**SIMPOSIO ¨TRANSFERENCIA DE CONOCIMIENTO EN TECNOLOGÍAS DE LA INFORMACIÓN¨**

**Algoritmo de Recomendación de Patrones de Diseño basado en Hibridación de Cascada**

***Design Pattern Recommendation Algorithm based on Cascade Hybridization***

**Reiman Alfonso Azcuy1, Yasirys Terry González2, Dunia María Colomé Cedeño3**

1-Reiman Alfonso Azcuy. Universidad de las Ciencias Informáticas, Cuba. E-mail: razcuy@uci.cu

2- Yasirys Terry González. Universidad de las Ciencias Informáticas, Cuba. E-mail: [yterry@uci.cu](mailto:yterry@uci.cu)

3-Dunia María Colomé Cedeño. Universidad de las Ciencias Informáticas, Cuba. E-mail: [yterry@uci.cu](mailto:yterry@uci.cu)

**Resumen:** El contexto educativo actual marcado por la COVID-19 ha potenciado un mayor uso de la educación virtual. Con ello se incrementa notablemente la producción de materiales digitales de apoyo a la docencia. Dentro de este grupo de materiales sobresalen los recursos educativos. Estos son medios de apoyo flexibles utilizados constantemente por los educadores para complementar los contenidos impartidos. 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 prevenir o tratar estos problemas existen los patrones de diseño de recursos educativos. Los patrones a pesar de su utilidad muchas veces no son utilizados porque se desconoce de su existencia o acceder a ellos se torna complejo. El Grupo de Tecnologías de Apoyo a la Educación de la Universidad de las Ciencias informáticas desarrolla un Entorno para la Gestión de Patrones de Diseño que busca facilitar el acceso a los patrones, así como su diseño, revisión y producción. Con el entorno se busca además recomendar los patrones más adecuados para solucionar problemas específicos teniendo en cuenta filtros colaborativos y conocimiento. Se realiza una validación de la investigación mediante la aplicación de pruebas de experimentación online y la técnica de Iadov.

*Abstract: The current educational context marked by COVID-19 has promoted greater use of virtual education. With this, the production of digital materials to support teaching is notably increased. Within this group of materials, educational resources stand out. These are flexible means of support constantly used by educators to complement the content taught. 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 these problems there are educational resource design patterns. Patterns, despite their usefulness, are often not used because their existence is unknown or accessing them becomes complex. The Educational Support Technologies Group of the University of Computer Sciences develops an Environment for the Management of Design Patterns that seeks to facilitate access to patterns, as well as their design, revision and production. The environment also seeks to recommend the most appropriate patterns to solve specific problems, taking into account collaborative filters and knowledge. A validation of the research is carried out through the application of online experimentation tests and the Iadov technique.*

**Palabras Clave:** patrones de diseño, sistema de recomendación, calidad percibida, filtrado colaborativo, recomendación basada en conocimiento.

***Keywords:*** *design patterns, recommendation system, perceived quality, collaborative filtering, knowledge-based recommendation*

**1. Introducción**

El actual contexto mundial afectado por el impacto de la Covid-19 ha representado un reto significativo para el sector educacional. Por ello la educación virtual o a distancia ha jugado un papel fundamental para la continuidad de la formación del estudiantado(Sanz, Artola and Salazar, 2019)(Chen, Zhang and Chen, 2020). Dentro de la educación virtual los recursos educativos juegan un papel fundamental (Terry and Terry, 2018).

Los recursos ducativos recursos son muy útiles desde el punto de vista de reutilización de los conocimientos, pues permiten reflejar en ellos multitud de temas y, lo más importante, cualquier persona puede hacer un recurso educativo y brindar a los demás el conocimiento del que se ha apropiado (Camilleri and Camilleri, 2016). El diseño de recursos educativos es una tarea aparentemente sencilla, sin embargo, puede contener problemas que dificulten el objetivo para el que fueron creados. El instrumento de evaluación LORI plantea varios de estos problemas que pueden estar en la estructura, el orden de contenidos, la redacción, o los archivos multimedia (Begoña, Escofet and Marimó, 2016). Para el tratamiento de esos problemas de diseño se sugiere la utilización de patrones de diseño de recursos educativos.

En el ámbito educativo, los patrones de diseño de recursos educativos pueden aplicarse para solucionar problemas que surgen en el desarrollo de materiales de aprendizaje. Constituyen una guía para la elaboración de recursos que se basa en cada en una estructura que le permite contener la descripción de un problema, así como los procedimientos para darle solución, el contexto en el que debe aplicarse, entre otros aspectos. A pesar de su utilidad su búsqueda y consulta se hace compleja dado que existen pocas fuentes que brindan acceso abierto a los mismos.

