

Sistema de detección de emociones para la recomendación de recursos educativos

System of emotions detection for the recommendation of educational resources

Agustín Job Hernández Montes¹, Raquel Vasquez Ramirez², Giner Alor Hernández ³ , Beatriz Alejandra Olivares Zepahua⁴ , Guillermo Cortés Robles⁵ , Ignacio López Martínez⁶ 

División de Estudios de Postgrado e Investigación, Instituto Tecnológico de Orizaba,
Avenida Oriente 9 No. 852 Col. Emiliano Zapata
Orizaba, Veracruz, México, Orizaba
1agus_job@hotmail.com, 2omeg_22@hotmail.com, 3galor@itorizaba.edu.mx
4bolivares@ito-depi.com, 5gc_robles@hotmail.com, 6nachouno@hotmail.com

PALABRAS CLAVE:

Análisis de sentimientos, computación afectiva, sistemas de recomendación

RESUMEN

Actualmente existen diversos repositorios de recursos educativos los cuales brindan apoyo a los estudiantes en el proceso de enseñanza-aprendizaje. No obstante uno de los problemas que se les presentan a los estudiantes al hacer búsquedas específicas de recursos en diferentes repositorios es que se encuentran con un gran número de resultados y en ocasiones pierden demasiado tiempo para seleccionar un recurso o no encuentran lo que necesitan. En este trabajo se presenta EmEdRe un sistema de recomendación de recursos educativos basado en técnicas de computación afectiva que permite localizar recursos educativos con base en un análisis de los sentimientos del estudiante haciéndolo adaptable a las necesidades del usuario.

KEYWORDS:

Sentiments analysis, affective computing, recommendations system

ABSTRACT

In the actuality exist different repositories of educational resources and these provide support to the students in the teaching-learning process. However one of the problems that students have is when they need to do a specific search in different repositories the problem is student have a much number of results and sometimes they lose much time for select a resource or maybe they dont find what they need. In this proyect we present EmEdRe a recommendation system of educational resources based in tecnics of affective computing that permite to the student find educational resources based in analysis of student sentiments making the recommendations more customizable to the student needs.

Recibido: 31 de julio de 2015 • Aceptado: 28 de noviembre del 2015 • Publicado en línea: 29 de febrero del 2016

1 INTRODUCCIÓN

El crecimiento exponencial de información en la Web dificulta la exploración e identificación de recursos que satisfagan las necesidades de un usuario, en los últimos años han surgido repositorios de recursos educativos como apoyo a los estudiantes con deficiencias en conocimiento [1]. Desafortunadamente en ocasiones es necesario buscar en diversos repositorios ya que uno solo no es suficiente para encontrar los recursos que el estudiante necesite, este puede tomar demasiado tiempo y no alcanzar el objetivo deseado el cual es encontrar diversos recursos que deben cubrir las demandas de una materia o tema en específico que el estudiante necesite. Los sistemas de recomendación son herramientas que generan sugerencias sobre un determinado objeto de estudio, a partir de las preferencias y opiniones dadas por otros usuarios [2]. El filtrado colaborativo basa sus recomendaciones sobre las calificaciones o el comportamiento de otros usuarios en el sistema, esta técnica asume que si a un grupo de usuarios les gustan las mismas cosas que el usuario activo "X" por lo tanto al usuario "X" es probable que le gusten las cosas que todavía no ha visto de aquellos usuarios [3]. Los sistemas de recomendación han tenido un fuerte impacto en diferentes áreas como son medicina, entretenimiento, comercio electrónico, educativa entre otras [4] [5].

Los sentimientos son el resultado de las emociones y significan un estado de ánimo afectivo que se presenta en una persona, las emociones son expresiones psicofisiológicas, biológicas y de estados mentales, también se pueden definir como adaptaciones del individuo a estímulos provocados por el entorno, se ha demostrado que las emociones afectan en la mayoría de las actividades humanas entre las cuales están la creatividad, la toma de decisiones y la comunicación [6]. En lo que respecta al análisis de sentimientos, se hace uso de la computación afectiva la cual es de suma importancia en el desarrollo de EmEdRe permitiendo que el estudiante se sienta más cómodo adaptando las recomendaciones a su estado de ánimo. La Computación Afectiva (Affective Computing) es una disciplina de la Inteligencia Artificial que intenta desarrollar métodos computacionales orientados a reconocer emociones humanas y generar emociones sintéticas [7].

