

**Evaluación del Sistema de Recomendación de Patrones Pedagógicos  
(SRPP) en cursos de Geometría Euclidiana**



**Tesis de Maestría**

**Esp. Orlando Rodríguez Buitrago**

**Director: Ph.D. (c) MSc. Carlos Alberto Cobos Lozada  
Universidad del Cauca**

**Asesor: Ph.D. Miguel Hugo Corchuelo Mora  
Universidad del Cauca**

**Universidad Tecnológica de Pereira  
Facultad de Ciencias  
Departamento de Matemáticas  
Maestría en Enseñanza de la Matemática – Énfasis en Matemática  
Computacional  
Pereira, Septiembre de 2012**

**NOTA DE ACEPTACIÓN**

---

---

---

---

---

---

---

---

---

Presidente del Jurado

---

Jurado

---

Jurado

## Tabla de Contenido

1	INTRODUCCIÓN.....	9
1.1	Planteamiento del problema .....	9
1.2	Justificación.....	12
1.3	Objetivos .....	14
1.3.1	Objetivo general .....	14
1.3.2	Objetivos Específicos .....	14
1.4	Resultados Obtenidos .....	14
1.5	Estructura de la monografía.....	15
2	CONTEXTO TEÓRICO.....	16
2.1	Patrones pedagógicos .....	16
2.1.1	Documentación de patrones .....	18
2.2	Relación entre modelo pedagógico y patrón pedagógico .....	21
2.3	Sistemas de recomendación .....	26
2.3.1	Recomendadores basados en contenido .....	27
2.3.2	Recomendadores colaborativos .....	28
2.3.3	Recomendadores híbridos.....	31
2.4	Evaluación de sistemas de recomendación.....	33
2.4.1	Métricas de exactitud predictiva .....	33
2.4.2	Métricas de exactitud en clasificación.....	34
2.5	Métricas de exactitud de ordenamiento .....	36
2.5.1	Correlación predicción-evaluación.....	37
3	SISTEMA DE RECOMENDACIÓN DE PATRONES PEDAGÓGICOS .....	38
3.1	Ontología de Patrones Pedagógicos (OntoPP) .....	38
3.2	Sistema de Recomendación de Patrones pedagógicos. SRPP .....	41
3.3	Modelo Híbrido Unificado de Recomendación .....	46
3.3.1	Preparación de los datos .....	47
3.3.2	Recomendación colaborativa del patrón pedagógico en contexto .....	49
4	EVALUACIÓN DEL SISTEMA.....	50
4.1	Evaluación de la Usabilidad.....	51
4.2	Evaluación preliminar de la precisión sin usuarios.....	51
4.3	Evaluación de la exactitud de la predicción .....	54

4.4	Evaluación de precisión sin usuarios .....	57
4.5	Evaluación del sistema con usuarios .....	59
4.6	Consideraciones sobre el sistema híbrido utilizado .....	67
4.6.1	Complejidad del sistema SRPP .....	68
4.6.2	Orden de la complejidad .....	68
4.6.3	Mejoras al modelo de srpp.....	69
5	CONCLUSIONES Y TRABAJO FUTURO .....	70
6	GLOSARIO Y BIBLIOGRAFÍA .....	72
6.1	Glosario .....	72
6.2	Referencias.....	74

## Índice de Figuras

Figura 1	Ejemplo de un Patrón Pedagógico según Bergin .....	21
Figura 2	Organización de los modelos pedagógicos .....	22
Figura 3	Patrones Pedagógicos en los modelos Tradicionales .....	23
Figura 4	Patrones Pedagógicos en los modelos Cognitivos.....	24
Figura 5	Patrones Pedagógicos en los modelos Cientificistas.....	25
Figura 6	Posible representación de las funciones de densidad para ítems relevantes y No-relevantes (Herlocker 2004) .....	36
Figura 7	Modelo General de OntoPP .....	39
Figura 8	Interfaz del docente para solicitar una recomendación de un patrón pedagógico .....	43
Figura 9	Interfaz del docente donde selecciona el patrón pedagógico recomendado ..	43
Figura 10	Arquitectura del Sistema .....	44
Figura 11	Pasos del proceso de recomendación .....	46
Figura 12	Estudiantes del curso Geometría Euclidiana de la Licenciatura en Matemáticas usando el sistema SRPP .....	59
Figura 13	Profesor De Geometría Euclidiana de la Universidad del Cauca Probando el Sistema SRPP .....	61

Figura 14 Promedio de los datos suministrados por los estudiantes del Curso Geometría Euclidiana Universidad del Quindío.....	63
Figura 15 Información que entrega el Sistema SRPP, sobre los estudiantes matriculados en el curso Geometría Euclidiana Universidad del Quindío .....	64
Figura 16 Información que entrega el Sistema SRPP, sobre el Estilo de aprendizaje de los estudiantes matriculados en el curso Geometría Euclidiana Universidad del Quindío .....	65
Figura 17 Información que entrega el Sistema SRPP, sobre un estudiante matriculado en el curso Geometría Euclidiana Universidad del Quindío .....	66
Figura 18 Resultado de la recomendación .....	67

## Índice de Tablas

Tabla 1 Ejemplo de patrones pedagógicos que soportan el aprendizaje activo .....	18
Tabla 2 Matriz de confusión con base en la cual se calculan los valores de recall y fallout para las gráficas ROC .....	35
Tabla 3.Valores de MAE para SRPP con conjuntos de datos MovieLens.....	56
Tabla 4 Promedio de los valores de MAE para comparar con otros modelos. ....	57
Tabla 5. Resumen de las evaluaciones de precisión realizado en SRPP.....	58
Tabla 6. Resumen de las Evaluaciones de Precisión realizadas a SRPP .....	60

## Lista de Ecuaciones

Ecuación 1 similitud basada en coseno .....	29
Ecuación 2 correlación de Pearson .....	29
Ecuación 3 Error Medio Absoluto.....	33
Ecuación 4 Error Medio Absoluto Normalizado .....	34
Ecuación 5 Error Medio Cuadrático.....	34
Ecuación 6 Proporción de verdaderos positivos .....	35

Ecuación 7 Proporción de falsos positivos.....	35
Ecuación 8 Correlación de Pearson.....	37
Ecuación 9 Normalización de valores numéricos de cardinalidad simple .....	47
Ecuación 10 Incluir registro en dimensión K.....	49
Ecuación 11 Distancia de cosenos.....	49
Ecuación 12 Cálculo del peso de las columnas .....	50
Ecuación 13 Predicción estándar Resnick .....	55

## **Dedicatoria**

Dedico esta tesis a toda mi familia.

A Mi madre Ana Elvia, por su comprensión y ayuda en momentos malos y menos malos. Me ha enseñado a encarar las adversidades sin perder nunca la dignidad ni desfallecer en el intento. Me ha dado todo lo que soy como persona, mis valores, mis principios, mi perseverancia y mi empeño, y todo ello con una gran dosis de amor y sin pedir nunca nada a cambio.

Para mi esposa Paola Andrea, a ella especialmente le dedico esta tesis. Por su paciencia, por su comprensión, por su empeño, por su fuerza, por su amor. Es la persona que más directamente ha sufrido las consecuencias del trabajo realizado. Realmente ella me llena por dentro para conseguir un equilibrio que me permita dar el máximo de mí. Nunca le podré estar suficientemente agradecido.

Para mis hijos, Samuel, Juan Sebastián, Diego Orlando y Julián. Por el tiempo que no les dedique y que son sin duda mi razón de ser y mis referentes para el presente y para el futuro.

A todos ellos,

Muchas gracias de todo corazón.

## **Agradecimientos**

A Dios por su compañía.

Agradezco sinceramente a mi director de Tesis, Candidato a Dr. Carlos Alberto Cobos Lozada, su esfuerzo y dedicación. Sus conocimientos, sus orientaciones, su manera de trabajar, su persistencia, su paciencia y su motivación han sido fundamentales para mi formación. Él ha inculcado en mí un sentido de perseverancia y rigor académico sin los cuales no podría tener una formación completa como investigador. A su manera, ha sido capaz de ganarse mi lealtad y admiración, así como sentirme en deuda con él por todo lo recibido durante el periodo de tiempo que ha durado esta Tesis de Maestría.

También agradezco los consejos recibidos a lo largo de los últimos años por mi compañera de trabajo, Yeny Leonor Rosero Rosero, profesores y estudiantes de las Universidades que permitieron realizar la investigación propuesta en esta tesis.