En el Grupo de Tecnologías de Apoyo a la Educación de la Universidad de las Ciencias Informáticas se encuentra en desarrollo un proyecto titulado “Entorno para la Gestión de Patrones de Diseño EGPat” el cual constituye la unificación de un grupo de aplicaciones desarrolladas por Yasirys Terry González como parte de su tesis doctoral que facilitan la ampliación de patrones de diseño de recursos educativos. En dicho entorno se debe incluir servicios de detección automática de problemas en metadatos de recursos educativos, la creación y gestión de patrones de diseño, y la recomendación de patrones a un problema determinado (Hernández Aracil, Corona Prendes and Terry González, 2015)(Valdés Avilés, Terry González and Alfonso Azcuy, 2018)(Ferriol, Alay and Terry, 2018)(Terry, Estrada and Arteaga, 2016) (Arteaga, Terry and Vazquez, 2015).

Para la recomendación la aplicación propuesta inicialmente por Terry está sujeta a un grupo de restricciones que limitan su entorno de funcionamiento (Terry, Estrada and Arteaga, 2016). Una de estas restricciones es que el algoritmo solamente analiza patrones de diseño sin tener en cuenta las agrupaciones de los mismos las cuales pueden contribuir a solucionar problemas de mayor complejidad.

El algoritmo fue pensado inicialmente para funcionar como puente entre el sistema para la edición de recursos educativos CRODA y el repositorio de RODA permitiendo que del módulo de gestión de patrones que contiene el primero, se puedan recomendar patrones para los recursos educativos que almacena el segundo. Esta implementación limita las fuentes para el entrenamiento del algoritmo dado que solo utiliza el Módulo de Gestión de CRODA ignorando otras fuentes como *Peddagogical Pattern Projec*t, E-LEN y P-CELL.

Además, el sistema implementado no cuenta con mecanismos para aprovechar la información que puede brindar la interacción usuarios pudiendo esto constituir una forma eficiente para filtrar las recomendaciones propuestas. Realiza solo recomendaciones basadas en conocimiento sin aplicar ningún otro tipo de criterio de evaluación o de discriminación por lo que el algoritmo puede caer en análisis innecesario extendiendo absurdamente su tiempo de ejecución. Además, utiliza técnicas técnicas de procesamiento de texto implementadas manualmente diseñadas solo para analizar textualmente patrones en idioma español.

El objetivo de la presente investigación es la implementación de un algoritmo de recomendación de patrones de diseño en EGPat el cual obtenga patrones desde diferentes fuentes teniendo en cuenta las agrupaciones en que se presentan y aplique otros filtros basados en recomendación colaborativa llegando a lograr una hibridación.

**2. Metodología**

Durante el desarrollo de la investigación fueron utilizados métodos siguientes: análisis-síntesis, para el estudio de las fuentes bibliográficas existentes referente al tema, identificando los elementos más importantes y necesarios para dar solución al problema planteado; inductivo-deductivo, para el análisis de las principales formas de recomendación de información proveniente de diferentes fuentes, incorporando las más viables a la presente investigación; El histórico-lógico, con el fin de realizar un estudio de las fuentes en que se encuentran disponibles los patrones de diseño; modelación, para la representación explícita de la solución a través del flujo que conforma el módulo de recomendaciones dentro de EGPat, así como las ideas y definiciones y conceptos extraídos de las fuentes bibliográficas consultadas; análisis documental, en la consulta de la literatura especializada en las temáticas afines de la investigación.

Para avanzar en la investigación se hace necesario la comprensión de los conceptos de recursos educativos y patrones de diseño.

**2.1 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).

Son recursos interactivos y dinámicos, ya que presentan diferentes elementos multimediales como las imágenes, sonidos, videos, animaciones, entre otros. La innovación tecnológica ha permitido tener disponible una diversidad de recursos digitales para fines de aprendizaje. Es así como en la actualidad docentes y estudiantes acceden tanto a software educativo como a sitios web educativos, con la finalidad de fortalecer, mejorar y contextualizar sus prácticas educativas (Mishra, 2017) (Hidalgo Navarrete & Aliaga Zegarra, 2020).

**2.2 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, Ishikawa and Silverstein, 1977) (Alexander, Dawes and Ostwald, 2017) (Terry and Terry, 2018). 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.