Para la solución a estos problemas se presenta EmEdRe, la importancia que tiene el desarrollo de este sistema es brindar al estudiante un apoyo para la búsqueda de recursos educativos de diversos re-

positorios permitiendo ahorrarse tiempo y además haciendo dichas recomendaciones a partir de su estado de ánimo mediante un análisis de sentimientos.

Este documento está estructurado de la siguiente manera, en la Sección 2 se presenta el estado del arte referente a los diversos trabajos relacionados con los sistemas de recomendación y computación afectiva. En la sección 3 se describe la arquitectura del sistema EmEdRe. En la sección 4 se presentan el proceso de generación de recomendaciones. En la Sección 5 se presenta un caso de estudio generación de recomendaciones de recursos educativos. En la Sección 6 se presentan las evaluaciones, finalmente en la Sección 7 se presentan las conclusiones y trabajo a futuro.

2 ESTADO DEL ARTE

A continuación se presenta una revisión del estado del arte sobre los trabajos relacionados con los sistemas de recomendación y computación afectiva.

2.1 SISTEMAS DE RECOMENDACIÓN APLICACIONES Y ENFOQUES

En [8] se propuso un enfoque de aprendizaje móvil de idiomas basado en recomendaciones personalizadas. El sistema de aprendizaje móvil proporcionaba un mecanismo de recomendación de material EFL (Inglés como Lengua Extranjera) de lectura para guiar a los estudiantes a leer los artículos que se ajusten a sus preferencias y niveles de conocimiento teniendo de referencia los gustos de los demás estudiantes. En [9] se desarrolló PBRcS, un sistema de recomendación de libros basado en las interacciones sociales e intereses personales para sugerir libros a los usuarios. PBRcS está basado en las amistades establecidas en LibraryThing, para generar sugerencias más personalizadas dependiendo de las amistades del usuario. En [10] [11] se presentaron estudios y una descripción acerca de las técnicas y tipos de filtrado colaborativo. Adicionalmente se presenta también un análisis de los algoritmos y métricas ocupadas en el filtrado colaborativo que permiten el desarrollo de sistemas de recomendación.

2.2 IMPLEMENTACIÓN DE TÉCNICAS DE COMPUTACIÓN AFECTIVA

En [12] se presentó un estudio realizado a la importancia que tiene la computación afectiva en la

educación a distancia y se presentaron algunos estudios realizados al aprendizaje de los estudiantes por medio de la obtención de emociones mediante el reconocimiento facial, fisiológico y auditivo lo cual permitía ajustar las clases y maestros observando los resultados de sus emociones adaptando clases a los gustos del estudiante. En [13] se desarrolló un juego con varios niveles de dificultad que utiliza material de aprendizaje adaptativo, los niveles del juego están desarrollados para adaptarse a la habilidad de cada estudiante haciendo uso de emociones faciales. El juego identifica a través de los gestos del usuario el nivel de dificultad para adaptarlo a cada estudiante. En [6] [14] se presentaron sistemas tutores inteligentes STI para el aprendizaje de números naturales de 3er grado y capacitación para operadores de sistemas eléctricos, los STI eran configurados por expertos en la materia para lograr una enseñanza optima a los estudiantes y operadores, permitiendo así mediante técnicas de computación afectiva adaptarse al entorno a través de la detección de gestos y así determinar si el usuario estaba comprendiendo, los STI se adaptan a lo que los usuarios necesitan para que la comprensión de los diferentes temas que se representaban fuera mas sencilla.

Mediante estas investigaciones se obtuvo una idea mas clara de cómo trabajan los sistemas de recomendación con el filtrado colaborativo y la computación afectiva en el ámbito educativo y se determinó que hasta el momento no hay una herramienta que integre estas dos tecnologías, con estas tecnologías se logran recomendaciones mas precisas y adaptables a las necesidades del usuario mediante la detección de sentimientos.

3 EMEDRE: ARQUITECTURA

EmEdRe (Emotional Education Recommendation) es un sistema de recomendación basado en filtrado colaborativo y computación afectiva. El objetivo de este sistema es realizar recomendaciones de recursos educativos permitiendo al usuario ahorrarse tiempo en la búsqueda de material que sea de ayuda para cubrir sus necesidades.