Para ellos,

Muchas gracias por todo.



## 1 INTRODUCCIÓN

### 1.1 Planteamiento del problema

La situación del profesor universitario, a diferencia de otros colectivos docentes, se caracteriza por no tener una formación específica como profesionales de la enseñanza. Su formación, en cuanto a la docencia se deriva de su propia experiencia, y en muchos casos, los profesores universitarios carecen de instrumentos didácticos que les permitan analizar y reflexionar sobre su labor como docentes, y todo lo que ello supone (García-Valcárcel 2001).

Las funciones del profesor universitario deben ser analizadas desde la concepción del mismo como un especialista de alto nivel dedicado a la enseñanza y miembro de una comunidad académica. Diremos que "el profesor universitario, en cuanto profesor, es una persona profesionalmente dedicada a la enseñanza, un profesional de la educación que necesariamente comparte con los profesores de otros niveles unas funciones básicas orientadas a que otras personas aprendan. En segundo lugar, es un especialista al más alto nivel en una ciencia, lo cual comporta la capacidad y hábitos investigadores que le permitan acercarse a, y ampliar, las fronteras de su rama del saber. En tercer lugar, es miembro de una comunidad académica, lo que supone la aceptación, y conformación de la conducta, a un conjunto específico de pautas, valores y actitudes que, de alguna manera, reflejan una determinada percepción de la realidad y caracterizan y dan sentido a una forma de vida" (De la Orden 1987).

Es así como las funciones del profesor universitario son varias y con diferente carga de dedicación, interés y prestigio. Los ámbitos básicos de su dedicación son: la docencia, la investigación y la gestión, siendo esta última la actividad que en general es menos atractiva para ellos. Por su parte, la investigación es muy apreciada, y por ellos es la función que más tiempo consume y más beneficios reporta. En opinión de De Miguel (De Miguel 1991), el profesor universitario está demasiado imbuido en su rol de profesional o de científico de una disciplina, y desde ese rol intenta ejercer su acción docente. La consideración de "buen profesor" en el mundo universitario se ha ligada al concepto de "buen investigador", generando con ello, algunos vacíos en los procesos de enseñanza aprendizaje.

El profesor universitario aprende a serlo mediante un proceso de socialización que está lejos de ser racional y consciente, el cual va imponiendo un prototipo de actitudes y prácticas docentes intencionadas. Este proceso se asienta sobre los siguientes elementos (García Galindo 1995):

- a) la experiencia que el profesor ha tenido como alumno;
- b) el modelo presentado por sus profesores;
- c) la presión que ejerce el sistema o estructura organizativa (departamento, facultad, universidad, estado);
- d) las expectativas de los alumnos en el ejercicio profesional.

Sin embargo, entre los profesores universitarios cada día hay una mayor demanda de formación pedagógica inicial para desempeñar su profesión, demandan una formación pedagógica específica (especializaciones, maestrías, doctorados) que les ayude a desarrollar adecuadamente su labor docente. El punto crítico es como hacer "aterrizar" la teoría en la práctica, para que la transformación necesaria no permanezca solo en el

discurso sino que forme parte del quehacer cotidiano del profesor. Con relación a la formación permanente de los profesores en ejercicio, se considera que tiene sus propias características diferenciales respecto a la formación inicial. "Los profesores no cambian por actuaciones de formación concretas y limitadas en el tiempo. El aprendizaje de los profesores es un desarrollo a lo largo de toda una trayectoria profesional que va cambiando conforme los profesores van adquiriendo mayor madurez, mayor confianza y dominio de su oficio" (Marcelo 1996). En el proceso de enseñanza aprendizaje cada ser humano posee un modo particular de actuar, reflexionar, experimentar y teorizar sobre aquello que percibe a su alrededor, formando su propio estilo y modo de captar la información.

Por otra parte, en la práctica educativa la mayoría de los estudiantes tienden a encaminarse hacia un estilo particular de aprendizaje que va de acuerdo a sus características y habilidades individuales; y en consonancia con estas habilidades prefieren ciertas estrategias de enseñanza utilizados por sus docentes en el momento de recibir sus clases. Precisamente, diversas investigaciones en este campo han identificado una considerable variedad de estilos de aprendizaje implementados por los estudiantes en sus procesos formativos (Gonzalez 2001).

No obstante esta variedad de estilos de aprendizaje contrasta claramente con el escaso uso de estrategias de enseñanza hoy en día por la mayoría de los profesores en el aula, los cuales regularmente se limitan a las didácticas tradicionales de la llamada "Educación Bancaria", donde el tablero, la tiza y el docente son los protagonistas. Por lo tanto se hace necesario formar a los profesores en el tema de estilos de aprendizaje y estrategias de enseñanza, pues bien afirma (Alonso García 2008) "Lo que preocupa es la formación de profesores porque ellos son los que ayudarían a mejorar la calidad y eficiencia de la educación en los países, puesto que serían los docentes los motores de la aplicación de metodologías".

De esta manera, el perfeccionamiento del proceso enseñanza aprendizaje desde el punto de vista del docente, utilizando información sobre los diferentes estilos de aprendizaje de sus estudiantes y conectándola con las estrategias de enseñanza implementadas en este proceso, se reviste de una singular importancia para el continuo mejoramiento del acto educativo, además de proporcionar excelentes resultados en el desempeño académico de los estudiantes (Gonzalez 2001).

Las estrategias de enseñanza son conocidas en otros ámbitos, como patrones pedagógicos. "Un patrón pedagógico describe un problema que se presenta con frecuencia en el proceso de enseñanza aprendizaje, para proponer a continuación una solución a ese problema que ha demostrado su efectividad en contextos similares, de modo que esa solución puede ser adoptada ante problemas semejantes"(Bergin 2002).

El desarrollo de un estudio específico que aborde las estrategias de enseñanza implementadas por los docentes y cuáles de ellas se ajustan a los diferentes estilos de aprendizaje exhibidos por los estudiantes, específicamente en el ámbito de la educación superior, brindará herramientas teóricas y conceptuales para el adecuado diseño de programas curriculares y actividades de enseñanza-aprendizaje y evaluación eficientes, en la medida en que los docentes puedan utilizar los conocimientos individuales de sus estudiantes para potenciar sus capacidades.

En relación con el tema específico de esta propuesta, la geometría, constituye el prototipo de una teoría axiomática, reconocida universalmente. Sobre ello, en el siglo pasado y específicamente durante las últimas décadas Jean Dieudonné sostuvo acerca de la geometría "...desde sus estrechos confines tradicionales ha revelado sus poderes ocultos y su extraordinaria versatilidad y adaptabilidad, transformándose así en una de las herramientas más universales y útiles en todas las partes de las matemáticas" (J.Dieudonné 1981). Los procesos de enseñanza de la Geometría en años recientes han involucrado investigaciones estimuladas gratamente por nuevas ideas tanto desde el interior de las matemáticas como desde otras disciplinas, incluyendo la ciencia de la computación (Alsina Catalá 1997).

Entre matemáticos y educadores de matemáticas hay un acuerdo muy difundido que, debido a la diversidad de aspectos de la geometría, su enseñanza puede empezar en una edad temprana y continuar en formas apropiadas a través de todo el currículo matemático. De cualquier modo, tan pronto se trata de entrar en detalles, las opiniones divergen en cómo llevar a cabo la tarea. En el pasado han existido (y aún ahora persisten) fuertes desacuerdos acerca de los propósitos, contenidos y métodos para la enseñanza de la geometría en los diversos niveles, desde la escuela primaria hasta la universidad (Boule 2005).

Tal vez una de las razones principales de esta situación es que la geometría tiene muchos aspectos, y en consecuencia no ha sido encontrada - y tal vez ni siquiera exista - una vía simple, limpia, lineal, "jerárquica" desde los primeros comienzos hasta las realizaciones más avanzadas de la geometría. A diferencia de lo que sucede en aritmética y álgebra, aún los conceptos básicos en geometría, tales como las nociones de ángulo y distancia, deben ser reconsiderados en diferentes etapas desde diferentes puntos de vista (Velásquez 2006).

