son familiares para cualquier usuario convencional?
P19	¿El sitio carece de páginas huérfanas o link rotos?
P20	¿La información que contiene el sitio es actualizada y fidedigna?
P21	¿Es notoria la distinción de los campos “requeridos” y “opcionales” en una página?
P22	¿El sitio está libre de errores tipográficos y de errores ortográficos?
P23	¿El sitio previene al usuario de cometer errores?
P24	¿Los mensajes de error son escritos en lenguaje sencillo con suficiente explicación del problema?
P25	¿El tamaño del cuadro de texto es suficientemente grande para manejar la longitud de las consultas más comunes?
P26	¿El sitio es agradable a la vista del usuario?
P27	¿El sitio hace que la experiencia del usuario sea más fácil y rápida que si no se tuviera la aplicación?
P28	¿El diseño de la página de inicio alienta a los usuarios a explorar más del sitio?
P29	¿El sitio es fácil de navegar para usuarios con muy poca experiencia en la Web?
P30	¿El sitio permite que el usuario evite recordar información de un lugar a otro?

El conjunto de datos está constituido por 45 encuestas (sobre 40 sitios) con las heurísticas ilustradas en la tabla 1. Las heurísticas están planteadas

**Tabla 2.** Heurísticas por componente

Componente	Heurística
Aprendizaje	P1, P4, P6, P9, P17, P29
Eficiencia	P5, P7, P8, P10, P11, P12
Errores	P19, P20, P21, P22, P23, P24
Memorización	P2, P14, P15, P16, P18, P30
Satisfacción	P3, P13, P25, P26, P27, P28

en forma de preguntas y las posibles respuestas a estas preguntas fueron SI (cumple), P (cumple parcialmente) y NO (no cumple). Cada uno de los cinco componentes de usabilidad de Nielsen fue evaluado por seis de tales heurísticas (tabla 2). Los resultados de evaluar los componentes se utilizaron luego para evaluar la usabilidad del sitio. Algunos ejemplos de las características de los componentes de aprendizaje son: visibilidad del estado del sistema, consistencia con los estándares y retroalimentación del usuario. Ejemplos de características consideradas para satisfacción son: facilidad de navegación, diseño agradable, entre otros.

#### 4.2. Estudios realizados

Para encontrar conocimiento útil de los datos obtenidos de las evaluaciones se organizaron y ejecutaron cinco estudios que se describen a continuación.

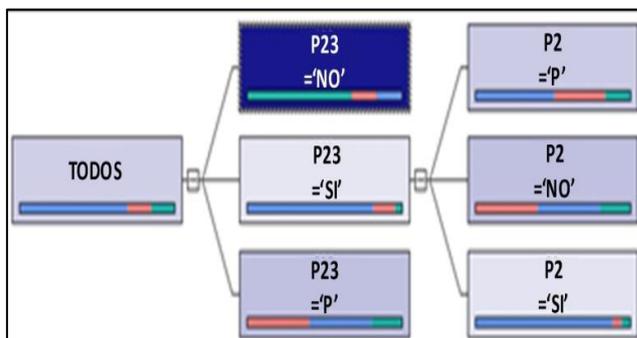
- Estudio 1: Análisis de las heurísticas más influyentes en la usabilidad final del sitio web.
- Estudio 2: Análisis de las heurísticas más influyentes en la usabilidad de un componente.
- Estudio 3: Análisis de los componentes más influyentes en la usabilidad de un sitio.
- Estudio 4: Análisis de las relaciones entre cada una de las heurísticas.
- Estudio 5: Análisis de las relaciones entre cada uno de los componentes.

En cada estudio se aplicaron las técnicas de minería de datos seleccionadas (reglas de asociación, redes bayesianas, redes neuronales y árboles de decisión) y se eligió la más apropiada, según los resultados de la matriz de clasificación.

