

PROCEDIMIENTO PARA LA RECOMENDACIÓN DE PATRONES DE DISEÑO DE RECURSOS EDUCATIVOS PARA LA PLATAFORMA EGPAT

PROCEDURE FOR THE RECOMMENDATION OF EDUCATIONAL RESOURCE DESIGN PATTERNS FOR THE EGPAT PLATFORM

Ing. Reiman Alfonso Azcuy
razcuy@uci.cu
<https://orcid.org/0000-0001-8597-1698>
Universidad de las Ciencias Informáticas, Cuba

Ing. Luis Angel Llull Céspedes
llull@uci.cu
<https://orcid.org/0000-0002-3553-4593>
Universidad de las Ciencias Informáticas, Cuba

Tipo de contribución: Artículo de investigación científica
Recibido: 25-04-2021
Aceptado para su publicación: 30-05-2021

Resumen: El avance de las nuevas tecnologías de la información en el contexto educativo es cada vez mayor. Con ello aumenta el uso de materiales digitales en el proceso docente para potenciar el aprendizaje. Dentro de este grupo de materiales sobresalen los recursos educativos. En el diseño de un recurso educativo es común que se cometan errores que pueden dar paso a la existencia de problemas de diseño. Para prevenirlos o tratarlos existen los patrones de diseño de recursos educativos. A pesar de su utilidad generalmente no son utilizados porque se desconoce de su existencia o acceder a ellos se torna complejo. En la Universidad de las Ciencias Informáticas se desarrolla un Entorno para la Gestión de Patrones que busca facilitar el acceso a los patrones, así como su diseño y revisión. Con ello se busca además recomendar los patrones más adecuados para solucionar problemas específicos. Este artículo describe el módulo desarrollado para realizar recomendaciones en dicho entorno, capaz de nutrirse de otros módulos, así como de fuentes disponibles en internet, caminando para ello diferentes técnicas de inteligencia artificial.

Palabras clave: patrones de diseño; recursos educativos; recomendación

Abstract: The advancement of the new information technologies in the educational context is increasing. This increases the use of digital materials in the teaching process to enhance learning. Within this group of materials, educational resources stand out. In the design of an educational resource, it is common to make mistakes that can lead to the existence of design problems. To prevent or treat them, there are educational resource design patterns. Despite their usefulness, they are generally not used because their existence is unknown or accessing them becomes complex. At the University of Computer Sciences, it develops an Environment for the Management of Patterns that seeks to facilitate access to patterns, as well as their design and review. This also seeks to recommend the most appropriate patterns to solve specific problems. This article describes the module developed to make recommendations in said environment, so as to draw on other modules, as well as sources available on the internet, using different artificial intelligence techniques for this.

Keywords: design patterns; educational resources; recommendation

1. INTRODUCCIÓN

Con la utilización de las nuevas Tecnologías de la Información y las Comunicaciones (TICs), se ha revolucionado el proceso de enseñanza-aprendizaje. Las TICs han enriquecido y transformado la educación, proporcionado a la sociedad nuevas formas de educar. La utilización de las TICs disminuye los costos y aumenta la accesibilidad de la población al proceso de enseñanza. Las TICs juegan un papel fundamental en los procesos educacionales de cada país (Aguilar & Velázquez, 2019).

Mediante la World Wide Web (www) se puede acceder a diversas páginas web, ubicadas en disímiles partes del mundo. Estas páginas comparten conocimiento respecto a las distintas formas en que la tecnología puede facilitar el acceso universal a la educación. Con el uso de herramientas cada vez más sofisticadas y la información brindada en estos servidores, ha aumentado progresivamente la creación de Recursos Educativos (RE) (Cacheiro, 2011; Hidalgo Navarrete & Aliaga Zegarra, 2020).

Teniendo en cuenta la gran cantidad de recursos educativos y las diferentes utilidades para las que son creados, estos recursos se vuelven cada vez más complejos. Siendo esto un problema difícil de superar para desarrolladores inexpertos o con poco tiempo para dedicar al desarrollo de los mismos. Esto conlleva a que los diseñadores (que pueden ser cualquier persona) pueden tener dificultades a la hora de lograr que el recurso final satisfaga el objetivo con el que fue creado dejando una brecha para que surjan problemas de diseño (Begoña *et al.*, 2016).

Debido a la gran variedad de recursos educativos, sus disímiles características, y fuentes de almacenamiento a los diseñadores se les dificulta la selección de los patrones de diseño de recursos educativos. Los sitios en que son almacenados no cuentan con mecanismos adecuados que apoyen la selección por parte de los usuarios. Además, aunque mayormente siguen la misma estructura para los patrones, se muestran en disímiles formatos de presentación y organización.