Otro punto problemático en la geometría, concierne al rol de las demostraciones: relaciones entre intuición, demostraciones inductivas y deductivas, edad a la que las demostraciones pueden ser presentadas a los estudiantes y los diferentes niveles de rigor y abstracción. Así la enseñanza de la geometría no es de ninguna manera una tarea fácil. Pero en lugar de tratar de enfrentar y superar los obstáculos que emergen en la enseñanza de la geometría las prácticas escolares actuales en muchos países simplemente omiten estos obstáculos excluyendo las partes más demandantes, y con frecuencia sin nada que las reemplace. Por ejemplo, la geometría tridimensional casi ha desaparecido o ha sido confinada a un rol marginal en el currículo de la mayoría de los países (Várilly 2001).

Con el interés de contribuir al mejoramiento de la calidad de la educación del sistema universitario, apoyando a los profesores en su proceso de formación pedagógica y más específicamente didáctica, se desarrolló el sistema de recomendación de patrones pedagógicos (SRPP versión 1.0) teniendo en cuenta el modelado de los patrones pedagógicos, de los estilos de aprendizaje, de las características del contexto, del profesor y del curso. Lo anterior con el fin de asesorar y guiar al docente inexperto y experto en la metodología de enseñanza-aprendizaje que se debe aplicar en un escenario específico. Además de contemplar la capacidad de recibir retroalimentación del docente que lo utilice, acerca de su experiencia con el patrón (éxitos, fracasos y recomendaciones), formando con ello una base de experiencias que enriquezcan el proceso mismo de recomendación que basa su "inteligencia" en técnicas de Minería de Datos, como el Clustering y el filtrado colaborativo.

Los resultados satisfactorios, tanto en la precisión de las recomendaciones como en el uso de la aplicación en general, que arrojó este proyecto piloto (sin precedentes a nivel mundial) de minería de datos en el área de la educación, abre las puertas a seguir investigando y ampliando el papel que desempeña la minería de datos, las ontologías y los sistemas de recomendación en el apoyo a docentes con patrones pedagógicos.

Debido a que SRPP 1.0 mostró unos resultados iniciales muy promisorios, a que es necesario realizar nuevas evaluaciones de SRPP en otros contextos y que el campo de la geometría es un espacio apropiado de aplicación, por la necesidad de mejorar la calidad de la enseñanza impartida en el área y los resultados obtenidos con los estudiantes, en este proyecto se buscó evaluar con docentes de los cursos de Geometría Euclidiana. ¿En qué medida el sistema de recomendación de patrones pedagógicos (SRPP Versión 1.0), contribuye a dar respuesta acertada a la búsqueda de estrategias de enseñanza aprendizaje de acuerdo con las características del curso, el profesor, los estilos de aprendizaje de los estudiantes y el contexto donde se desarrolla la clase? Y con los resultados de este trabajo, se propusieron mejoras a la versión actual y con ello se pueda modelar la versión 2.0 del sistema de recomendación.

## **1.2 Justificación**

Las Universidades Colombianas cuentan con profesores con una vasta preparación como especialistas, magisteres y doctores en las diferentes áreas disciplinares, pero en muchos casos presentan una deficiente formación pedagógica y en habilidades sociales. Los docentes universitarios son profesionales que dominan con rigurosidad los contenidos técnicos relacionados con la materia que imparten, pero tienen dificultades con los recursos pedagógicos necesarios para posibilitar un proceso de enseñanza-aprendizaje apropiado para sus estudiantes (Lucarelli 2000).

Como habilidades sobresalen las vinculadas a enseñar desde distintos escenarios, con diferentes estrategias y en función de la significatividad de los aprendizajes; a ser agente del cambio social y de los cambios curriculares, innovador, investigador, asesor, mediador de los conocimientos, intérprete de las necesidades y expectativas del alumnado y del contexto laboral, tutor, evaluador y responsable de la ecología del aula. Con ética y actitudes visibles para el trabajo formativo, colaborativo, transdisciplinario, interinstitucional e internacional. Culto y con dominio de los medios digitales de la información, recursos imprescindibles en la enseñanza actual (Graells 2000). De este escenario no escapa el Matemático, que tiene su desempeño como profesor universitario, encargado por lo general de prestar sus servicios en diferentes carreras profesionales de las Universidades donde labora.

Por otra parte, la misma comunidad universitaria genera su propia cultura con costumbres, rutinas, rituales, inercia, estilo de vida, valores, creencias y expectativas que influyen significativamente en los aprendizajes académicos y científicos de los individuos. Existe un conjunto de conocimientos que se van construyendo a lo largo de estas experiencias como profesor universitario que, a modo de contenidos, métodos, conocimientos empíricos cotidianos, configuran su epistemología personal (Porlan 1998; Zamudio F. 2003). Es con esa cosmovisión con la que el profesor se desenvuelve, decide, actúa y piensa sobre su modo de enseñar y aprender.

En torno a la labor del docente en su acción pedagógica surge la inquietud sobre el ejercicio docente, ¿el docente debe responder a un modelo pedagógico o su práctica

está influenciada únicamente por lo expuesto por Porlan? La respuesta es que lo planteado por Porlan también es un modelo pedagógico que se conoce como “el modelo pedagógico social”, determinado por la sociedad y por la colectividad, en la cual el trabajo productivo y la educación están directamente relacionadas para garantizar no sólo el desarrollo colectivo, sino también el desarrollo del conocimiento técnico y el fundamento de la práctica para la formación científica de las nuevas generaciones de maestros a maestros (Gimeneo 1990).

Es así como muchos jóvenes docentes, repiten los modelos que vieron de sus profesores. En primera instancia, porque fue el método que más éxito tuvo para ellos, o porque en general a su grupo de ex compañeros de estudio les gustó, o favoreció los mejores resultados. Desafortunadamente, esta repetición de técnicas educativas o más bien didácticas, no obtienen los mismos resultados en diferentes contextos, dejando un gran número de estudiantes con problemas en el aprendizaje de conocimientos, el desarrollo de habilidades y el afianzamiento de múltiples valores. En algunos casos, la preocupación por esta situación lleva a desarrollar varias estrategias; quienes pueden en términos económicos, y tienen el tiempo y la disposición, inician un proceso de formación formal en pedagogía y didáctica. Muchos otros, recurren a un proceso de autoformación (en algunos casos un poco desorientada y basada en el término de moda) o a consultar con sus compañeros más experimentados y empezar de ésta forma a utilizar modelos que muy a pesar de servir de mucho a sus compañeros, pueden no ser adecuados a su situación específica (Zamudio F. 2003).

Como ejemplo de las falencias pedagógicas de muchos docentes se puede mostrar los deficientes resultados de muchos futuros docentes en las pruebas ECAES (Rodríguez Olga Rosalba 2005) y de otros muchos de los que aspiraban a entrar a la carrera docente, el caso que se muestra a continuación es uno de esos que se suelen llamar extremos dado que las pruebas mencionadas fueron aplicadas a profesionales con formación pedagógica, al concurso docente se presentaron 134.090 –normalistas 15,1 por ciento, tecnólogos 2,9 por ciento, licenciados 60,2 por ciento y profesionales de otras áreas 21,08 por ciento–, de los cuales fueron preseleccionados 32.720. Y aunque hay 23.116 cupos disponibles, solo podrán adjudicarse 19.977 (ICFES-MEN 2006).

Muchos investigadores preocupados por estos resultados en matemáticas, vislumbran hoy por hoy el importante aporte que las tecnologías digitales pueden brindar al enriquecimiento de la labor educativa. Algunos piensan que la solución de los problemas entorno a los procesos de enseñanza aprendizaje de la matemática, se circunscribe en replantear pedagógicamente el ¿cómo?, en diseñar nuevas estrategias metodológicas donde el estudiante tenga la posibilidad de construir su propio conocimiento (Meza 2000).

El uso adecuado de sistemas expertos con un propósito general o específico para la enseñanza y el aprendizaje de la matemática, a largo plazo tendrá que ocupar gran parte de los esfuerzos académicos en las instituciones de enseñanza superior. La sociedad de la información y comunicación lo exige, los cambios pedagógicos y metodológicos de la nueva Universidad, se orientan a la búsqueda de una formación matemática, que otorgue a los individuos un verdadero desarrollo en sus habilidades de pensamiento y toma de decisiones (Quesada 2011).

Los sistemas de recomendación, son sistemas inteligentes ampliamente utilizados en Internet y debido a la gran cantidad de información de todo tipo que nos rodea, su presencia y utilidad es de esperar que aumente en el futuro. Los algoritmos en los que

se sustentan están bastante probados y matemáticamente pueden conseguir buenos resultados. No obstante aún hay que pulir muchas dificultades. En el caso del presente trabajo, se busca que los patrones recomendados a los docentes sean satisfactorios para sus necesidades. Evaluar las recomendaciones dadas por estos sistemas no es tarea fácil a pesar de que este tipo de recomendadores tienen un gran auge, aún no hay estándares definidos para su evaluación. Cada grupo de investigación ha ido aplicando diferentes técnicas y métricas de evaluación, para verificar las repuestas dadas por dichos sistemas de recomendación (Herlocker 2000).