(i) **Estudio 1: Análisis de heurísticas más influyentes en la usabilidad del sitio web:** El objetivo de este estudio fue determinar la usabilidad global del sitio web, tomando las respuestas a las heurísticas como campo de entrada y la valoración global del sitio como campo de predicción en los diferentes modelos de minería seleccionados. Para lograrlo se determinó el mejor algoritmo de predicción basado en la matriz de clasificación mostrada en la tabla 3.

**Tabla 3.** Matriz de clasificación -estudio 1

Nombre del modelo	Árbol decisión	Clasificador bayesiano	Red neuronal
Total de correctas	72.73 %	54.55 %	63.64 %
Total de incorrectas	27.27 %	45.45 %	36.36 %



**Figura 3.** Árbol de decisión - estudio 1

De acuerdo a los resultados obtenidos, el algoritmo más apropiado es el de árboles de decisión por su menor error. Este algoritmo mostró que las heurísticas P23 y P2 son las más relevantes en la evaluación global del sitio web. La figura 3 muestra el árbol de decisión generado con los datos indicados. P23 evalúa si “el sitio previene al usuario de cometer errores”, mientras que P2 determina si “se encuentran en el mismo lugar las instrucciones del menú, los formatos de navegación y los mensajes entre las diferentes páginas”. Analizando el árbol se

puede estructurar diferentes reglas de clasificación. Por ejemplo, es posible determinar que si P23 tiene como respuesta NO, lo más probable es que la usabilidad del sitio sea baja. Otra regla es que si P23 tiene

como respuesta SI, entonces es necesario evaluar P2. Si la heurística P2 tiene como respuestas “NO” o “P” (PARCIAL), entonces es menor la probabilidad de que el sitio tenga una baja usabilidad. La herramienta visualiza con colores oscuros las tendencias hacia probabilidades altas y con colores claros las tendencias hacia probabilidades bajas.

(ii) **Estudio 2: Análisis de heurísticas influyentes en la usabilidad de cada componente:** En segundo lugar se evaluó la usabilidad del sitio web en cada uno de los cinco componentes mediante las técnicas de minería de datos (reglas de asociación, redes bayesianas, redes neuronales y árboles de decisión) aplicadas a cada uno de ellos. La matriz de clasificación (tabla 4) se aplicó en la evaluación de cada componente, obteniéndose que el modelo de redes neuronales es el de mejor predicción para el componente memorización y árbol de decisión es el de mejor predicción para los componentes aprendizaje, eficiencia, errores y satisfacción.

**Tabla 4.** Matriz de clasificación -estudio 2

Componentes	Aprendizaje	Eficiencia	Errores	Memorización	Satisfacción
Algoritmo	Árbol decisión	Árbol decisión	Árbol decisión	Red Neuronal	Árbol decisión
Total correctas	54.55%	63.64%	81.82%	72.73%	63.64%
Total incorrectas	45.45%	36.36%	18.18%	27.27%	36.36%

Con estos resultados se obtuvieron las heurísticas de mayor incidencia para cada componente, las cuales se visualizan en la tabla 5.

**Tabla 5.** Heurísticas que miden a cada componente-estudio 2

Heurísticas	Componente
P23, P2, P22, P19	Aprendizaje
P23, P22, P12	Eficiencia
P23	Errores
P10, P11, P14, P18, P28, P19, P22, P16, P15, P13, P30, P20	Memorización
P9, P1, P26	Satisfacción

(iii) **Estudio 3: Análisis de los componentes en la usabilidad del sitio web:** Este estudio permitió determinar la valoración de usabilidad global del sitio web tomando las valoraciones de los componentes como campo de entrada para la predicción. La matriz de clasificación, presentada en la tabla 6, mostró que el mejor algoritmo de predicción para este estudio es el de redes neuronales, destacando que los niveles de usabilidad de los componentes errores, memorización y satisfacción inciden en los componentes aprendizaje y eficiencia.