Mayormente las personas que actúan como diseñadores de recursos educativos no conocen de la existencia de las fuentes que almacenan patrones de diseño. También ocurre que, a pesar de conocer la utilidad de la aplicación de patrones, el proceso para acceder a ellos se torna engorroso debido a que tendría que seguir un grupo de pasos que va desde el acceso a la fuente, hasta la consulta manual de cada uno de los patrones que podrían serle de interés. Esto puede extenderse en periodos de

tiempo indefinidos, los cuales pueden multiplicarse si el diseñador revisa más de un repositorio. Por ello, la duración de la consulta, sumado a otros factores que pueden complejizarla, tales como, la conectividad o el dominio del idioma en que estén redactados los patrones. Todos estos factores hacen que el proceso de búsqueda y selección de un patrón o un conjunto de ellos pueda llegar a tener un elevado costo temporal.

El Grupo de Tecnologías de Apoyo a la Educación GITAE de la Facultad 4 de la Universidad de las Ciencias Informáticas (UCI) desarrolla como parte de una de sus investigaciones, un Entorno para la Gestión de Patrones de Diseño (EGPat). Con esto se busca crear una vía que permita la revisión de recursos educativos, la gestión y revisión de patrones de diseño y además permita la consulta de los mismos en una forma más simple. Sin embargo, persisten los problemas del tiempo y complejidad de consultas dado que, aunque haya patrones accesibles en una fuente local, la búsqueda de cuál(es) puede ser el más adecuado para el recurso educativo que se está diseñando sigue manteniendo el mismo procedimiento que se mencionaba anteriormente.

Además, puede igualmente darse el caso que dentro de los patrones almacenados localmente en EGPAT no haya ninguno que se adapte a las necesidades del usuario, provocando que este tenga que consultar nuevamente alguno de los repositorios disponibles online. Por ello, se requiere incluir un módulo que permita extraer patrones desde repositorios y recomendarlos a los usuarios adaptándose a las necesidades que puedan tener los mismos.

El presente artículo recoge los detalles de la implementación de un módulo para EGPAT que permita, dado un problema, recomendar los patrones más adecuados para su tratamiento analizando todas las fuentes posibles.

2. MATERIALES Y MÉTODOS

Para organizar la investigación, fue estructurado el texto partiendo de un relevamiento bibliográfico sobre las características de los recursos educativos, los principales problemas de los mismos y cómo los patrones de diseño pueden aplicarse para resolver estos problemas. Así, se implementó, a partir del marco teórico presentado en este trabajo, una propuesta de metodología que tiene como objetivo dotar al creador de recursos de un procedimiento para trabajar con patrones de diseño, utilizando un sistema sugeridor.

Por tanto, la descripción del camino metodológico busca enfatizar la relevancia y potencialidad del procedimiento para recomendar patrones de diseño para ayudar a los creadores de recursos educativos a utilizar patrones de diseño para evitar y corregir posibles problemas.

Recursos educativos

Los recursos educativos son cualquier instrumento u objeto que pueda servir como recurso para que, mediante su manipulación, observación o lectura, se ofrezcan oportunidades de aprender algo, o bien con su uso se intervenga en el desarrollo de alguna función de la enseñanza. Son los medios que vehiculizan un mensaje con fines de enseñanza. Los materiales educativos presentan contenidos a través de uno o más medios. Se entiende por recurso educativo a un objeto que facilita una experiencia de aprendizaje, es decir, una experiencia de cambio y enriquecimiento en algún sentido: conceptual o perceptivo, afectivo, de habilidades o actitudes (Castillo & Brenda, 2017).

Patrones de diseño

Se define como un patrón de diseño a una solución probada para un problema en un contexto. Cada uno documenta una solución reutilizable, encapsula el conocimiento sobre la práctica exitosa y proporciona información sobre su utilidad y sus compensaciones. Algunos patrones han sido catalogados en colecciones o bibliotecas de patrones (Alexander, 1977). Los patrones de diseño de recursos educativos se pueden almacenar en repositorios, con el objetivo de prestar servicios a los usuarios que deseen acceder a ellos. En la actualidad, existen varias fuentes de este tipo, destacando en ellas: *Pedagogical Pattern* (PPP), E-LEN, PCeL, y P-REPLIKA. En ellos se puede encontrar patrones de diseño, que a su vez están agrupados en colecciones como lenguajes y catálogos (Bergin *et al.*, 2018; Arcos & Urquiza, 2018; Alexander *et al.*, 2017; Alexander, 1977).

Durante la investigación fueron encontradas un grupo de fuentes de las cuales L. M. Terry & Terry (2018) hacen un análisis de fortalezas y debilidades en el campo del aprendizaje colaborativo (Tabla 1).