Durante la investigación fueron encontradas un grupo de fuentes de las cuales se hace un análisis de fortalezas y debilidades en el campo del aprendizaje colaborativo. En la Tabla 2 se recogen los detalles respecto a los siguientes aspectos de disponibilidad *online,* libertad de uso, idiomas disponibles, tratamiento de agrupaciones y si posee o no un buscador

Buscar y recuperar información de estas fuentes es una tarea que puede complejizarse, por lo que con EGPat 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 EGPat un módulo para la recomendación de patrones de diseño. Para ellos se debe analizar también los conceptos y las clasificaciones de los sistemas remendadores.

|  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| **Fuente** | **Liberada** | **Disponibilidad online** | **Idiomas** | **Tratamiento de agrupaciones** | | **Buscador** |
| **Catálogos** | **Lenguajes** |
| Pedagogical Patterns Project PPP | SI | SI | Ingles |  | X | No |
| The Teacher Effectiveness for Language Learning (TELL) Project | SI | SI | Ingles |  | X | SI |
| E-LEN | Si | Si | Ingles/Español | X | X | No |
| E-Dilema / REPLIKA | No | Si | Ingles/Español | X | X | No |
| CRODA | SI | SI | Ingles/Español | X | X | Si |

Tabla 1. Estudio de fuentes para la obtención de patrones de diseño (Elaboración propia).

**2.3 Sistemas remendadores**

Los sistemas de recomendación intentan determinar qué productos o servicios más adecuados se basan en las preferencias y limitaciones del usuario. Con el fin de completar las tareas de computación, los sistemas de recomendación recogen del usuario sus preferencias, que se expresan explícitamente, por ejemplo, como calificaciones de los productos, o se deducen interpretando las acciones del usuario (Kulkarni and Rodd, 2020) (Bárbaro *et al.*, 2017) (Charnelli *et al.*, 2018)(Ricci, Rokach and Shapira, 2011).

Existen varias clasificaciones de los sistemas de recomendación:

**Filtrado colaborativo**: 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 (Cataldi, Salgueiro and Lage, 2018) (Bárbaro *et al.*, 2017) (Mendoza Olguín, 2019).

**Basado en contenido**: los objetos de interés se definen por sus características asociadas.(ACM, 2013)(Gómez Velasco, 2018).

**Basado en conocimiento**: intenta sugerir objetos basados en inferencias sobre las necesidades y preferencias de un usuario (Gálvez Lio, 1998) (Bárbaro *et al.*, 2017) (LÓPE1, 2019) (Oliveira, Reale and Martins, 2020).

**Sistemas Híbridos**: Son sistemas que combinan diferentes técnicas de recomendación para dar solución a un determinado problema (Ricci, Rokach and Shapira, 2011) (Gordillo, Barra and Quemada, 2017) (Khanal and Prasad, 2019). Tienen diferentes clasificaciones dentro de las cuales sobresale la cascada. La hibridación de cascada consiste en aplicar varios filtros en un orden donde cada filtro donde la salida de cada filtro es la entrada de otro.

Para la investigación del presente trabajo se tuvo en cuenta lo expuesto por (Kulkarni and Rodd, 2020),(Konstan and Riedl, 2012),(Charnelli *et al.*, 2018),(Liu *et al.*, 2018),(Kaur, Bedi and Gupta, 2018),(García Rodríguez, 2018) y (Bárbaro et al., 2017) que realizan estudios en el área de los sistemas recomendadores principalmente en el área de la educación. (Charnelli *et al.*, 2018). En función de ello se determinó que para 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 disponibles en las fuentes (Tabla 1) 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 la posible la información disponible en la fuente respecto a la interacción de los usuarios con los patrones y/o lenguajes descargados.

**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 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.

El módulo de recomendación implementa una solución en dos escenarios de actuación: uno que explicado por (Alfonso and LLull, 2021) se desencadena cuando el usuario ni esta autenticado por lo que no se puede acceder a su información. El otro ocurre cuando el usuario se encuentra autenticado permitiendo acceder a su información de perfil (Ilustración 2). En este caso se ejecuta una cascada de tres etapas de filtrado: dos de filtrado colaborativo con descarte por calidad percibida, y descarte por interacción de usuarios similares, y una de filtrado basado en conocimiento donde se aplican el procedimiento de un sistema basado en casos textuales (Funk, 2013).