**Tabla 6.** Matriz de clasificación - estudio 3

Nombre del modelo	Árbol de decisión	Naive Bayes	Red neuronal
Total de correctas	54.55 %	45.45 %	72.73 %
Total de incorrectas	45.45 %	54.55 %	27.27 %

(iv) **Estudio 4: Análisis de las relaciones entre heurísticas:** Mediante este estudio se analizó la relación entre heurísticas aplicando la técnica de minería de reglas de asociación. En la tabla 7 se muestran las reglas de asociación obtenidas con una confianza mayor al 75% y un soporte mínimo del 3%. En la regla 1 se observa que si el sitio contiene errores tipográficos u ortográficos es probable que los formatos de los datos de entrada/salida (ejemplo fechas, unidades de medida, etc.) no estén bien definidos. La regla 2 se puede interpretar de la siguiente forma: si el sitio permite al usuario ingresar información redundante, es probable que no sea clara la distinción de los campos “requeridos” y “opcionales”.

**Tabla 7.** Reglas de asociación - estudio 4

Nº	Regla
1	P22 = NO -> P3 = NO
2	P7 = NO -> P21 = NO
3	P7 = NO -> P19 = NO

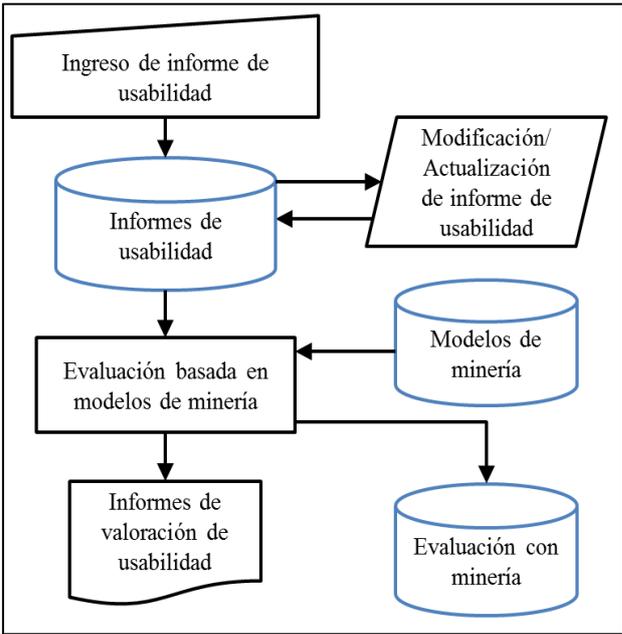
4	P9 = NO -> P7 = NO
---	--------------------

(v) **Estudio 5: Determinación de las relaciones entre componentes:** Este último estudio tuvo como objetivo determinar la relación entre cada uno de los componentes mediante la técnica reglas de asociación. Se tomaron como datos base los resultados del estudio 2, en el que se determinaron las heurísticas más influyentes para cada componente de usabilidad, sobre lo cual se puede determinar el nivel de usabilidad de cada componente. Como criterio de selección se buscó las reglas con una confianza mayor al 60% y un soporte mínimo del 3%. Las reglas elegidas se presentan en la tabla 8. Dentro de las relaciones más relevantes entre componentes de usabilidad se obtuvo que el componente memorización está relacionado en forma bidireccional con el componente satisfacción y que eficiencia tiene un vínculo relevante con aprendizaje.

**Tabla 8.** Reglas de asociación - estudio 5

Nº	Regla
1	MEMORIZACION = BAJO -> SATISFACCION = BAJO
2	SATISFACCION = BAJO -> MEMORIZACION = BAJO
3	APRENDIZAJE = BAJO -> EFICIENCIA = BAJO
4	EFICIENCIA = BAJO -> MEMORIZACION = BAJO
5	EFICIENCIA = BAJO -> ERRORES = BAJO
6	EFICIENCIA = BAJO -> SATISFACCION = BAJO

**5. HERRAMIENTA DE EVALUACIÓN DE SITIOS WEB**



Con el fin de verificar si los resultados obtenidos permitían generar recomendaciones, se desarrolló una aplicación web que utiliza los patrones encontrados para generar informes de evaluación de usabilidad. La aplicación se denomina USABKDD (como acrónimo de descubrimiento del conocimiento en usabilidad) y su arquitectura se muestra en la figura 4.