Buscar y recuperar información de estas fuentes es una tarea que puede complejizarse, por lo que con EGPA se busca mejorar el acceso a las mismas para la búsqueda de patrones. Dentro de los mecanismos de búsquedas más comunes están los buscadores tales como Google. Aunque como formas de acceder a información específica están de moda los sistemas remendadores. Por ello se decide incluir en la

Arquitectura de EGPA un módulo para la recomendación de patrones de diseño. Para ellos se debe analizar también los conceptos y las clasificaciones de los sistemas remendadores.

Tabla 1. Descripción de elementos básicos en la estructura de un patrón

Elementos básicos en la estructura de un patrón	Descripción
Nombre	Cada patrón debe identificarse con un nombre, que además de ser descriptivo del problema/solución que representa, también lo ayude a relacionar con otros patrones diferentes.
Descripción del problema o Sistema de fuerzas	Los patrones de aprendizaje nacen de la confrontación de dos posturas en tensión que genera un conflicto a resolver. En este apartado se describe este sistema de fuerzas, quedando precisado el objetivo del patrón.
Contexto	Condiciones en las que se desarrolla el problema y sobre las que se basará la solución. Ayuda a su aplicación futura y a la construcción de nuevos patrones derivados.
Solución	Configuración del sistema, de las condiciones disponibles a partir del contexto anteriormente descrito, para lograr un equilibrio entre las dos tensiones contrapuestas que han creado el problema y, por tanto, la necesidad de un patrón.

Fuente: Alexander (1977)

Sistemas remendadores

Los sistemas de recomendación surgieron a mediados de la década de los 90 con el fin de brindarles a los usuarios aquellos resultados de búsquedas de información cercanos a sus necesidades. Un sistema de recomendación puede realizar predicciones a partir del hecho que a un usuario le guste o no cierto ítem al que podría acceder. Los sistemas de recomendación tienen la capacidad de identificar preferencias y sugerir ítems relevantes para cada usuario; para ello se necesita de perfiles que almacenen la información y las preferencias de cada usuario (Russell & Norvig, 2010; Oliveira *et al.*, 2020; Kulkarni & Rodd, 2020).

Existen varias clasificaciones de los sistemas de recomendación que se describen a continuación.

Sistemas de Filtrado Colaborativo

El filtrado colaborativo es una técnica empleada por los sistemas de recomendación que utiliza la información de preferencias y calificación de un grupo de usuarios respecto a los ítems de un repositorio, con el fin de predecir o inferir la preferencia de un usuario en particular sobre un ítem y, a partir de esto, generar una recomendación acertada (Fernando *et al.*, 2011; Bárbaro *et al.*,

2017).

Además, los sistemas de filtrado colaborativo funcionan recopilando comentarios de los usuarios en forma de calificaciones de elementos en un dominio dado y explotando similitudes en el comportamiento de calificación entre varios usuarios para determinar cómo recomendar un elemento.

Sistemas Basados en Contenido

La recomendación basada en el contenido es una consecuencia y una continuación de la investigación de filtrado de información. En un sistema basado en el contenido, los objetos de interés se definen por sus características asociadas. Al igual que en el caso de colaboración, los perfiles de usuario basados en el contenido son modelos a largo plazo y se actualizan a medida que se observan más pruebas sobre las preferencias del usuario (Salcines *et al.*, 2008; Bárbaro *et al.*, 2017; Kulkarni & Rodd, 2020; Oliveira *et al.*, 2020). Además, un sistema de recomendación basado en contenido permite sugerir al usuario nuevos productos en función de su similitud con el contenido (descripción) de otros objetos que éste ha juzgado anteriormente.

Sistemas Basados en Conocimiento

La recomendación basada en el conocimiento intenta sugerir objetos basados en inferencias sobre las necesidades y preferencias de un usuario. Los enfoques basados en el conocimiento se distinguen porque tienen conocimiento funcional: tienen conocimiento sobre cómo un artículo en particular satisface una necesidad particular del usuario y, por lo tanto, pueden razonar sobre la relación entre una necesidad y una posible recomendación. El perfil de usuario puede ser cualquier estructura de conocimiento que respalde esta inferencia (Salcines *et al.*, 2008; Bárbaro *et al.*, 2017; Kulkarni & Rodd, 2020; Oliveira *et al.*, 2020; Russell & Norvig, 2010).