3.1 DESCRIPCIÓN DE LA ARQUITECTURA

La arquitectura de EmEdRe está diseñada en 3 capas para organizar los componentes y distribuir las tareas y funcionalidades, los componentes están desarrollados a

partir de las necesidades que se identificaron a lo largo del desarrollo del proyecto. La arquitectura se muestra en la figura 1. Cada capa contiene componentes que tienen funciones específicas las cuales se explican a continuación:

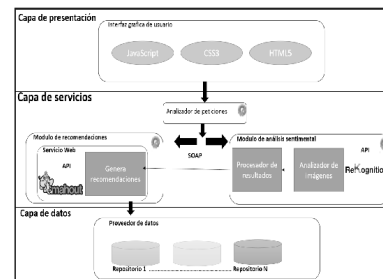


Figura 1 Arquitectura de 3 capas sistema EmEdRe.

Capa de presentación: Esta capa presenta un conjunto de interfaces con las que cuenta EmEdRe las cuales se desarrollaron en HTML5, CSS3, JavaScript. Esta capa es la que permite al usuario interactuar con el sistema permitiendo hacer búsqueda de los recursos educativos y presentando la información organizada.

Capa de servicios: Esta capa está formada por 2 módulos, el primer módulo llamado análisis sentimental contiene la API de Rekognition que permite obtener datos sobre la imagen de un rostro, dejando saber al analizador de imágenes el estado de ánimo del estudiante, los datos de cada foto tomada se envían al procesador de resultados donde se obtiene un promedio de los sentimientos analizados. El segundo módulo llamado recomendaciones es donde se encuentra la API de Apache Mahout que se ocupa de procesar los datos obtenidos por el módulo de análisis sentimental y aplicar los algoritmos necesarios para hacer la recomendaciones. Este módulo está encapsulado en un servicio Web en Java el cual se invoca mediante el protocolo SOAP desde un sistema Web desarrollado en PHP para realizar dichas operaciones y obtener un resultado, el analizador de peticiones es el encargado de dirigir al módulo correspondiente dependiendo si el usuario tiene Webcam y se tomaron las fotos, se envían al módulo de sentimientos o en caso contrario al módulo de recomendaciones.

Capa de datos: Esta capa contiene los diversos repositorios en donde están contenidos los recursos educativos con los cuales trabaja EmEdRe.

4 PROCESO DE OBTENCIÓN DEL SENTIMIENTO

En este punto se presenta el proceso de obtención del sentimiento en específico del sistema EmedRe de un usuario mientras ocupa un recurso educativo, como se observa en la figura 2.

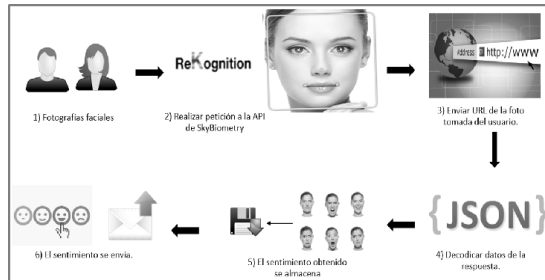


Figura 2 Proceso de detección de emoción

1. Cuando el estudiante está ocupando un recurso educativo y accedió a ocupar su Webcam se toman fotos cada 5 segundos, buscando obtener las facciones de su rostro, dicha fotografía se sobrescribe en el servidor cada vez que se toma foto, la foto será almacenada con el nombre "img" concatenado al id del usuario en formato jpeg.

2. Al tener dicha foto en el servidor se hace una llamada a la API de Rekognition mediante el Id y Key secret que la plataforma te asigna.

3. Una vez realizada la petición a la API se envía la URL de donde se encuentra la imagen en el servidor para que se proceda a obtener los datos la foto analizada.

4. Los resultados que regresa la API los devuelve en formato JSON, los cuales se tiene que decodificar y acceder a cada uno de ellos por separado, esta es la información que se necesita para obtener el sentimiento.

5. Una vez decodificado la información en JSON que devolvió la API el sentimiento obtenido se almacena.

6. Para finalizar el sentimiento es enviado al componente de recomendaciones en donde se procederá a tratar la información para generar las recomendaciones.

5 PROCESO DE GENERACIÓN DE RECOMENDACIONES

En la Figura 3 se presenta el proceso de generación de recomendaciones y se explican cada uno de los pasos involucrados.