USABKDD tiene una interfaz que permite el ingreso de las encuestas basadas en las heurísticas de la tabla 1. Después de esto se puede acceder al procesamiento de datos y visualizar los resultados. El procesamiento de los datos se fundamenta en los descubrimientos realizados en esta investigación mediante los cinco casos de estudio. El resultado de la aplicación de los modelos de minería de datos se presenta mediante matrices que estiman los niveles de usabilidad del sitio con los valores alto, parcial o bajo, junto con la probabilidad de ocurrencia de cada valor, según se

**Figura 4.** Arquitectura de la aplicación desarrollada, USABKDD

muestra .

Memorización			Satisfacción			Errores		
Valoración	Probabilidad	Cod_sitio	Valoración	Probabilidad	Cod_sitio	Valoración	Probabilidad	Cod_sitio
ALTO	45,71%	1003	ALTO	84,62%	1003	ALTO	90,48%	1003

Eficiencia			Aprendizaje			Evaluación global del sitio web		
Valoración	Probabilidad	Cod_sitio	Valoración	Probabilidad	Cod_sitio	Valoración	Probabilidad	Cod_sitio
ALTO	83,33%	1003	ALTO	83,33%	1003	ALTO	95,24%	1003

**Figura 5.** Resultados de la evaluación de usabilidad empleando USABKDD

Como ejemplo para verificar la efectividad del conocimiento adquirido se utilizó otro sitio web y se realizó el ensayo con los datos mostrados en la tabla 9. Se colocó el valor “SI” en las heurísticas que inciden, afectan o contribuyen a un nivel alto de usabilidad, según el conocimiento adquirido. Las

heurísticas con valor “NO” son aquellas que no inciden en la evaluación general de usabilidad del sitio web. Por lo tanto, en este ejemplo, si se responde SI a todas las heurísticas que inciden en un nivel alto de usabilidad, el valor esperado de la evaluación será un nivel de usabilidad “ALTA”, con una probabilidad del 95.24% como se muestra en la esquina inferior derecha de la figura 5 para el sitio web analizado. No obstante, si se hubiese registrado SI o P en lugar de NO, en las heurísticas que no inciden en la evaluación general de usabilidad, la valoración general del sitio no hubiera cambiado.

**Tabla 9.** Tabla base para predicciones

COD	P1	P2	P3	P4	P5	P6	P7	P8	P9	P10	P11	P12	P13	P14	P15	P16	P17	P18	P19	P20	P21	P22	P23	P24	P25	P26	P27	P28	P29	P30
100	SI	SI	NO	NO	NO	NO	NO	NO	SI	SI	SI	NO	SI	SI	SI	NO	SI	SI	SI	NO	SI	SI	NO	NO	SI	NO	SI	NO	SI	

## 6. CONCLUSIONES Y TRABAJOS FUTUROS

### 6.1. Conclusiones y contribución

En este trabajo se ha presentado un enfoque de descubrimiento de conocimiento a partir de datos de evaluaciones de usabilidad de sitios web. Los resultados obtenidos indican que el enfoque es viable para descubrir patrones y relaciones entre los diferentes componentes de usabilidad y muestra resultados interesantes como:

(i) Si es alto el nivel de usabilidad de los componentes satisfacción, memorización y errores, se obtiene un alto nivel de usabilidad en el sitio web. Sin embargo, si alguno de estos componentes obtiene un nivel de usabilidad bajo, el sitio web también tendrá un nivel de usabilidad bajo.

(ii) Se logró determinar que para lograr una alta usabilidad en un sitio web de cualquier contexto es suficiente enfocarse en 17 heurísticas en lugar de 30. Las 17 heurísticas claves para mejorar los aspectos de usabilidad en los sitios web de contextos generales son P1, P2, P9, P10, P11, P13, P14, P15, P16, P18, P19, P20, P22, P23, P26, P28 y P30, listadas en la tabla 1 y marcadas con SI en la tabla 9.