Para la investigación del presente trabajo se tuvo en cuenta lo expuesto por Kulkarni & Rodd (2020), Konstan & Riedl (2012), Charnelli *et al.* (2018), Liu *et al.* (2018), Kaur *et al.* (2018), Srivastav & Kant, (2019), y Bárbaro *et al.* (2017) que realizan estudios en el área de los sistemas sugeridores, principalmente en el área de la educación. Donde Charnelli *et al.* (2018) y Kulkarni & Rodd (2020) realizan estudios de revisión del estado del arte dejando de manifiesto las tendencias más actuales. En función de ello se determinó que, para la investigación, lo más factible era la implementación híbrida de un sistema basado en el conocimiento

potenciado con técnicas de filtrado colaborativo.

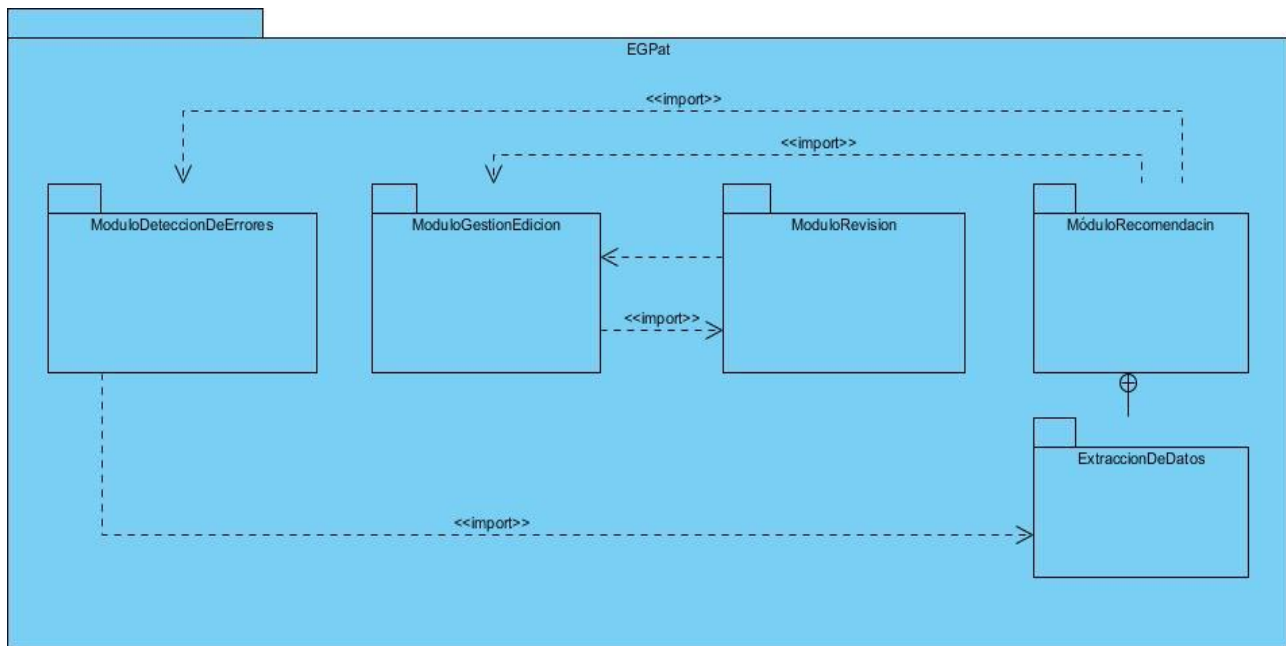
Al adoptar la implementación híbrida antes mencionada se puede acoger la utilización de los patrones y lenguajes disponibles en las fuentes como base de conocimiento para entrenar el sistema adoptando un algoritmo similar a un sistema basado en casos como propone Y. Terry *et al.* (2016). Al combinarlo con el filtrado colaborativo se puede aprovechar siempre que sea posible, la información disponible en la fuente respecto a la interacción de los usuarios con los patrones y/o lenguajes descargados. Una vez analizadas los métodos y definiciones anteriores, revisadas las fuentes, y seleccionado el tipo de recomendación a utilizar, se puede pasar a la descripción del módulo.

3. RESULTADOS Y DISCUSIÓN

El entorno para la gestión de patrones de diseño EGPAT está diseñado en forma modular (Figura 1), donde cada módulo asume diferentes responsabilidades. El módulo de detección de problemas permite detectar problemas de diseño en recursos educativos mediante el análisis de sus metadatos. El módulo de recomendaciones se encarga de la comunicación con fuentes externas que contengan información de interés (metadatos de recursos educativos o patrones de diseño), extraer dicha información, y almacenarla. Además, se procesa mediante técnicas de inteligencia artificial y recomendarla en el caso de que sea aplicable a alguno de los problemas detectados en el módulo de detección de problemas u otro entrado por el usuario. Cuenta también con un módulo de Gestión el que ofrece al usuario la posibilidad de consultar y editar patrones almacenados, así como de crear nuevos patrones (LLull *et al.*, 2020).