Por lo anteriormente expuesto fue de suma importancia en este trabajo evaluar, analizar y plantear mejoras al sistema de recomendación SRPP versión 1.0 y empezar a usarlo en diferentes contextos universitarios, con el fin último de promover una estrategia de mejora del proceso de enseñanza aprendizaje de la geometría en el país.

### **1.3 Objetivos**

A continuación se presentan los objetivos inicialmente propuestos y aprobados por el comité de postgrado de la Maestría en Enseñanza de las Matemáticas de la Universidad Tecnológica de Pereira.

#### **1.3.1 Objetivo general**

Evaluar con docentes Universitarios de Geometría Euclidiana, la medida en que el sistema de recomendación de patrones pedagógicos (SRPP Versión 1.0), da respuesta apropiada a la búsqueda de estrategias de enseñanza, de acuerdo con las características del profesor, los estudiantes y el contexto donde se desarrolla la clase.

#### **1.3.2 Objetivos Específicos**

- Evaluar teóricamente el sistema de recomendación de patrones pedagógicos (SRPP versión 1.0), teniendo en cuenta la capacidad del modelo para lograr los objetivos del sistema, su precisión y análisis de complejidad.
- Evaluar con profesores universitarios de Geometría Euclidiana, el sistema de recomendación SRPP Versión 1.0, y determinar sus éxitos, fracasos, ventajas y desventajas.
- Proponer mejoras al modelo de SRPP en su versión 1.0 (interfaz de usuario, representación del profesor, de los estudiantes y del contexto, así como del proceso mismo de recomendación), dadas las características de los elementos que convergen en un escenario educativo (educando, currículo, objetivos, contexto), buscando generar recomendaciones de mayor calidad, teniendo en cuenta el análisis de los experimentos realizados con los profesores.

### **1.4 Resultados Obtenidos**

Un sistema de recomendación de patrones pedagógicos como el propuesto en este proyecto permite que los docentes accedan de manera directa a los patrones que solucionan los diferentes problemas que se les presentan y le ayuden a alcanzar las fuerzas (logros o metas) que se haya propuesto para su curso, además de fomentar el

uso de los mismos y mejorarlos a partir de la retroalimentación obtenida por los docentes que los usan.

La experiencia del autor como docente en didáctica de la Matemática, en los programas de licenciatura en Matemáticas y en la Especialización en Educación Matemática, fue determinante para la creación del modelo ontológico, que permitió representar los patrones pedagógicos de forma apropiada para ser implementados en el sistema SRPP.

Los resultados satisfactorios, tanto en la precisión de las recomendaciones como en el uso de la aplicación en general, que arrojó el Sistema de Recomendación SRPP en el área de la educación y en cursos de Geometría Euclidiana, abre las puertas a seguir investigando y ampliando el papel que desempeña la minería de datos, las ontologías y los sistemas de recomendación en el apoyo a docentes con patrones pedagógicos.

Finalmente, los resultados del proyecto se resumen en un artículo titulado "A hybrid system of pedagogical pattern recommendations based on singular value decomposition and variable data attributes" que ha sido aceptado para publicación en la revista Information Processing & Management de Elsevier, revista ubicada en el cuartil 2 (39 de 128) de Ciencias de la Computación y Sistemas de Información según Thompson ISI Web of Knowledge (Journal Citation Reports, JCR).

## **1.5 Estructura de la monografía**

El resto del presente documento se encuentra organizado como sigue: En el capítulo 2 se aborda una revisión de la literatura de los patrones pedagógicos y los sistemas de recomendación; El capítulo 3 describe la estructura del sistema de recomendación de patrones pedagógicos propuesto; En el capítulo 4 se hace la evaluación del sistema SRPP versión 1.0; En el capítulo 5 se realizan las recomendaciones para mejorar el sistema SRPP versión 1.0. En el capítulo 6 se realizan las conclusiones y se proponen trabajos futuros. Y el capítulo 7 contiene el glosario y las referencias bibliográficas

## 2 CONTEXTO TEÓRICO

### 2.1 Patrones pedagógicos

Un modelo pedagógico es una construcción teórico formal que fundamentada científica e ideológicamente interpreta, diseña y ajusta la realidad pedagógica que responde a una necesidad histórica concreta. Los modelos pedagógicos pueden agruparse en cinco grandes tipos. Este número contempla: 1) los modelos conductistas o de reforzamiento, 2) los modelos cognitivistas y de procesamiento de la información, 3) los modelos humanistas, 4) los modelos de interacción social y 5) los modelos constructivistas.

Todas las formas de capturar conocimiento están basadas en mayor o menor medida en la teoría del Constructivismo Social de Vygotsky (Vygotsky 1977), que es uno de los modelos pedagógicos enunciados en el párrafo anterior. Los principios generales de la teoría constructivista indican que el aprendizaje es un proceso activo, la motivación es clave, la experiencia juega un rol crítico, debe ser contextualizado y es una actividad social. Existen básicamente tres formas de capturar conocimiento para construir aprendizajes.

1. Diseño Instruccional. Basado principalmente en la Teorías de Aprendizaje derivadas del Conductismo, Cognitivismo y Constructivismo.
2. Identificación de "Buenas Prácticas". La más utilizada, principalmente por ingenieros docentes que no tienen una formación pedagógica y que en la práctica utilizan en gran medida el constructivismo social
3. Uso de "Patrones Pedagógicos". Los patrones pedagógicos están diseñados para capturar las mejores prácticas en un determinado dominio.

Un patrón pedagógico o una estrategia de enseñanza describe un problema y una solución a ese problema, cuando este se presenta con frecuencia en el proceso de enseñanza-aprendizaje en contextos similares y la solución a ese problema ha demostrado su efectividad de modo que dicha solución puede ser adoptada ante problemas semejantes.

Se trata de problemas relacionados con cualquier aspecto, situación o elemento del proceso (motivación de los estudiantes, selección de contenidos, elección de materiales, selección de actividades, procedimientos de evaluación, criterios de calificación, etc.). Los patrones pedagógicos reflejan un listado de buenas prácticas. En el resto del documento el término que se usara con frecuencia es el de patrón pedagógico (Rodríguez-Jiménez 2009). Otras definiciones frecuentes de patrones pedagógicos son:

Los patrones Pedagógicos tratan de capturar el conocimiento de expertos en el proceso de la enseñanza y aprendizaje. La idea es capturar la esencia de la práctica pedagógica en una forma compacta de tal manera que puede ser fácilmente transmitida a quienes la necesitan. También se trata de la presentación de esta información en una forma accesible y coherente de tal manera que cualquier docente pueda reaprender lo que conocen profesores de alto nivel de la comunidad educativa.

Se puede decir que los patrones comprimen el conocimiento de experiencias anteriores y pueden utilizarse en crear nuevas soluciones a problemas en contextos similares. En



esencia un patrón pedagógico resuelve un problema, este problema debe ser un problema del tipo de los que se repiten en distintos contextos. En el ámbito de la enseñanza tenemos muchos problemas de este tipo como son los que tienen que ver con la motivación de los estudiantes, la elección de los materiales y la secuencia de los contenidos, la evaluación de los estudiantes, y otras cosas por el estilo.

Los expertos en cualquier campo normalmente no crean nuevas soluciones en cada problema que se presenta, sino que se basan en su experiencia para adecuar soluciones de problemas anteriores (patrones) y aplicarlos en los nuevos problemas. Como señala (Erich Gamma and 1995) los expertos diseñadores resuelven problemas, pero no a partir de principios generales sino que rehúsan soluciones exitosas anteriores, es decir cuando encuentran buenas soluciones las usan y las vuelven a usar, esta experiencia es lo que los hace ser expertos.