Además, se desarrolló un enfoque de evaluación sustentado en la sistematización de criterios de algunos autores para medir y evaluar el nivel de usabilidad de sitios web de contexto general, estableciendo las fases y actividades principales de forma ordenada y metodológica. Esta propuesta podría considerarse como un aporte a la definición de un marco de trabajo para la estandarización en la medición de la usabilidad. Este marco de trabajo actualmente no existe.

Es relevante indicar que los resultados no sólo se enfocaron en señalar los principales elementos que se deben mejorar, sino que muestran la relación de dependencia que existe entre cada una de las heurísticas y componentes de usabilidad, lo que genera una aproximación a la determinación de causa–efecto en cada modificación o mejora que se realice en los sitios web.

### 6.2. Trabajos Futuros

A futuro se podrían considerar algunos aspectos. Primero, el conjunto de datos utilizados en esta investigación podría ampliarse con mayor cantidad de informes de usabilidad, manteniendo la evaluación de expertos a fin de comprobar si los resultados se mantienen con el incremento del volumen de datos. Segundo, las evaluaciones fueron aplicadas a sitios web de diferentes contextos, tratando de encontrar patrones generales, pero se podrían plantear nuevos experimentos teniendo en cuenta el tipo de sitio evaluado, con el fin de encontrar patrones para un determinado contexto (por ejemplo, educación, comercio electrónico, entretenimiento, etc.). Tercero, en el trabajo aquí presentado, los criterios de valoración de los sitios web (componentes y heurísticas) tuvieron una asignación equitativa de importancia. Se podrían iniciar estudios para determinar si existen elementos a los que se les dé mayor peso, tanto a nivel de heurísticas como de componentes. Esto requeriría de un estudio previo para determinar el factor de impacto de cada elemento de estudio. Cuarto, la herramienta de análisis utilizada (Analysis Services de Microsoft) prestó mucha facilidad y resultó de mucha utilidad para la obtención de los resultados. Sin embargo, sería interesante experimentar con la aplicación de otro software como WEKA o SAS para tener otros elementos de comprobación de los resultados obtenidos. Por último, el crecimiento e innovación que fluye a través de las aplicaciones web es dinámico y cambiante en el tiempo, por lo que los resultados aquí obtenidos estarán sujetos a las nuevas generaciones de sitios que se innoven en Internet. A medida que surjan nuevos parámetros (realidad aumentada, el empuje de las tecnologías de inteligencia artificial, la web semántica, la web Geoespacial, la web 3D, etc.) los factores de evaluación deberán seguir innovándose y declarándose nuevos componentes, heurísticas o elementos.