El módulo de recomendaciones, como se mencionaba anteriormente, trabaja con la lógica de un sistema de razonamiento basado en casos, con la particularidad de que solo cuenta con un problema descrito textualmente para suplir los rasgos predictores y, los patrones que puedan dar solución a ese problema pasarían a ser los rasgos objetivos. Para realizar el proceso de recomendaciones se sigue un grupo de pasos teniendo en cuenta el ciclo de vida de un sistema basado en casos, pero para ello, además, de rasgos predictivos y objetivos se debe contar con una base de conocimientos, una interfaz visual, y todos los elementos para realizar un adecuado proceso de inferencia (Russell & Norvig, 2010; Oliveira *et al.*, 2020).

Figura 1. Diagrama de paquetes de la Arquitectura de EGPAT



Fuente: Elaboración propia

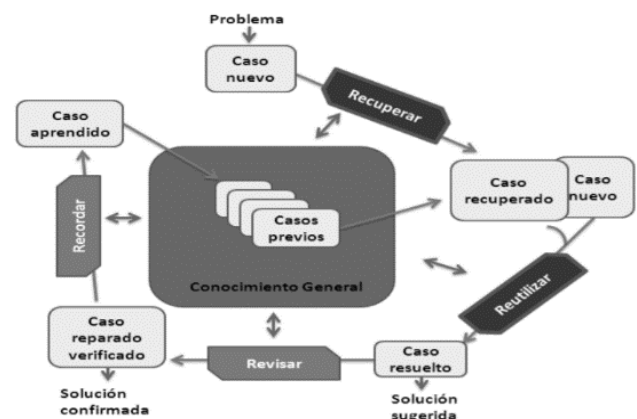
Tanto el rasgo predictor como los objetivos son descripciones en forma de cadenas de texto. Esto implica que para obtener la información necesaria para realizar el proceso de inferencia se debe procesar adecuadamente el texto. Para ello se hace necesario crear una variante para el razonamiento basado en casos, que funcione de manera textual aplicando para ello técnicas de Minería de Texto, a lo cual Y. Terry *et al.* (2016) y Kulkarni & Rodd (2020) se refieren como CBR Textual (abreviatura del idioma inglés de “Razonamiento basado en Casos” Textual).

“El CBR Textual es un subapartado del razonamiento basado en casos donde las fuentes del conocimiento se dan en formato de texto. El objetivo es utilizar este conocimiento textual para resolver un problema de la misma manera que el CBR, es decir, comparando la consulta inicial en formato textual, con la base de casos (también en formato textual total o parcialmente) y recuperar los más similares. Se mantiene, por tanto, el mismo esquema del ciclo CBR: recuperar, reutilizar, revisar y recordar” (Arteaga *et al.*, 2015). Esta rama del razonamiento basado en casos plantea varias cuestiones: cómo hacer similitud entre casos textuales, cómo adaptar casos textuales o cómo generar automáticamente representaciones textuales de los casos. Estas y otras cuestiones se resuelven con técnicas de recuperación de información. Estas técnicas trabajan

con textos no estructurados, consultas en lenguaje natural y realizan una recuperación aproximada.

Para ello se adoptan los algoritmos propuestos por Y. Terry *et al.* (2016) y Arteaga *et al.* (2015) donde basándose en la estructura que presentan los patrones de diseño de recursos educativos aplican la técnica de los n-gramas contextuales para comparar el problema entrado por el usuario con otros patrones a través de la descripción del problema que resuelve cada uno de ellos. Con ellos se puede suplir las funciones de semejanza de rasgos y casos que normalmente se utilizan.

Figura 2. Flujo del razonamiento basado en casos.



Fuente: Y. Terry *et al.* (2016)

Los n-gramas contextuales reciben este nombre por su capacidad de representar la esencia del contexto con un reducido número de caracteres. Son el resultado de la agrupación de n palabras en un texto, siendo n la cantidad de palabras que se decidan agrupar, después de la previa eliminación de las palabras vacías y caracteres aislados, extracción del lexema (*stem*) y ordenación interna de cada n-grama.

Estudios anteriores sobre la conveniencia del grado de n-gramas manifestaron que los bigramas y trigramas son las mejores opciones. Se demostró, además, que el mejor resultado se obtenía mediante $n=3$, con significativa mejor cobertura, precisión y granularidad que mediante el empleo de $n=2$ (Piedrahita, 2018; Arteaga *et al.*, 2015; Llull *et al.*, 2020).

El uso de trigramas constituye el eje fundamental en las investigaciones previas al presente trabajo. Esto permite explotar el trabajo con la descripción de los problemas, pero no explota otros aspectos que pueden aumentar la precisión de las recomendaciones.