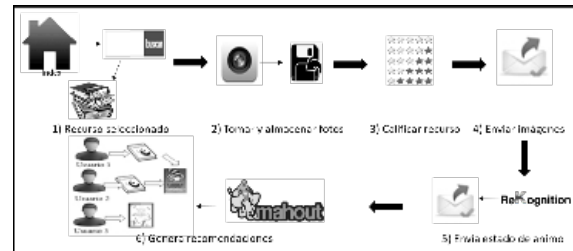


Figura 3 Proceso de recomendación.

1) El usuario accede a la interfaz de EmEdRe para hacer una búsqueda de un recurso introduciendo un criterio. De los resultados obtenidos selecciona el recurso educativo que se adapte más a lo que necesita.

2) En el transcurso de tiempo en el que observa el recurso hasta el cierre de la ventana donde se encuentra, se toman diversas fotos de la cara del usuario con la Webcam y se almacenan para enviarse al módulo de análisis de sentimientos (solicitando permisos para dichas fotos). En el caso de que el usuario no disponga de una Webcam se omite este paso.

3) El usuario realiza la calificación del recurso que acaba de utilizar de acuerdo a su criterio.

4) Las imágenes se envían al módulo de análisis de sentimientos.

5) Se analizan las fotografías del usuario mediante la API de Rekognition la cual permite conocer el estado de ánimo del usuario y se envían los resultados al módulo de recomendaciones [15].

6) En el módulo de recomendaciones se procesa la información obtenida por el módulo de análisis de sentimientos y por la calificación que el usuario otorgó al recurso educativo. Mediante el uso de la API de Apache Mahout el filtrado colaborativo ocupará una técnica basada en memoria ya que se emplean métricas de similitud para saber la semejanza entre un conjunto de usuarios y realizar las recomendaciones [16].

6 INTEGRACIÓN DEL ANÁLISIS SENTIMENTAL EN EL PROCESO DE GENERACIÓN DE RECOMENDACIONES

La manera en que se integró la computación afectiva realizando un análisis sentimental mediante la API de Rekognition con los sistemas de recomendación haciendo uso del filtrado colaborativo mediante la API de Apache Mahout, lo cual consistió en un etiquetado de los recursos educativos en la base de datos de manera que al identificar un sentimiento esté relacionado

con una serie de etiquetas que sean de manera lógica las más indicadas en relación con el estado de ánimo identificado, la manera en que se realizó el etiquetado de los recursos y se relacionó con los estados de ánimo se observa en la siguiente tabla 1.

Tabla 1 Etiquetado de recursos y relación con el estado de ánimo.

Estado de ánimo del usuario	Etiquetas soportadas
Happy (Feliz)	Interesante, Aburrido, Útil, Divertido, Dinámico, Inútil, Antiguo, Moderno, Ligero, Pesado
Sad (Triste)	Divertido, Dinámico, Moderno, Ligero, Interesante
Angry (Enojado)	Ligero, Útil, Interesante
Surprised (Sorprenido)	Antiguo, Moderno, Ligero, Pesado, Interesante, Dinámico
Disgusted (Disgustado)	Divertido, Dinámico, Moderno, Ligero, Interesante
Scared (Asustado)	Ligero, Útil, Interesante
Neutral (Neutral)	Interesante, Aburrido, Útil, Divertido, Dinámico, Inútil, Antiguo, Moderno, Ligero, Pesado

Los sentimientos captados se relacionaron con una serie de etiquetas que a su vez fueron relacionadas con los recursos educativos en la base de datos, los recursos educativos fueron asociados a 3 etiquetas, y con esto se realizó la integración del análisis sentimental con la generación de recomendaciones dicha integración se realizó de la siguiente manera, sin antes aclarar el siguiente punto el cual trata sobre el arranque en frío, el arranque en frío se refiere en los sistemas de recomendación al problema que se tiene al realizar sugerencias al usuario cuando el sistema es nuevo o el usuario activo también lo es, en lo que se refiere a este problema, el sistema no tiene la información necesaria para realizar recomendaciones al usuario activo nuevo, no presenta sugerencias hasta que se tenga un perfil del usuario en otras palabras que se tenga la información suficiente para poder aplicar los algoritmos necesarios y presentar dichas recomendaciones, EmEdRe mediante el etiquetado de los recursos educativos y la relación que se tiene con los sentimientos se solucionó este problema permitiendo que si el usuario activo se acaba de registrar se le generen recomendaciones por sus estado de ánimo permitiendo así que no se quede sin recomendación alguna, a su vez en caso de que el usuario no permita el uso de su cámara Web las recomendaciones se realizan mediante el filtrado colaborativo solamente, y en caso de que el usuario acepte ocupar su cámara Web se realiza primero el filtrado colaborativo y a esas

recomendaciones se les aplica el filtro del etiquetado de recursos dependiendo de su estado de ánimo con esto se obtendrán recomendaciones con un nivel de personalización más alto.