**RECEIVED: JANUARY, 2021.**

**REVISED: NOVEMBER, 2021.**

## REFERENCIAS

- [1] ADEPOJU, S. A., OYEFOLAHAN, I. O., ABDULLAHI, M. B., Y MOHAMMED, A. A. (2020): Multi-criteria decision making based approaches in website quality and usability evaluation: A systematic review. **Journal of Information and Communication Technology**, 19, 399-436.
- [2] ADEPOJU, S. A., OYEFOLAHAN, I. O., ABDULLAHI, M. B., MOHAMMED, A. A., Y IBIYO, M. O. (2020): A Human-Centered Usability Evaluation of University Websites Using SNECAAS Model. En **Handbook of Research on the Role of Human Factors in IT Project Management**, 173-185. IGI Global.
- [3] AGRAWAL, R., IMIELINSKI, T., Y SWAMI, A. (1993): Mining Association Rules Between Sets of Items in Large Databases. **Proceedings of the 1993 ACM SIGMOD International Conference on Management of Data**, 207-216. Washington DC, USA: ACM.
- [4] ALBARRAN, G. (2009): **Data Mining y SQL**. Megabyte, Lima.
- [5] BATTLESON, B., BOOTH, A., Y WEINTROP, J. (2001): Usability testing of an academic library Web Site: A case study. **Journal of Academic Librarianship**, 3, 188-198.
- [6] CHÁVEZ, B., SCHIAFFINO, S., TEYSEYRE, A., Y GODOY, D. (2014): An Approach for Knowledge Discovery in a Web Usability Context. **Proceedings of the 13th Brazilian Symposium on Human Factors in Computing Systems, IHC '14**. Porto Alegre, Brazil.
- [7] CRUZ ZAPATA, B., FERNÁNDEZ, J. L., IDRI, A., Y TOVAL, A. (2015): Empirical Studies on Usability of mHealth Apps: A Systematic Literature Review. **Journal of medical systems**, 39, 1-19.
- [8] DADASHNIA, S., HOUY, C., Y LOOS, P. (2020): Usability Mining. En **Design Science Research**, 155-176. Springer, Cham.
- [9] DICKSTEIN, R., Y MILLS, V. (2000): Usability testing at the University of Arizona Library: How to let the users in on the design. **Information Technology and Libraries**, 3, 141-151.
- [10] GONZALES, M., LORES, J., Y GRANOLLERS, A. (2008): Enhancing usability testing through data mining techniques: A novel approach to detecting usability problem patterns for a context of use. **Information and Software Technology**, 50, 547-568.
- [11] HAN, J., Y KAMBER, M. (2001): **Data Mining Concepts and Techniques**. Morgan Kaufmann, New York.
- [12] HERNÁNDEZ, J., RAMIREZ, M. J., Y FERRI, C. (2005): **Introducción a la Minería de Datos**. Pearson Educación.S.A., Madrid.
- [13] IVORY, M., Y HEARST, M. (2001): The State of the Art in Automating Usability Evaluation of User Interfaces. **ACM Computing Surveys**, 33, 470-516.
- [14] KRISHNASAMY, S., SEN, R., SHAKKOTTAI, S., Y OH, S. (2016): Detecting Sponsored Recommendations. **ACM Transactions on Modeling and Performance Evaluation of Computing Systems**, 2, 1-29.
- [15] LIU, B., HSU, W., Y MA, Y. (1999): Pruning and Summarizing the Discovered Associations. **Proceedings of the fifth ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining**, 125-134. San Diego, CA, USA.
- [16] MARENKOV, J., ROBAL, T., Y KALJA, A. (2018): Design-Time Web Usability Evaluation with Guideliner. **Complex Systems Informatics and Modeling Quarterly**, 15, 90-109.
- [17] NIELSEN, J. (1993): **Usability Engineering**. SunSoft, Mountain View California.
- [18] NIELSEN, J. (2001): **Usabilidad. Diseño de sitios web**. Prentice Hall PTR.
- [19] NIELSEN, J., y MACK, R. (1994): **Usability Inspection Methods**. John Wiley y Sons, Inc, New York.
- [20] PAZ, F. A., VILLANUEVA, D., Y POW-SANG, J. A. (2015): Heuristic Evaluation as a Complement to Usability Testing: A Case Study in Web Domain. **12th International Conference on Information Technology-New Generations**, 546-551. IEEE.
- [21] PAZ, F., VILLANUEVA, D., RUSU, C., RONCAGLIOLO, S., Y POW-SANG, J. (2013): Experimental evaluation of usability heuristics. **10th International Conference on Information Technology: New Generations**, 119-126. IEEE.
- [22] PREECE, J. (1993): **A Guide to Usability: Human factors in computing**. Addison Wesley, the Open University.
- [23] QUINLAN, J. R. (1993): **Programs for Machine Learning**. Morgan Kaufmann Publishers.
- [24] SIKORSKI, M. (2000): Beyond Product Usability: User Satisfaction and Quality Management. **Extended Abstracts on Human Factors in Computing Systems, CHI'00**, 61-62.
- [25] WITTEN, I., Y EIBE, F. (2005): **Data mining: Practical Machine Learning Tools and Techniques**. Morgan Kaufmann Publishers, San Francisco.