3.1 Fase de recuperación de información

Para recuperar la información se deben realizar dos tareas: Identificación de características y Emparejamiento.

Identificación de características: para la identificación de características se utilizó la técnica de n-gramas contextuales ya mencionada. Para conseguir que el n-grama contenga la mejor detención de la esencia del contexto y sea especialmente útil para comparar dos textos se realizaron los siguientes pasos: Recuperación de la información e Identificación de características. A continuación, se explican cómo se ejecutan estos pasos:

- La conversión a minúsculas.
- La eliminación de palabras vacías conocidas también como *stopwords*. Las palabras vacías son palabras que carecen de significado. Dentro de esta categoría se pueden incluir artículos, conjunciones y pronombres. La eliminación de estas palabras, por lo general, mejora la relevancia de los resultados obtenidos, ya que, al no tenerlas en cuenta, no se encuentran falsas coincidencias. Además, la eliminación de palabras vacías incrementa el rendimiento al aligerar las consultas y eliminar datos irrelevantes. Se incluye en el presente desarrollo la detección del idioma en forma automática y en función de ello se realiza el procedimiento

explicado. Además, en el momento de analizar un problema contra un patrón se lleva el idioma del problema al idioma del patrón. Para ello se utilizan las bibliotecas *langdetect* y *NLTK*, ambas del lenguaje de programación Python.

- La reducción a la raíz (*stemming*) de las palabras. En este caso es utilizada, para que el género o tiempo verbal de una palabra no afecte la búsqueda en la base de casos. Este paso contribuye a que no se afecte la comparación de textos en los casos de sustitución de palabras por sus derivadas.
- Combinación interna de los tokens del n-grama. Se procesa como representante canónico del conjunto de sus posibles permutaciones. Este paso anula el efecto de un posible cambio de orden de las palabras al comparar dos frases.

Emparejamiento: la selección de los casos de la base de conocimiento semejantes al problema del patrón actual se realizó utilizando el método por analogía. Para determinar si el problema entrado “s” puede ser semejante a la descripción del patrón o lenguaje almacenado en la base de casos “d” se utilizaron las medidas de semejanza (S) y contención (C). Para la implementación de estas medidas se definió el método de semejanza cuando los conjuntos de trigramas a comparar provienen de textos de longitud equiparable. La semejanza se define por medio de la ecuación 1.

Ecuación 1. Función de Semejanza

$$S(s|d) = \frac{|N(d) \cap N(s)|}{|N(d) \cup N(s)|}$$

Fuente: Arteaga *et al.* (2015), y Y. Terry *et al.* (2016)

$N(d)$ es el conjunto de trigramas en la cadena de texto “d” de la base de casos y, $N(s)$ es el conjunto de trigramas en la cadena de texto “s” que será entrada en el módulo. Una vez que se cuenta con los trigramas, la medida de semejanza sería el resultado de dividir la intersección de los trigramas entre la unión de estos. En el caso que los trigramas obtenidos no provengan de textos de longitud equiparable, se definió el método de contención, la que se define por medio de la ecuación 2.

Ecuación 2. Función de contención

$$C(s|d) = \frac{|N(d) \cap N(s)|}{|N(m)|}$$

Fuente: Arteaga *et al.* (2015), y Y. Terry *et al.* (2016)

$N(m)$ es el conjunto de trigramas de mayor tamaño si se compara $N(d)$ con $N(s)$. La medida de contención sería el resultado de dividir la intersección de los trigramas entre el trígama de mayor tamaño. Para la selección de los patrones y/o lenguajes semejantes al problema textual descrito inicialmente se tomó como índice para los métodos semejanza (S) y contención (C), valores iguales o superiores a 0.5 y 0.8 respectivamente. Estos índices fueron definidos por Arteaga *et al.* (2015) y Y. Terry *et al.* (2016).

3.2 Fase de reutilización

Una vez obtenidos los casos más semejantes en la fase de recuperación, se selecciona de este conjunto de candidatos, a aquel caso más propenso a ser una buena solución para el problema. Para ello se pondera los casos por el cálculo de calidad percibida por otros usuarios. Esta ponderación se realiza teniendo en cuenta el impacto que pueda haber generado ya el patrón o lenguaje, sea positivo o negativo. Esto puede medirse a través de las descargas, recomendaciones o evaluación personal de un usuario (Bergin *et al.*, 2017).

- El parámetro de descarga se refiere al número de descargas que se realizó a determinado patrón.
- El parámetro de recomendación tendrá en cuenta si determinado patrón ha sido recomendado por usuarios que ya hayan interactuado con él.
- El parámetro de evaluación representará el criterio que tengan los usuarios de determinado patrón.