7 CASO DE ESTUDIO: GENERACIÓN DE RECOMENDACIONES DE RECURSOS EDUCATIVOS

En esta sección se presenta un caso de estudio como prueba de concepto de EmEdRe. El caso de estudio presenta el funcionamiento del sistema de recomendación EmEdRe mostrando las recomendaciones que se brindaron a un estudiante que ingreso un criterio de búsqueda de la asignatura de matemáticas, en la figura 4, se presentan los resultados, y un tagcloud con los criterios de búsqueda más regulares de recursos educativos.



Figura 4 Resultados que presenta EmEdRe.

En la figura 5, se presenta una descripción general del recurso educativo seleccionado por el usuario incluyendo una URL para acceder al contenido del recurso. Después de que el estudiante ingresa al contenido del recurso, se llevan a cabo las operaciones anteriormente descritas en el proceso de generación de recomendaciones, el estado de ánimo ocupa un factor importante en las recomendaciones de EmEdRe ya que con éste se conoce de manera clara si el recurso satisface o no al usuario, así como también las emociones en concreto del estudiante las cuales son: feliz, triste, sorpresa, enojo, neutral, espanto y disgusto; éstas son todas las emociones que se identifican con la API de Rekognition.

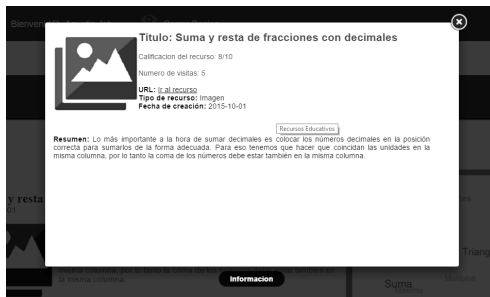


Figura 5 Información general del recurso

En la figura 6 se presenta un ejemplo gráfico de la forma de trabajar de la API de Rekognition y la información que presenta, dicha información es recolectada después de procesar las fotos mediante la API haciendo llamadas desde el módulo de análisis sentimental. La información se presenta en formato JSON (JavaScript Object Notation) y esta se recolecta para determinar el sentimiento del usuario y se envía al módulo de recomendaciones.



Figura 6 Ejemplo uso de la API de Rekognition.

En la figura 7 se observa como el estudiante hace uso de un recurso educativo de tipo imagen y su imagen la cual es tomada mediante la cámara Web cada 10 segundos, dicha fotografía se sobrescribe en el servidor y la última fotografía capturada es la cual se ocupa para que mediante la API de Rekognition presente la información necesaria.

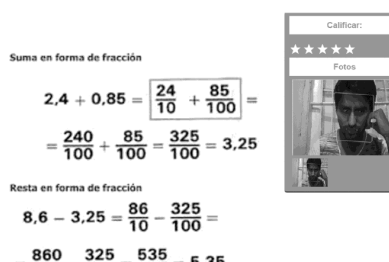


Figura 7 Presentación de un recurso educativo de tipo imagen

En este caso en concreto se determinó mediante el análisis sentimental que el estudiante presentaba un estado de ánimo de enojo y confusión por lo cual en la figura 8, se presentan tres recomendaciones realizadas al estudiante las cuales son materiales interactivos, ya que al presentar un estado de ánimo de molestia y confusión se pretende mejorar su estado de ánimo mostrando recursos interesantes e interactivos.



Figura 8 Recomendaciones para el estudiante y sentimiento captado.