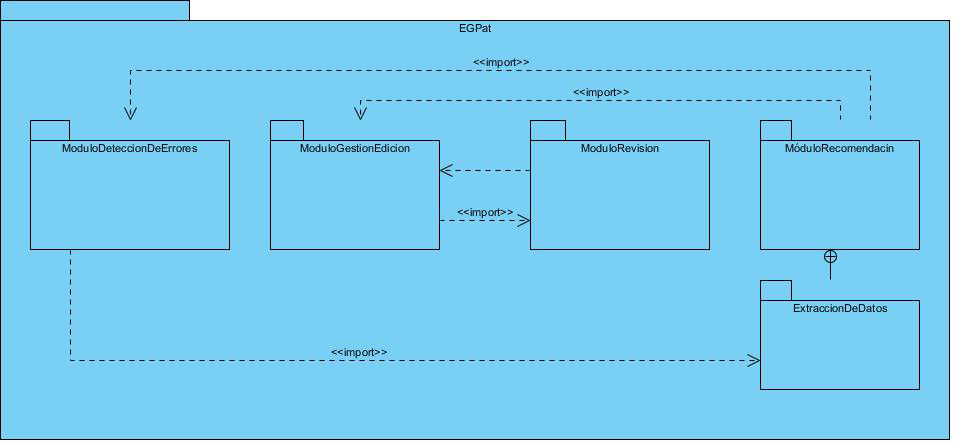


Ilustración 1. Diagrama de paquetes de la Arquitectura de EGPat (Elaboración Propia).

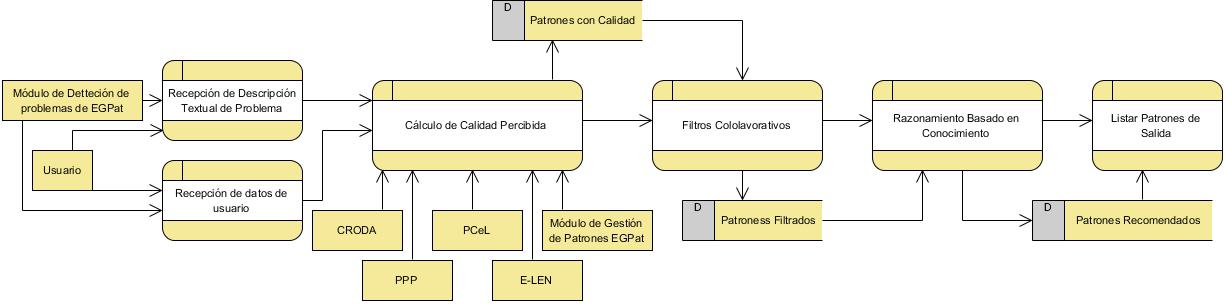


Ilustración 2. Flujo de datos del algoritmo de recomendación dentro de EGPat (Elaboración propia).

### **3.1 Descarte por calidad percibida por usuarios**

Para realizar la recomendación de patrones de diseño de recursos educativos es necesario gestionar información sobre los diferentes elementos básicos que maneja EGPat: los usuarios, los catálogos, los lenguajes, los patrones de diseño. Sobre los usuarios es necesario obtener información de tres parámetros: la descarga, la recomendación y la evaluación. La obtención de 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 en (Corrales Sánchez, Terry González and Alfonso Azcuy, 2018),(Fernando et al., 2011) y (Cañizares, 2012) y se calcula para aquellos lenguajes, patrones pertenecientes a un catálogo y patrones independientes seleccionados en la fase anterior y toma valores entre 0 y 1; se calcula de la siguiente forma:

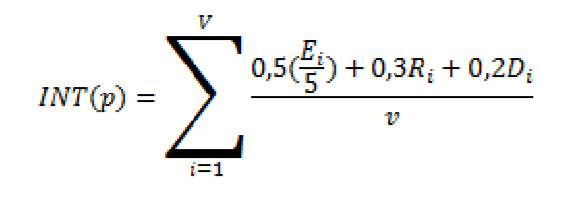


Ilustración 3. Ecuación de cálculo de calidad percibida (Corrales Sánchez, Terry González and Alfonso Azcuy, 2018).

Donde: v es la cantidad de veces que el patrón ha sido visualizado. E es la evaluación otorgada al patrón por el usuario en la visualización i, toma valor entero entre 1 y 5. En caso de que en la fuente original se utilice otra escala el valor es homologado a esta.

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 realizar el análisis de los patrones de Pedagogical Patterns se utiliza la proporción:

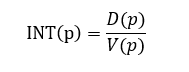


Ilustración 4. Proporción para analizar calidad en patrones provenientes de Peddagogical Patterns Project (elaboración propia).

Posterior al cálculo de calidad percibida se procede a realizar un cruce de referencias entre usuarios aplicando técnicas de filtrado colaborativo por similitud de usuarios.