El impulsor más reconocido de los patrones es el arquitecto Christopher Alexander (Alexander, Ishikawa et al. 1977) señala "cada patrón describe un problema que se da continuamente en nuestro entorno, describiendo la solución base o nuclear a ese problema, de manera tal que puedes usar esa solución un millón de veces sin utilizar dos veces el mismo modo" Otros autores señalan que los patrones son relaciones estructurales entre componentes de un sistema que acarrea un equilibrio de demandas en el sistema (Bergin 2002) y que es un modo de generar conductas complejas desde reglas simples. Bergin señala que los patrones capturan las prácticas de los expertos, comunican este conocimiento a otros, resuelven problemas recurrentes, es un vocabulario de soluciones que equilibra un conjunto de fuerzas y pueden trabajar con otros patrones.

Los patrones han tenido particular importancia en la educación a distancia basada en tecnología, si bien la historia de la educación a distancia se remonta a principios de 1700 con la educación por correspondencia, la educación a distancia basada en tecnología tuvo sus inicios en la introducción de dispositivos audiovisuales en las escuelas a principios de 1900 en Estados Unidos. Más tarde los estudios se enfatizaron a desarrollos sistemáticos de procedimientos de enseñanza aprendizaje basado en psicología conductista (Ely 2000), en la segunda guerra mundial los dispositivos audiovisuales fueron amplia y efectivamente usados en entrenamiento industrial y militar (Reiser 1987).

En los 60's se enfatizó la aplicación de principios científicos así como la presentación de materiales instruccionales (Reiser 1987). A finales de los 70's crece el interés por el diseño instruccional para mejorar el desempeño de los empleados y buscar la efectividad y eficiencia organizacional (Rothwell 2003). En los 80's crece el interés por la aplicación de los principios de la psicología cognitiva, se incrementa el uso de la computadora requiriendo nuevos modelos de diseño instruccional, finalmente las computadoras empiezan a ser usadas como herramienta para automatizar tareas de diseño instruccional (Reiser 2002).

Como se ha visto la instrucción y la tecnología (elementos) han sido influenciados mutuamente en un contexto en donde el objetivo ha sido mejorar el proceso de enseñanza aprendizaje mediante dispositivos tecnológicos, dando como resultado diferentes soluciones que en sí mismos pueden ser considerados como patrones (Aedo 2009).

Los "Patrones Pedagógicos". Corresponden a una reciente línea de investigación, basada en la captura de conocimiento de expertos para la enseñanza y el aprendizaje. Para su formalización existe un "lenguaje de patrones". Ver detalles y ejemplos en <http://www.pedagogicalpatterns.org/>. Como ejemplo a continuación en la Tabla 1 se muestran los patrones pedagógicos que soportan el aprendizaje activo.

<b>Maximizar el aprendizaje ocupando al estudiante.</b>	Estudiante Activo, Preferir Escribir, Preguntas de Honor, Profesor Invisible, Conferencia "escopeta", Tubo de Ensayo, Inténtalo Tú Mismo
<b>Tomar en cuenta diferentes niveles de habilidad e intereses.</b>	Ejercicios de Diferentes Niveles, Estudiantes Deciden, El Profesor Selecciona Equipos, Explora Por Ti Mismo
<b>Hacer un puente entre las diferencias del mundo educativo y el mundo real (producción/industrial).</b>	Adoptar un Artefacto, Experiencia del Mundo Real, Maestro-Aprendiz, Crítica, Máquina que Resuelve Problemas.
<b>Estimular el trabajo en equipo.</b>	Grupos de Trabajo, Grupos de Estudio, Juego de Rol, Juego de Guerra
<b>Fundamentarse en experiencias pasadas.</b>	Profesor Invisible, Explora por Ti Mismo, Grupos de Estudio, El Profesor Selecciona Equipos, Ampliar el Mundo Conocido
<b>Concéntrate en el panorama entero.</b>	Estudiantes Diseñando Ágilmente, Más Largo que La Vida
<b>Aprobar y entender la teoría.</b>	Tubo de Ensayo, Inténtalo Tú Mismo

**Tabla 1 Ejemplo de patrones pedagógicos que soportan el aprendizaje activo**

### **2.1.1 Documentación de patrones**

En caso de tener patrones detectados y tener la intención de darlos a conocer, ese conocimiento requiere de formatos que sean entendibles, de manera que haya tanto administración de conocimiento como transferencia de conocimiento (Bergin 2002).

Si bien la generalidad de un patrón es difícil de describir, se puede intentar documentar la implementación de patrones existentes, en ese sentido el seguir los formatos de patrones para generar patrones implica refinaciones periódicas de estos, para que finalmente el patrón "maduro" pueda utilizarse en diferentes contextos a modo de instancias del patrón.

El hecho de que los patrones sean soluciones genéricas da lugar a diferentes formatos de patrones, a continuación se muestran los formatos de patrones más representativos:

#### **Formato de Christopher Alexander (Alexander, Ishikawa et al. 1977)**

- Imagen mostrando un ejemplo arquitectónico del patrón

- Párrafo introductorio del contexto del patrón (explicando la extensibilidad)
- Una línea que resuma la esencia del problema
- El cuerpo del problema –documentación empírica, validez, manifestación, síntomas
- La solución
- Representación diagramático de la solución
- Mención de los patrones relacionados

**Formato de patrones pedagógicos Bergin (Bergin 2002)**

- Nombre
- Imagen reducida o representativa
- Contexto (audiencia)
- Fuerzas (componentes del problema)
- Solución
- Discusión/consecuencias/implementación
- Recursos especiales
- Patrones relacionados
- Ejemplos/instancias
- Contraindicaciones
- Referencias

**Formato patrones grupo Hillside (Group 2007)**

- Nombre
- Problema
- Contexto
- Fuerzas (componentes del problema)
- Solución
- Contexto resultante
- Racionalización (reflexión del patrón creado)

**Formato de Pattern 4 (Thomas Herrmann 2007)**

- Nombre
- Autores
- Iteración No.
- Familia
- Problema
- Escenario
- Contexto
- Indicaciones
- Soluciones
- Participantes
- Racionalización (reflexión del patrón creado)
- Reglas de seguridad
- Usos conocidos
- Patrones relacionados
- Referencias
- Citas

**Formato E-LEN (Project. 2006)**

- Nombre
- Categoría: puede ser pedagógico organizacional técnico y combinaciones
- Abstract
- Problema
- Análisis
- Soluciones conocidas
- Preguntas de investigación: descripción de cuestiones por resolver
- Contexto
- Condiciones
- Discusión/consecuencias
- Referencias

- Patrones relacionados
- Autores
- Fecha
- Créditos

La Figura 1 muestra un ejemplo del formato de patrón de Bergin.