8 EVALUACIÓN

Para evaluar los algoritmos de filtrado colaborativo que contiene la API de Apache Mahout se realizó el cálculo de "Precisión" y "Recall" (Exhaustividad) del dataset Book-Crossing el cual contiene las calificaciones que varios usuarios han dado a diversos libros, este cuenta con 278858 usuarios, 1149780 calificaciones que han dado los usuarios a los libros y 271379 libros. La Precisión se entiende como la probabilidad de que un elemento seleccionado sea relevante o no y el Recall se entiende como la probabilidad de que sea seleccionado un elemento relevante. Las fórmulas para calcular cada una de estas evaluaciones se muestran a continuación:

Precisión = $\frac{\text{recursos relevantes}}{\text{recursos recuperados}}$

Exhaustividad = $\frac{\text{recursos relevantes}}{\text{recursos recuperados}}$

La evaluación se realizó obteniendo los datos que arrojaban las diferentes métricas que son correlación de Pearson, coseno, distancia Euclidiana, haciendo pruebas de búsqueda de un libro de un usuario en específico, se hicieron las mismas búsquedas con las distintas métricas de similitud y a partir de esto se le realizaron las recomendaciones pertinentes.

Con esto se permitió conocer la “precisión” de las recomendaciones y el “recall” de cada métrica utilizada.

Cabe hacer mención que sin las métricas de similitud entre usuarios las recomendaciones no tendrían sustento. Por esta razón, es de suma importancia tener estas métricas que permitan al sistema conocer las similitudes de los gustos entre los usuarios y así permitir realizar las recomendaciones [17]. Los datos ocupados son todos de tipo numéricos y para realizar las evaluaciones correspondientes se ocuparon: el id del usuario, el id del libro y la calificación que el usuario dio al libro. Con esto se observa en la figura 9 los resultados obtenidos de cada métrica de similitud, donde se encontró que la métrica que dio mejores resultados fue la correlación de Pearson.

La correlación de Pearson es un número entre -1 y 1 que mide la tendencia entre dos series de números, emparejados uno a uno, para moverse juntos. Esto quiere decir si la distancia entre un número con otro es larga el valor será -1 y entre más cercanos estén, el valor se acercará cada vez más a 1 [17]. Los resultados obtenidos muestran que la Correlación de Pearson obtuvo resultados más satisfactorios.

Así también la correlación de Pearson solo considera las asociaciones entre los estudiantes con mismos recursos vistos, en caso contrario no hace los cálculos ya que si los hiciera a pesar de no tener los mismos recursos vistos se daría una información menos precisa por la falta de datos entre los usuarios lo cual disminuiría la precisión de las recomendaciones.

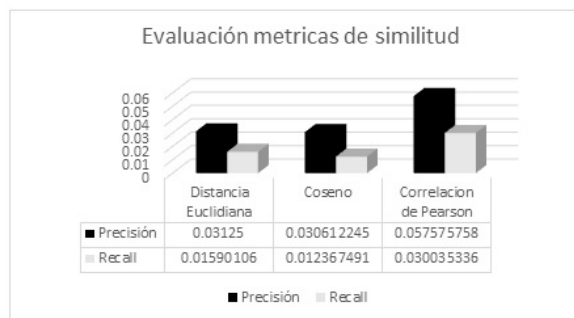


Figura 9 Evaluaciones de las métricas de similitud.

Uno de los inconvenientes de la distancia Euclidiana es que es sensible a las unidades de medida de las variables esto se refiere a que las diferencias entre los valores altos de los datos contribuirán en mucha mayor medida que las diferencias entre los valores de las variables con valores bajos y esto da como consecuencia de ello los cambios en la escala que determinarán también cambios en la distancia entre los

estudiantes presentando datos no tan precisos [18]. En el caso del Coseno no presenta alguna desventaja o algún inconveniente cabe mencionar que la implementación de esta métrica en la API de Apache Mahout presentan resultados bastantes semejantes a la de correlación de Pearson por lo cual en [17] se hace la recomendación de ocupar la métrica de correlación de Pearson.

9 CONCLUSIONES Y TRABAJO A FUTURO

En este trabajo se presentó EmEdRe el cual aporta una integración de tecnologías para realizar recomendaciones, en la actualidad no hay un sistema con estas características, se comprendió en el desarrollo de este sistema que en la actualidad la búsqueda de la precisión y ahorro de tiempo son muy importantes conociendo la cantidad de información tan extensa que se encuentre en la Web, así como también el uso de la computación afectiva sirve de ayuda para la toma de decisiones. Los resultados finales en el uso de las evaluaciones de “precisión” y “recall” mostraron que las recomendaciones del algoritmo de correlación de Pearson son más precisas que los demás algoritmos ya que se ajusta más a datos numéricos. Como trabajo a futuro se pretende desarrollar un módulo que permita diferenciar el estado de ánimo del estudiante después de la recomendación se plantea como una mejora al sistema.