**3.2 Descarte por interacción de usuarios**

Tras la aplicación del cálculo de calidad percibida, el conjunto de posibles patrones y lenguajes a recomendar queda acotado. Para mejorar la pertinencia de ese conjunto al problema planteado se realiza un análisis entre el perfil del usuario logueado con respecto a los perfiles de otros usuarios que hayan interactuado con los ítems presentes en el conjunto actual. Se toman para este proceso las matrices de visualizaciones, recomendaciones, evaluaciones y descargas aplicando el coeficiente de correlación de Pearson seleccionado en el capítulo anterior. La información se analiza de forma matricial donde las filas se corresponden con los usuarios y las columnas con los patrones y lenguajes.

Ilustración 5. Matrices de visualizaciones, recomendaciones, evaluaciones y descargas (Elaboración propia)

Para seguir este procedimiento se ejecutan los siguientes pasos:

**Establecer el valor de similitud entre el usuario activo y el resto de usuarios:**

En este paso se calcula el coeficiente de correlación de Pearson entre el usuario activo y el resto de los usuarios del sistema donde se toman como elementos de similitud cada uno de los valores representados de forma matricial de tal forma que la medida de similitud entre el usuario activo y otros usuarios es un vector de cuatro componentes (v,r,e,d) donde el valor de cada componente se corresponde con el resultado del cálculo de correlación en cada matriz. La media se corresponde con la media aritmética de un usuario sobre todos los patrones en los que haya coincidencia.

**Seleccionar un conjunto de usuarios que se usarán para la predicción:**

Una vez evaluados los usuarios se debe seleccionar el conjunto de los que serán tenidos en cuenta en la revisión. Para ello se aplica algoritmo de los K vecinos más cercanos K-NN. La similitud está representada por vectores de cuatro componentes por lo que para buscar se utiliza la distancia Euclidiana. Para ellos se decide ejecutar el algoritmo para todos aquellos usuarios con una similitud superior a un umbral de correlación de 0.6.

**Generación de predicciones:**

En esta etapa se busca determinar los ítems que podrían ajustarse al usuario actual teniendo en cuenta la salida del paso anterior. Para ello se aplica la predicción por suma media ajustada.

**3.3 Aplicación del razonamiento basado en conocimiento con un CBR Textual**

Para proceder a esta etapa se implementa un algoritmo basado en un CBR Textual donde la base de conocimiento la constituyen los patrones almacenados en EGPat y en las fuentes mencionadas en la tabla 1. Este procedimiento se divide en dos etapas: la recuperación de casos que se divide en los pasos de identificación de características y emparejamiento, y posteriormente la reutilización.

**Recuperación de casos. Identificación de características**

La identificación de características del problema puede simplemente consistir en el reconocimiento de sus descriptores de entrada. Se intenta comprender el problema dentro de su contexto (Russell and Norvig, 2010)(Oliveira, Reale and Martins, 2020). Para esto se utiliza la recuperación de información basada en la técnica de n-gramas contextuales (Torrejón Rodríguez and Martín Ramos, 2010).

Los n-gramas contextuales son el resultado de 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 (Torrejón Rodríguez and Martín Ramos, 2011).

Basado en estudios anteriores se decide modelar los n-gramas con n=3, ya que permite desambiguar los bigramas mediante la palabra inmediatamente anterior y posterior. Los trigramas no toman estas dos únicas referencias posibles, sino que las amplían a las palabras pre-anterior y post-siguiente al bigrama, consiguiendo que su identificación no dependa exclusivamente de la monotonía de conservación del texto original, triplicando las oportunidades para su identificación.

Para conseguir que el n-grama contenga la mejor definición de la esencia del contexto y sea especialmente útil para comparar dos textos, se llevan a cabo cinco pasos: la conversión a minúsculas es una práctica común, la eliminación de las palabras vacías conocidas también como stopwords, eliminación de palabras de un solo carácter, reducción a la raíz (stemming) de las palabras y combinación interna de los tokens del n-grama.

Un ejemplo de extracción de n-gramas contextuales de la siguiente frase: “En un lugar de la mancha de cuyo nombre no quiero acordarme”, se extraen los siguientes n-gramas con n=3:

lugar\_mancha\_nombre mancha\_nombre\_querer acordar\_nombre\_querer lugar\_mancha\_querer acordar\_mancha\_nombre lugar\_nombre\_querer acordar\_mancha\_querer.