Para obtener la información de los parámetros se realiza a través de los resultados de interacción de los usuarios con determinado patrón de diseño mediante un indicador de interacción. El cálculo de este indicador fue guiado por los aportes dados por Begoña *et al.* (2016) y Bergin *et al.* (2017) teniendo en cuenta lo planteado originalmente por Alexander (1977) y, se calcula para aquellos lenguajes, patrones pertenecientes a un catálogo y patrones independientes seleccionados en la fase anterior. Toma valores entre 0 y 1, y se calcula tal como se muestra en la ecuación 3.

Ecuación 3. Ecuación para el cálculo de calidad percibida

$$INT(p) = \sum_{i=1}^v \frac{0,5(\frac{E_i}{5}) + 0,3R_i + 0,2D_i}{v}$$

Donde: v es la cantidad de veces que el patrón ha sido visualizado por un usuario. E es la evaluación otorgada al patrón por el usuario en la visualización i , toma valor entero entre 1 y 5. R y D toman valor 1 si el usuario ha recomendado y descargado, respectivamente, el patrón en la visualización i y valor 0 en caso contrario.

Para la reutilización fue implementada la función *SimilitudEntreCadenas()*, que mide la similitud de los casos recuperados teniendo en cuenta las fórmulas de semejanza y contención explicadas anteriormente. Posteriormente se realiza el cálculo del índice de interacción de los usuarios con determinado patrón, para establecer un orden de prioridad a la hora de mostrarles finalmente a los usuarios cuáles son los lenguajes, patrones pertenecientes a un catálogo y patrones independientes que le dan solución al problema de diseño introducido por ellos. Para ello se aplica la fórmula de la ecuación 4.

Ecuación 4. Función final para cálculo de la semejanza

$$Sf(C) = \frac{S(C) + INT(C)}{2}$$

Donde Sf se refiere al valor final de semejanza, S a la semejanza obtenida a través de la función similitud entre cadenas e INT es el cálculo de calidad percibida.

En el caso de los patrones y lenguajes procedentes de la fuente *Pedagogical Patterns* no fue posible realizar el análisis para el cálculo de INT , dado que no cuenta con una gestión de usuarios; por ello se realiza solamente una proporción entre la cantidad de descargas y visualizaciones (Ecuación 5).

Ecuación 5. Calidad percibida para patrones o lenguajes provenientes de *Pedagogical Patterns*

$$INT(p) = \frac{D(p)}{V(p)}$$

Finalmente, según el valor final obtenido se ordenan de forma descendente los casos reutilizados, recomendándole al usuario los diez primeros resultados. De esta forma le son visualizados los patrones o lenguajes más afines al problema planteado inicialmente.

3.3 Funcionamiento del módulo de recomendaciones para EGPAT

De forma general, unificando todo lo explicado anteriormente, el módulo EGPAT funciona de la

siguiente forma:

1. Recibe un problema en forma textual.
2. Realiza una adaptación del problema mediante la técnica n-gramas contextuales.
3. Realiza la fase de recuperación de casos sobre la base de datos local aplicando las funciones de semejanza y contención.
4. Internamente se analizan los problemas similares almacenados y se inician los procesos de recuperación y reutilización, únicamente estos como base de conocimiento.
5. En caso de que la base de datos no contenga valores que satisfagan el problema o esté vacía, se realiza una recopilación de patrones y lenguajes disponibles en fuentes online aplicando semejanza y contención.
6. Realiza la reutilización de casos utilizando similitud nutrida de las funciones de semejanza, contención y cálculo de calidad percibida.
7. En caso de que el usuario este satisfecho se salvan el problema etiquetado con los identificadores de los patrones y/o los lenguajes que le fueron recuperados.

4. CONCLUSIONES

La utilización de patrones de diseño constituye un importante apoyo para los diseñadores de recursos. Estos generalmente no los utilizan por desconocimiento o por la dificultad del acceso a los mismos. En esta investigación se logró determinar las principales fuentes para su consulta, así como las desventajas y potencialidades de las mismas.

Con la implementación de la solución propuesta en la presente investigación se dotó al Entorno para la Gestión de Patrones de Diseño, de un módulo que permite a los usuarios obtener patrones de diseño adecuados para un determinado problema descrito en forma textual. Para llegar a la solución se logra combinar dos tipos diferentes de recomendación con la lógica de un sistema de razonamiento basado en casos textuales requiriéndose además de la técnica de minería de texto n-gramas contextuales.

5. APOYOS Y AGRADECIMIENTOS

A todos los que colaboraron con esta investigación.

6. REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

Aguilar, B. O., & Velázquez, R. M. (2019). Innovación docente y empleo de las TIC en la Educación Superior

Alexander, C. (1977). A Pattern Language (2nd ed.)