10 AGRADECIMIENTOS

Este trabajo es apoyado por el Consejo Nacional de Ciencia y Tecnología (CONACYT), Tecnológico Nacional de México (TecNM) y la Secretaría de Educación Pública (SEP) a través de PRODEP.

REFERENCIAS

1. J. V. B. Aguila, «Distribución de conocimiento y acceso libre a la información con Recursos Educativos Abiertos (REA),» de La educación, 2010.
2. G. G. F. L. R. I. Beltrán Páez Germán, «Sistema Recomendador Basado En Filtrado,» 10 Julio 2015. [En línea]. Available: <http://www.enid.unal.edu.co/2012/memorias/fscommand/tecnologias/59.pdf>.
3. J. T. R. J. A. K. Michael D. Ekstrand, «Collaborative Filtering Recommender Systems,» 15 Julio 2015. [En línea]. Available: <http://files.grouplens.org/papers/FnT%20CF%20Recsys%20Survey.pdf>.
4. D. M. J. & O. D. A. Betancur, «Modelo para la recomendación y recuperación de objetos de aprendizaje en entornos virtuales de enseñanza/aprendizaje Recommendation and retrieval model of learning object in virtual environments for teaching/learning,» Revista Avances en Sistemas e Informática, vol. 6, nº 1, 2009.
5. M. M. & B. A. M. Castillejo, «El sistema GRADE para la toma de decisiones clínicas y la elaboración de recomendaciones y guías de práctica clínica,» Atención primaria, vol. 39, nº 9, pp. 457-460, 2007.
6. M. L. Z.-C. R. A.-O. M. G.-P. H. E. & M.-A. J. Barrón-Estrada, «Un tutor inteligente, afectivo y configurable para el aprendizaje de números naturales de 3er grado,» 2014.
7. E. & S. A. Causa, «La computación afectiva y el arte interactivo,» área Transdepartamental de Artes Multimediales, p. 52, 2007.
8. C.-K. H. G.-J. & C. C.-K. Hsu, «A personalized recommendation- based mobile learning approach to improving the reading performance of EFL students,» de Computers & Education, 2013.
9. M. S. C. N. & N. Y.-K. Pera, «Personalized Book Recommendations,» de WISE 2010 Workshops, 2011.
10. X. G. Y. L. Y. & S. H. Yang, «A survey of collaborative filtering based social recommender systems,» de Computer Communication, 2013.
11. S. M. G. Nieto, «Filtrado colaborativo y sistemas de recomendación. Inteligencia en Redes de Comunicaciones,» Madrid, 2007.
12. J. T. J. H. J. Y. F. & C. S. Liu, «Affective Computing Applications in Distance Education,» de In 2013 the International Conference on Education Technology and Information System, 2013.
13. H. Y. L. a. K.-S. C. Tzu-Wei Tsai, «An affective computing approach to develop the game-based adaptive learning material for the elementary students,» de In Proceedings of the 2012 Joint International , New York, 2012.
14. G. A.-F. L. E. S. y. M. Yasmín Hernández, «Comportamiento afectivo en sistemas de capacitación inteligente para operadores de sistemas electricos,» Computación Afectiva , vol. 2, nº 5, pp. 16-18, 2013.
15. Orbeus ReKognition, «Orbeus ReKognition API,» [En línea]. Available: Orbeus ReKognition API. [Último acceso: 18 Mayo 2015].
16. Apache, «Apache Mahout,» [En línea]. Available: <https://mahout.apache.org>. [Último acceso: 18 Mayo 2015].
17. R. A. T. D. E. F. Sean Owen, Mahout in Action, Manning, 2011.
18. «Introducción al análisis de clusters,» [En línea]. Available: <http://www.uv.es/ceaces/multivari/cluster/CLUSTER2.htm>. [Último acceso: 27 05 2015].
19. J. & S. C. Buder, «Learning with personalized recommender systems: A psychological view,» Computers in Human Behavior, 2012.
20. H. H.-C. C. K.-K. H. & Y.-M. H. Chia-Cheng, «A personalized auxiliary material recommendation system based on learning style on Facebook applying an artificial bee colony algorithm,» de Computers and Mathematics with Applications, 2012.
21. Y. G. X. H. J. M. J. L. R. Y. & X. W. Xu, «Combining social network and semantic concept analysis for personalized academic researcher recommendation,» de Decision Support Systems, 2012.
22. A. Z. E. S. M. S. R. J. S. C. S. T. y. o. Kaklauskas, «Recommender System to Analyze Student's Academic Performance,» de Expert Systems with Applications, 2013.
23. I. & G. N. Cearreta, «Aplicación de la Ontología Affinto para el Desarrollo de un Sistema de Conversación Emocional por Texto,».
24. A. G. L. G. Jorgue Hernández, «Emociones artificiales usando mecánica cuántica,» Computacion afectiva, vol. 2, nº 5, pp. 22-26, 2013.
25. O. S. O. R.-C. Paula N. Medina, «Desarrollo de un avatar animado con expresión de emociones basicas,» Computación Afectiva, vol. 2, nº 5, pp. 6-10, 2013.
26. E. P. C. & H. L. Herrera-Viedma, «Sistemas de recomendaciones: herramientas para el filtrado de información en Internet,».
27. V. Lungu, «A framework for developing embodied intelligent agents with affective behavior,» 2011.