**Recuperación de casos. Emparejamiento**

La tarea de emparejamiento es un proceso en el cual se recupera un conjunto de posibles candidatos(Oliveira, Reale and Martins, 2020)(Recio, no date)(Funk, 2013)(Russell and Norvig, 2010). La búsqueda de un conjunto de casos posibles semejantes al problema que se desea resolverse hace usando los descriptores del problema (características de entrada) como índices a la memoria de casos.

Se dispone de una base de casos de patrones de diseño que ha pasado por varios filtros explicados previamente. Los casos están descritos en forma de texto y la descripción incluye el problema que resuelve y la solución a este, además, la entrada que tendrá el módulo es un texto que describe un problema de un recurso educativo. Por ello se emplea un método de descripción por analogías que permite comparar un nuevo problema contra los problemas de los patrones almacenados ya revisados, o contra otros problemas ya resueltos.

Con el objetivo de determinar si el problema entrado s puede ser semejante al problema almacenado en la base de casos d se proponen dos medidas principales: semejanza (S) y contención(C). La medida de semejanza es útil cuando los conjuntos de n-gramas a comparar provienen de textos de longitud equiparable. Considerando un problema s y uno de la base de casos d, la semejanza se define por medio de la ecuación:

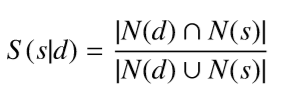


Ilustración 6. Ecuación de la medida de semejanza.

Donde 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 algoritmo contencion(). La contención se deﬁne por medio de la ecuación:

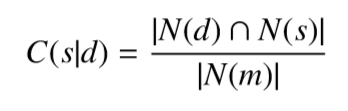


Ilustración 7. Ecuación de contención.

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 trigrama de mayor tamaño. Para la selección de los catálogos semejantes al patrón de diseño de recursos educativos se tomó como índice para los métodos semejanza() y contencion(), valores iguales o superiores a 0.8 y 0.5 respectivamente, estos índices fueron deﬁnidos por expertos en las investigaciones precedentes (Arteaga, Terry and Vazquez, 2015) (Terry, Estrada and Arteaga, 2016). Tanto la semejanza como la contención son valores dentro del intervalo [0,1]. Es necesario definir un umbral dentro de este intervalo tal que, al ser superado, se considere que el texto entrado por parámetro es semejante al texto de la base de casos, o esté contenido en él dependiendo de la ecuación que se utilice. El umbral definido para la investigación es de 0.8 para la semejanza y para la contención es de 0.5.

**Reutilización**

Después de haber realizado una búsqueda relativamente exhaustiva sobre el conjunto de casos para extraer aquellos casos que presentasen más características en común, ha llegado el punto en que será necesario seleccionar de este conjunto de candidatos aquel o aquellos casos más propensos a ser una buena solución para el problema. En el proceso de selección para reutilización los casos son ponderados según su nivel de similitud con el problema inicial, permitiendo ordenarlos para resultar futuros candidatos finales. Otros criterios que se utilizan para la selección es el discriminar el hecho de que alguna característica determinada no sea igual.

Es importante que los casos resultantes de la selección sean lo suficientemente similares a los objetivos requeridos por el problema, ya que, si el proceso no es todo lo adecuado que se desea, en siguientes pasos los resultados que se obtendrían no serían tan buenos como los esperados. La reutilización de los casos recuperados se fundamenta básicamente en dos aspectos: las diferencias entre el caso recuperado de la base de conocimientos y el nuevo caso y la parte del caso recuperado de la base de conocimiento que puede ser utilizado en el nuevo caso. Se implementa n algoritmo que utiliza las funciones de semejanza y contención y además aplica K-NN para K=10.

**Validación del Algoritmo**

Para validar la propuesta de la presente investigación se tiene en cuenta los principales aspectos que debe mejorar para la gestión de patrones: el tiempo que tarda un usuario en buscar y seleccionar un patrón y la complejidad asociada a este procedimiento. Para ello fue aplicada la técnica de Iadov (Zelkowitz, 2008) a un total de 100 usuarios de los cuales 60 mostraron un máximo de satisfacción, 20 más satisfechos que insatisfechos, 10 no definidos o contradictorios, 10 más insatisfechos que satisfechos y ninguno con total insatisfacción. Estos resultados aportaron un índice de satisfacción grupal de 0.65 el cual es favorable de acuerdo a la escala de Iadov.