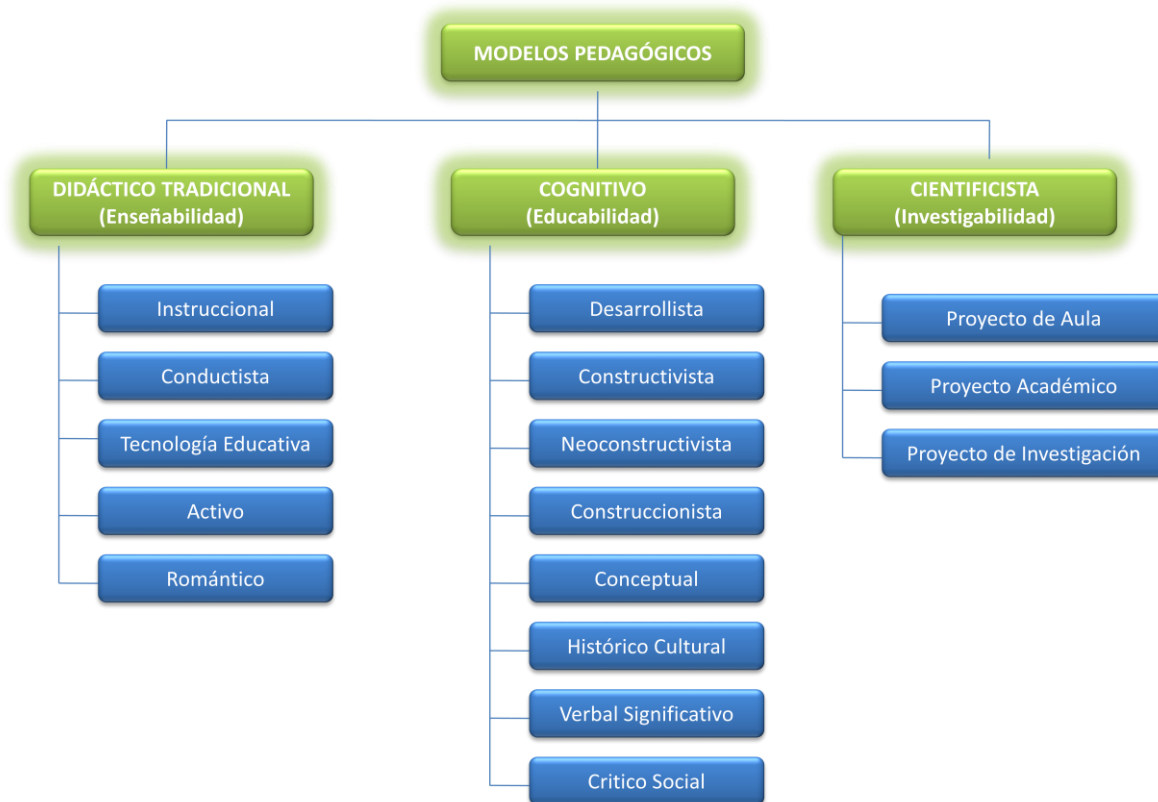
- **Nombre y Versión:** Espiral (Patrón pedagógico #32 - Spiral) Versión 2.1, Julio de 2000 [3].
- **Intención:** Los tópicos de un curso se dividen en fragmentos y esos fragmentos se presentan al estudiante en un orden que facilita la solución de problemas por parte del estudiante...
- **Problema:** Los tópicos en un curso a menudo se interrelacionan. ...
- **Audiencia:** Se aplica a cualquier curso en el cual se presenten un gran número de conceptos que deben ser usados correctamente y en conjunto...
- **Motivación:** Muchos temas/cursos sólo pueden ser entendidos cuando se entienden un gran conjunto de tópicos o técnicas que interactúan entre sí...
- **Solución:** Organice el curso de tal forma que introduzca a los estudiantes en los tópicos más importantes sin dar tanto detalle y tan temprano como sea posible...
- **Implementación:** Este patrón permite trabajar con tópicos específicos que todavía no han sido explicados en los ciclos anteriores...
- **Recursos Especiales:** El docente necesita un plan que muestre que tópicos serán presentados, la profundidad en que serán tratados y los tópicos que serán diferidos a otros ciclos...
- **Patrones Relacionados:** Early Bird (Madrugar) puede ser usado en el primer ciclo, Test Tube (Tubo de prueba) puede ser usado para no estancarse en un tópico, entre otros.
- **Contraindicaciones:** Una consecuencia negativa potencial para los estudiantes, es que algunas de sus preguntas (¿Qué pasa si?) deberán esperar para poder ser respondidas...
- **References:** El libro Ten Statement Fortran Plus Fortran IV by Michael Kennedy toma un enfoque en espiral ...

**Figura 1 Ejemplo de un Patrón Pedagógico según Bergin**

## 2.2 Relación entre modelo pedagógico y patrón pedagógico

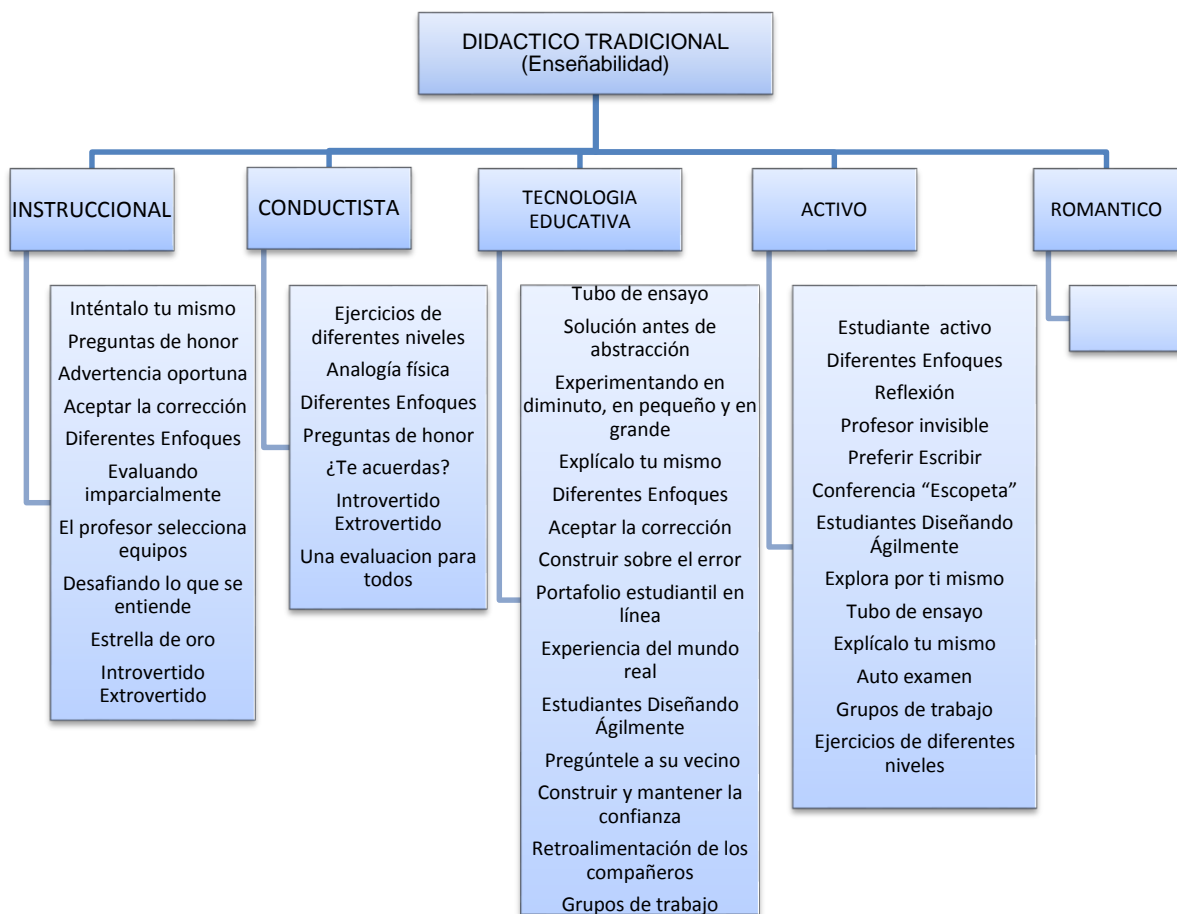
Los Modelos Pedagógicos son las representaciones sintéticas de las corrientes pedagógicas que coexisten como paradigmas dentro del campo disciplinario de la Pedagogía. Según Thomas Kuhn el paradigma "es el conjunto de teorías, métodos, problemas y objetos de estudio, *técnicas* y *patrones* de solución que caracterizan el trabajo investigativo de una comunidad científica en determinada época" (Kuhn 1971). El modelo pedagógico es una herramienta metódica que sirve para describir, organizar la multiplicidad, la diversidad, las contingencias y estructuras que presenta una corriente pedagógica. Para ello, se tienen unas medidas de comparación sobre las cuales existe consenso en la comunidad científica, por cuánto consideran deben ser resueltos en toda teoría pedagógica (Bernal de Rojas 2004).

Las Corrientes Pedagógicas están puestas por aportes de grupos de pedagogos con ideas y conceptos semejantes. La búsqueda de los puntos comunes en las corrientes pedagógicas y las divergencias que ellas presentan por su énfasis y orientación, ha permitido a los profesores diferenciar los principales Modelos en la Pedagogía actual (el Modelo Tradicional o Academicista, el Conductista o de Procesos Tecnológicos, el Romántico o de Autorrealización, el Desarrollista o Cognitivo, y el Socialista o de Reconstrucción Social)(Vasco 1.994) (Ver Figura 2).