Acerca de los autores



Estudiante de maestría del Instituto Tecnológico de Orizaba, obtuvo su licenciatura en el Instituto Tecnológico de Orizaba, sus principales áreas de interés son; técnicas de computación afectiva, desarrollo de sistemas de recomendación, desarrollo de sistemas Web, miembro del ACM estudiantil.



Giner Alor Hernández es Maestro y Doctor en Ciencias del Centro de Investigación y de Estudios Avanzados del I.P.N. Departamento de Ingeniería Eléctrica, Sección Computación. Es Profesor Investigador de la División de Estudios de Posgrado e Investigación del Instituto Tecnológico de Orizaba, es Miembro del Sistema Nacional de Investigadores ante CONACYT y Profesor con reconocimiento de Perfil Deseable ante PROMEP. Cuenta con 130 Publicaciones en Revistas con arbitraje estricto, Congresos Nacionales e Internacionales, es autor del libro, Methodologies, and Tools for Developing Rich Internet Applications, publicado por IGI Global Publishing y co-autor de 10 capítulos en Libro en editoriales de Prestigio.



Guillermo Cortés Robles es profesor investigador en el Instituto Tecnológico de Orizaba. Obtuvo su doctorado en sistemas industriales en el Instituto Nacional Politécnico de Toulouse, Francia. Se especializa en la gestión de la innovación y el desarrollo de sistemas de capitalización de experiencias, particularmente en la aplicación de la teoría TRIZ y el Razonamiento Basado en Casos. Actualmente es el secretario general de la Asociación Mexicana de TRIZ y el responsable técnico de la Red de Optimización de Procesos Industriales. Ha publicado artículos en diversas revistas indexadas y es autor de varias obras impresas. Ha sido el responsable técnico en la ejecución de más de 10 proyectos financiados por diversos organismos.



Beatriz A. Olivares Zepahua. Nació en Orizaba, Ver., el 30 de enero de 1971. Terminó la carrera de Ingeniería en Sistemas Computacionales en el ITESM-CEM, en Atizapán, Estado de México, México, en mayo de 1993; obtuvo el grado de Maestra en Comercio Electrónico en el ITESM-RUV, Fortín de las Flores, Ver., México, en diciembre 2006.

Trabajó en SOFTTEK de enero 1994 a septiembre 2003. Actualmente se desempeña como profesor investigador de la Maestría en Sistemas Computacionales del Instituto Tecnológico de Orizaba, en Orizaba, Ver., México; sus áreas principales de interés son el desarrollo de aplicaciones de Web Semántica y la Minería Web. Es miembro de la ACM.



Licenciado en Informática egresado del Instituto Tecnológico Orizaba 99', maestría en redes y telecomunicaciones por la universidad Cristóbal Colón 07'; Profesor de tiempo completo titular "C" del Instituto Tecnológico Orizaba, perfil deseable vigente a julio 2016, coordinador de servicios de red de la División de Estudios de Postgrado e Investigación 2009-2014.



Raquel Vásquez Ramírez estudiante de doctorado en el Instituto Tecnológico de Orizaba, obtuvo licenciatura y maestría en Ciencias de la Computación en el Instituto Tecnológico de Orizaba. Sus intereses de investigación incluyen sistemas de gestión de contenido, aprendizaje Sistemas de Gestión, Web 2.0, multi-dispositivo de contenidos educativos y computación en la nube. Es una IEEE y miembro del ACM estudiantil.