Fueron realizadas además pruebas de experimentación offline (‘Pertinencia y validación de la ciencia’, 2009) donde se asumieron como métricas la precisión, exhaustividad, utilidad de vida y confianza de las recomendaciones realizadas por el mismos Para ello fue utilizados el mismo conjunto de prueba antes mencionado. Como resultado se probó la capacidad del módulo para realizar recomendaciones confiables y exactas. Además de que logra reducir el tiempo y complejidad para el acceso y selección de un patrón de diseño.

**4. Conclusiones**

Con la presente investigación se logró implementar un algoritmo que ejecuta procedimientos de recomendación en cascada combinando cálculo de calidad percibida, análisis de interacción de usuarios y razonamiento basado en casos textuales. El algoritmo se nutre de varias fuentes diferentes por lo que cuenta con mayor campo de acción que soluciones precedentes. La implementación fue validada mediante la aplicación de la técnica de Iadov y pruebas de experimentación offline.

**5. Referencias bibliográficas**

1. ACM (2013) *ACM Recommender Systems community*, *PACM RecSys 2013*. Available at: http://recsys.acm.org/recsys13/%0D.
2. Alexander, C., Dawes, M. J. and Ostwald, M. J. (2017) ‘A Pattern Language : analysing , mapping and classifying the critical response’, *City, Territory and Architecture*, pp. 1–14. doi: 10.1186/s40410-017-0073-1.
3. Alexander, C., Ishikawa, S. and Silverstein, M. (1977) *A Pattern Language*. 2nd edn.
4. Alfonso, R. and LLull, L. A. (2021) ‘Módulo de recomendación de patrones de diseño para EGPat Design pattern recommendation module for the EGPat’, 15(2), pp. 118–137.
5. Arteaga, Y., Terry, Y. and Vazquez, A. (2015) *Sistema de recomendación de patrones de diseño para Recursos Educativos Abiertos*. Universidad de las Ciencias Informáticas Facultad.
6. Bárbaro, E. *et al.* (2017) ‘Arte Semantic recommendation systems : A State-of-the-Art Survey’, *Revista Cubana de Ciencias Informática*, 11(2), pp. 189–206.
7. Begoña, G., Escofet, A. and Marimó, M. (2016) ‘Los patrones de diseño como herramientas para guiar la práctica del profesorado’, *Revista Latinoamericana de Tecnología Educativa*, 15(3), pp. 11–26. doi: 10.17398/1695.
8. Camilleri, M. A. and Camilleri, A. C. (2016) ‘Digital Learning Resources and Ubiquitous Technologies in Education’, *Technology, Knowledge and Learning*. doi: 10.1007/s10758-016-9287-7.
9. Cañizares, R. (2012) ‘Repositorio de Recursos Educativos para las Instituciones de Educación Superior’.
10. Cataldi, Z., Salgueiro, F. and Lage, F. J. (2018) ‘Predicción del rendimiento de los estudiantes y diagnóstico usando redes neuronales’.
11. Charnelli, M. E. *et al.* (2018) ‘Sistemas Recomendadores aplicados en Educación’, pp. 234–237.
12. Chen, G., Zhang, Y. and Chen, N. (2020) ‘Learning, Design, and Technology’, *Learning, Design, and Technology*, (January). doi: 10.1007/978-3-319-17727-4.
13. Corrales Sánchez, N., Terry González, Y. and Alfonso Azcuy, R. (2018) *Sistema de recomendación de patrones de diseño de recursos educativos que incluye el tratamiento de agrupaciones y la calidad percibida por los usuarios*. Universidad de las Ciencias Informáticas.Facultad 4.
14. Fernando, M. *et al.* (2011) ‘DISEÑO DE UN SISTEMA DE RECOMENDACIÓN EN REPOSITORIOS DE OBJETOS DE APRENDIZAJE BASADO EN LA PERCEPCIÓN DEL USUARIO: CASO RODAS’, 21, pp. 51–72.
15. Ferriol, E., Alay, E. and Terry, Y. (2018) *Sistema para la gestión de catálogos y lenguajes de patrones de diseño de recursos educativos*.
16. Funk, P. (2013) ‘Textual CBR system using domain specific ontology’. Available at: www.idt.mdh.se/utbildning/exjobb/files/TR0600.pdf%0D.