Alexander, C., Dawes, M. J., & Ostwald, M. J. (2017). A Pattern Language: analysing, mapping and classifying the critical response. *City, Territory and Architecture*, 1–14. <https://doi.org/10.1186/s40410-017-0073-1>

Arcos, G., & Urquiza, L. (2018). Patrones de diseño para la construcción de cursos on-line en un entorno virtual de aprendizaje *Design patterns for building online courses in a virtual learning environment*. 26, 157–171

Arteaga, Y., Terry, Y., & Vazquez, A. (2015). Sistema de recomendación de patrones de diseño para Recursos Educativos Abiertos. Universidad de las Ciencias Informáticas Facultad

Bábaro, E., Sust, U., Javier, A., & Cuevas, S. (2017). Arte Semantic recommendation systems: A State-of-the-Art Survey. *Revista Cubana de Ciencias Informática*, 11(2), 189–206

Begoña, G., Escofet, A., & Marimó, M. (2016). Los patrones de diseño como herramientas para guiar la práctica del profesorado. *Revista Latinoamericana de Tecnología Educativa*, 15(3), 11–26. <https://doi.org/10.17398/1695>

Bergin, J., Manns, M. L., & Sharp, H. (2017). Feedback Patterns

Bergin, J., Marquardt, K., Sharp, H., Manns, M. L., & Wallingford, E. (2018). Patterns for Experiential Learning

Cacheiro González, M. L. (2011). Colaboración y aprendizaje ict educational resources for information, collaboration and learning. Pixel-Bit. *Revista de Medios y Educación*. <http://www.redalyc.org/articulo.oa?id=36818685007>

Charnelli, M. E., Lanzarini, L., Díaz, J., Informática, F. De, Nacional, U., & Plata, D. La. (2018). Sistemas Recomendadores aplicados en Educación. 234–237

Fernando, M., Pi, C., Hern, J., & Jim, J. A. (2011). Manuel Fernando Caro Piñeres. 21, 51–72

Hidalgo Navarrete, J., & Aliaga Zegarra, E. (2020). Análisis de las estrategias didácticas para el diseño, selección, producción, utilización y validación de recursos educativos audiovisuales interactivos en una institución educativa. Estudio inicial. *Revista Electrónica de Investigación y Docencia (REID)*, 79–98. <https://doi.org/10.17561/reid.n23.5>

Kaur, J., Bedi, R. K., & Gupta, S. K. (2018). Product

- Recommendation Systems a Comprehensive Review. 6, 1192–1195
- Konstan, J. A., & Riedl, J. (2012). Recommender systems: from algorithms to user experience. 101–123. <https://doi.org/10.1007/s11257-011-9112-x>
- Kulkarni, S., & Rodd, S. F. (2020). Context Aware Recommendation Systems: A review of the state of the art techniques. *Computer Science Review*, 37, 100255. <https://doi.org/10.1016/j.cosrev.2020.100255>
- Liu, Q., Zhang, X., Zhang, L., & Zhao, Y. (2018). of mouth and recommendation systems on online reading. *Electronic Commerce Research*, 0123456789. <https://doi.org/10.1007/s10660-018-9312-0>
- LLull, L. A., Terry, Y., & Alfonso, R. (2020). Módulo de revisión en el "Entorno para la gestión de patrones de diseño" utilizando técnicas de Inteligencia Artificial. Universidad de las Ciencias Informáticas
- Mishra, S. (2017). Open educational resources: removing barriers from within. *Distance Education*, 7919(October), 1–12 <https://doi.org/10.1080/01587919.2017.1369350>
- Oliveira, E. M., Reale, R. F., & Martins, J. S. B. (2020). A Methodological Approach to Model CBR-based Systems. *Journal of Computer and Communications*, September. <https://doi.org/10.5281/zenodo.4020633>
- Russell, S., & Norvig, P. (2010). Artificial Intelligence. A modern Approach
- Salcines, E. G., Morales, C. R., Ventura, S., & Castro, C. De. (2008). Sistema recomendador colaborativo usando minería de datos distribuida para la mejora continua de cursos e-learning. 3, 19–30
- Srivastav, G., & Kant, S. (2019). Review on e-Learning Environment Development and context aware recommendation systems using Deep Learning. *3rd International Conference on Recent Developments in Control, Automation & Power Engineering (RDCAPE) Review*, 615–621
- Terry, L. M., & Terry, Y. (2018). Collaborative work during the production of design patterns of educational resources.
- Terry, Y., Estrada, V., & Arteaga, Y. (2016). REP: Sistema para recomendación de patrones de diseño de Recursos Educativos Abiertos. *E-Ciencias de La Información*, 47(1), 3–8