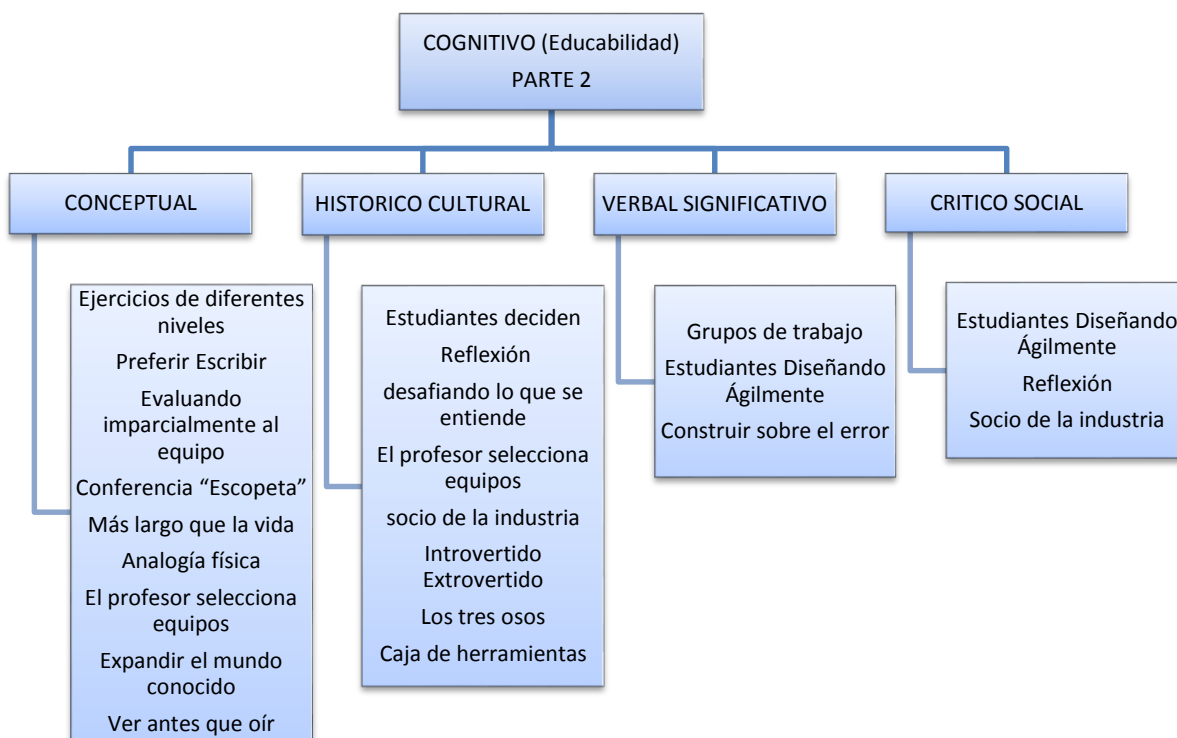


**Figura 2 Organización de los modelos pedagógicos**

En las figuras siguientes se muestra la clasificación de los patrones pedagógicos en el marco de algunos modelos pedagógicos.



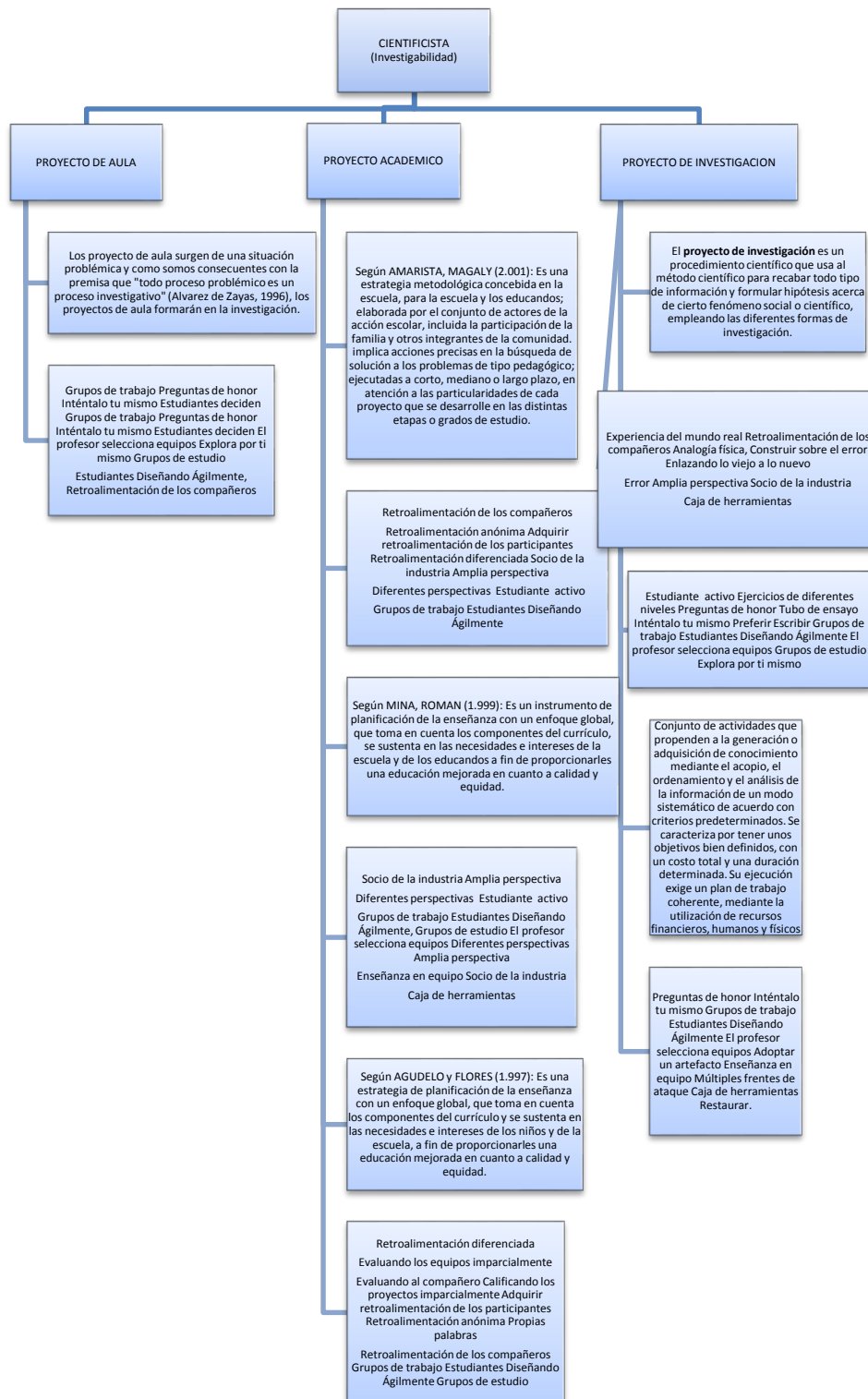
**Figura 3 Patrones Pedagógicos en los modelos Tradicionales**



**Figura 4 Patrones Pedagógicos en los modelos Cognitivos**



# Evaluación del Sistema de Recomendación de Patrones Pedagógicos (SRPP) en cursos de Geometría Euclidiana



**Figura 5 Patrones Pedagógicos en los modelos Cientificistas**

## 2.3 Sistemas de recomendación

El origen de los sistemas de recomendación puede remontarse al extenso trabajo en ciencia cognitiva, teoría de la aproximación y recuperación de la información. Los sistemas de recomendación surgieron como un área de investigación independiente a mediados de la década de los noventa (Resnick 1994). Los Sistemas de Recomendación tratan de ir más allá en el contexto de la recuperación de información tradicional, que se da por palabras claves del tema que se desea encontrar a través de los motores de búsqueda (Google, Lycos, Altavista entre otros). Un sistema de recomendación recibe información del usuario acerca de productos y servicios en los que el usuario se encuentra interesado y le recomienda aquéllos cercanos a sus necesidades. Se pueden citar algunos sistemas de recomendación como:

**Simdrome (G. López-Morteo 2007)** es un sistema de búsqueda y recuperación de metadatos de objetos de aprendizaje Matemáticos basados en heurísticas para recomendar objetos de aprendizaje que tengan algún grado de asociación a las preferencias técnicas y del estilo de aprendizaje del estudiante. El sistema tiene una arquitectura en capas basada en componentes, y se compone de tres elementos principales: el Sistema de Almacenamiento y Recuperación de Objetos de Aprendizaje (SAROA), el Generador de Perfiles (GP) y la Interfaz de Presentación y Acceso (IPA), los cuales emplean un modelo del perfil del estudiante, el estándar de metadatos IEE LOM v.1.1.0 y una representación numérica del estilo de aprendizaje del estudiante para hacer una recomendación de los objetos de aprendizaje que parecen más adecuados para un estudiante en particular, de acuerdo a éstos criterios de búsqueda.