17. Gálvez Lio, D. (1998) *Sistemas Basados en el Conocimiento. Especialización en Inteligencia Artificial.* Grupo de Investigación en Inteligencia Artificial Departamento de Ciencia de la Computación Facultad de Matemática, Física y Computación Universidad Central “Martha Abreu” de Las Villas.
18. García Rodríguez, I. (2018) *DEFINICIÓN E IMPLEMENTACIÓN DE UNA API REST PARA SISTEMAS DE RECOMENDACIÓN*. Universidad Autónoma de Madrid.
19. Gómez Velasco, M. (2018) *Sistemas de recomendación para una plataforma virtual de presupuestos participativos*. UNIVERSIDAD AUTONOMA DE MADRID, ESCUELA POLITECNICA SUPERIOR.
20. Gordillo, A., Barra, E. and Quemada, J. (2017) ‘A Hybrid Recommendation Model for Learning Object Repositories’, *IEEE LATIN AMERICA TRANSACTIONS*, 15(3), pp. 462–473.
21. Hernández Aracil, Y., Corona Prendes, R. A. and Terry González, Y. (2015) *SISDREA: SISTEMA BASADO EN CASOS PARA LA IDENTIFICACIÓN DE PROBLEMAS EN LOS DISEÑOS DE RECURSOS EDUCATIVOS ABIERTOS*. UNIVERSIDAD DE LAS CIENCIAS INFORMÁTICAS FACULTAD.
22. Kaur, J., Bedi, R. K. and Gupta, S. K. (2018) ‘Product Recommendation Systems a Comprehensive Review’, (6), pp. 1192–1195.
23. Khanal, S. S. and Prasad, P. W. C. (2019) ‘A systematic review : machine learning based recommendation systems for e-learning’, 40(3), pp. 56–59.
24. Konstan, J. A. and Riedl, J. (2012) ‘Recommender systems : from algorithms to user experience’, pp. 101–123. doi: 10.1007/s11257-011-9112-x.
25. Kulkarni, S. and Rodd, S. F. (2020) ‘Context Aware Recommendation Systems : A review of the state of the art techniques’, *Computer Science Review*, 37, p. 100255. doi: 10.1016/j.cosrev.2020.100255.
26. Liu, Q. *et al.* (2018) ‘of mouth and recommendation systems on online reading’, *Electronic Commerce Research*, (0123456789). doi: 10.1007/s10660-018-9312-0.
27. LÓPE1, J. F. (2019) ‘Plataforma de recomendación de contenidos para libros electrónicos inteligentes basadas en el comportamiento de los usuarios.’, *TECCIENCIA*, pp. 31–44.
28. Mendoza Olguín, G. (2019) ‘Métricas de similaridad y evaluación para sistemas de recomendación de filtrado colaborativo’, 7, pp. 224–240. doi: https://doi.org/10.36825/RITI.07.14.019.
29. Oliveira, E. M., Reale, R. F. and Martins, J. S. B. (2020) ‘A Methodological Approach to Model CBR-based Systems’, *Journal of Computer and Communications*, (September). doi: 10.5281/zenodo.4020633.
30. ‘Pertinencia y validación de la ciencia’ (2009), 34, p. 2009.
31. Recio, J. A. (no date) ‘Extending jCOLIBRI for Textual CBR’. Available at: http://home.cc.gatech.edu/ccl/uploads/47/jColibiri\_TCBR.pdf.
32. Ricci, F., Rokach, L. and Shapira, B. (2011) *Recommender Systems Handbook*.
33. Russell, S. and Norvig, P. (2010) *Artificial Intelligence. A moderm Approach*.
34. Sanz, C., Artola, V. and Salazar, N. (2019) ‘Tecnologías emergentes y modelos de interacción avanzados para contextos educativos’, pp. 992–997.
35. Terry, L. M. and Terry, Y. (2018) ‘COLLABORATIVE WORK DURING THE PRODUCTION OF DESIGN PATTERNS OF EDUCATIONAL RESOURCES’.
36. Terry, Y., Estrada, V. and Arteaga, Y. (2016) ‘REP: Sistema para recomendación de patrones de diseño de Recursos Educativos Abiertos’, *E-Ciencias de la Información*, 47(1), pp. 3–8.
37. Torrejón Rodríguez, D. and Martín Ramos, J. M. (2010) ‘Detección de plagio en documentos. Sistema externo monolingüe de altas prestaciones basado en n-gramas contextuales’.
38. Torrejón Rodríguez, D. and Martín Ramos, J. M. (2011) ‘N-gramas de Contexto Cercano para mejorar la Detección de Plagio’.
39. Valdés Avilés, A., Terry González, Y. and Alfonso Azcuy, R. (2018) *Sistema basado en casos para la detección de problemas en el diseño de los recursos educativos digitales versión 2.0*.
40. Zelkowitz, M. V (2008) ‘The Journal of Systems and Software An update to experimental models for validating computer technology’, pp. 6–9. doi: 10.1016/j.jss.2008.06.040.