**ALFanet** (Gaudioso 2003): Este sistema genera dinámicamente páginas web y provee a los estudiantes servicios educacionales personalizados acordes tanto con las necesidades individuales como con las colaborativas. Cuenta con una arquitectura multiagente que posibilita llevar a cabo la personalización del contenido, de la interacción y de la navegación. Algunos agentes interactúan para seleccionar las recomendaciones que se darán a los usuarios, y otros, construyen diferentes tipos de modelos (de estudiante, de grupo, de contenido y actividad, de servicio, de interface y de recomendaciones). Los modelos son útiles para la personalización y se actualizan en función de las interacciones realizadas. Los estudiantes utilizan un foro para compartir sus tareas y colaborar.

**FLE2** (Chen and Wasson 2002): Es un ambiente para construcción de conocimiento colaborativo basado en la web que cuenta con un agente coordinador. Este agente recolecta información sobre los procesos de colaboración y lo almacena en una base de datos, luego calcula estadísticas que muestra al profesor, también es capaz de detectar problemas y de hacerlos conocer a los alumnos y al profesor. Cada vez que el profesor incorpora nuevo material el agente comunica esta situación a los estudiantes. FLE2 cuenta con chat, correo electrónico y un repositorio compartido.

**The Movie Critic** (Studios 1998) es un sistema de recomendación de películas, de diversos géneros, basado en filtrado colaborativo (técnica comúnmente usada en los sistemas de recomendación). El sistema tiene un proceso de evaluación basado en el grado de aceptación (de varios niveles) de los usuarios por las películas. De este proceso el sistema crea las relaciones entre personas para realizar las recomendaciones. La evaluación puede ser modificada en cualquier momento.

**El sistema de Amazon** propone recomendaciones ([www.amazon.com](http://www.amazon.com)) en función de lo que el usuario ha comprado y de lo que han comprado otros usuarios con perfil similar de compra. Amazon utiliza algoritmos para personalizar su sitio web al interés de cada cliente, ya que hay gran cantidad de clientes y productos y los algoritmos de filtrado convencionales no soportan la demanda de los usuarios potenciales, Amazon ha creado su propio algoritmo denominado "ítem to ítem collaborative filtering", que da recomendaciones de alta calidad para gran cantidad de información en tiempo real (Linden, Smith et al. 2003).

Recientemente el uso de los Sistemas de Recomendación se ha llegado al campo de la educación, en este sentido, las investigaciones se han llevado a cabo en el desarrollo de sistemas recomendación para la creación de cursos y actividades de aprendizaje (Farzan 2006; Hummel and Koper 2007) y en sistemas hipermedia adaptativos que orientan la ejecución de cursos en línea (Heift 2001).

Existen dos grandes métodos de sistemas de recomendación con base en la fuente de conocimiento usada para realizar la recomendación: los basados en contenido (Pazzani 2007), aquellos que realizan la recomendación al usuario con base en la descripción de los ítems (por ejemplo productos), y los colaborativos (Schafer 2007), aquellos que utilizan valoraciones asociadas a los ítems dadas por el propio usuario y por otros usuarios. Otras técnicas menos usadas para el desarrollo de sistemas de recomendación, son las basadas en conocimiento (Burke 2000) y las basados en perfiles demográficos (Pazzani 1999).

Para mejorar el rendimiento de las distintas técnicas surgieron los recomendadores híbridos (Burke 2007). Estos recomendadores surgen como combinación del enfoque basado en contenido y del colaborativo.

A continuación, se presenta en más detalle los tres tipos principales de sistemas de recomendación: recomendadores basados en contenido, recomendadores colaborativos y recomendadores híbridos y se presentan algunos ejemplos de sistemas concretos de referencia de cada uno de ellos.

### **2.3.1 Recomendadores basados en contenido**

Los sistemas de recomendación basados en contenido son aquellos que realizan la recomendación con base en la descripción de los productos a recomendar, consiste en buscar objetos que se adapten lo mejor posible a las preferencias del usuario. Algunos autores sitúan dentro de los recomendadores basados en contenido a los basados en casos, consiste en recomendar objetos similares a los que el usuario ha valorado positivamente en el pasado (Smyth 2007). Según estos autores, la diferencia entre un sistema recomendador basado en contenidos y uno basado en casos radica básicamente en que en los segundos se dispone de una representación más estructurada de la descripción de los productos. Para otros autores (Bridge 2005), estas son simplemente dos denominaciones diferentes de una misma familia de sistemas de recomendación, que están inspirados o tienen su origen en las técnicas de Razonamiento Basado en Casos (CBR, del inglés Case-Based Reasoning) (Aamodt 1994).

Un ejemplo del sistema recomendador basado en casos fue el usado por Analog Devices (Vollrath and 1998), uno de los principales fabricantes y distribuidores de

componentes electrónicos en EEUU. Este sistema está diseñado para recomendar dispositivos electrónicos (amplificadores operacionales principalmente).

Los recomendadores como el mencionado y la mayoría de los desarrollados dentro de esta familia de sistemas de recomendación, siguen un enfoque muy "tradicional" a la hora de localizar los productos a recomendar y no se preocupan mucho por incluir diversidad entre los productos recomendados. Habitualmente, los recomendadores basados en casos recuperan aquellos productos que son más similares a las necesidades manifestadas por el usuario (ya sea a través de una consulta directa o a través de una conversación mantenida con el sistema, etc.). Si a la hora de recuperar la prioridad se pone exclusivamente sobre la similitud, un recomendador basado en casos "tradicional" ignorara la diversidad del conjunto y por ello proporciona productos muy similares entre sí (Gómez-Albarrán 2009).

Esta aproximación "tradicional" funciona bien en muchos dominios, pero se han planteado otras iniciativas, como la de (Smyth 2001) en la que proponen incluir diversidad en los productos sugeridos por los sistemas recomendadores sin perder el compromiso con la similitud. Los resultados de la alternativa planteada han sido probados en FlickFinder, un recomendador de películas basado en dispositivos móviles (basado en WAP).

### **2.3.2 Recomendadores colaborativos**

El filtrado colaborativo, a diferencia de los sistemas basados en contenido, es independiente del contenido de los ítems que recomiendan y por tanto pueden recomendar ítems que son diferentes entre sí. Un sistema de recomendación colaborativo puede tener uno de dos enfoques principales: algoritmos basados en usuario (user-based algorithms) o filtrado social y algoritmos basados en ítems (item-based algorithms) (Almazro, Shahatah et al. 2010).

En los algoritmos basados en usuario, la recomendación se realiza basada en el grado de similitud entre los diferentes usuarios del sistema, es decir, identifica a los usuarios cuyos gustos son similares a los de un usuario dado y recomienda ítems que a esos usuarios les han gustado (Balabanovic 1997). El algoritmo acumula una base de datos de calificaciones de ítems (ratings) dadas por un conjunto de usuarios y luego, para predecir las preferencias que puede tener un usuario sobre los ítems que no ha visto aún, usa las calificaciones que han dado otros usuarios con preferencias parecidas a dicho usuario (Herlocker 2000). Con este método, las preferencias del usuario son el único insumo para las decisiones de recomendación (Gediminas 2005; Gediminas and Alexander 2005; O'Donovan and Smyth 2005; Hernandez del Olmo and Gaudioso 2008; Almazro, Shahatah et al. 2010).

En los algoritmos basados en ítems, la recomendación se realiza basada en el grado de similitud entre los diferentes ítems del sistema. Se basa en la idea de que un usuario se inclina por ítems que se parecen a los ítems que previamente ha revisado (Gediminas 2005; Gediminas and Alexander 2005; O'Donovan and Smyth 2005; Hernandez del Olmo and Gaudioso 2008; Almazro, Shahatah et al. 2010). Uno de los principales exponentes de este tipo de sistemas de recomendación es Amazon (Linden 2003), que propone recomendaciones en función de lo que el usuario ha comprado y de otros productos que están relacionados con los productos comprados por el usuario y que han tenido altas calificaciones de satisfacción por parte de otros usuarios en la

base de datos. El algoritmo de Amazon, denominado "ítem to ítem collaborative filtering", ha mostrado ser eficaz en las recomendaciones y apto para trabajar con millones de usuarios e ítems.

El primer recomendador colaborativo que se presenta como referencia es MovieLens, un recomendador de películas (Miller 2003) ampliamente usado como referencia por la comunidad de los sistemas recomendadores. Un usuario de MovieLens valora películas en una escala de 1 a 5 estrellas, siendo 1 "Malísima" y 5 "Debe verse". Entonces el sistema utiliza las valoraciones de la comunidad para recomendar otras películas en las que el usuario podría estar interesado.

La librería Amazon.com dispone también de uno de los más conocidos y utilizados recomendadores colaborativos en el ámbito del comercio electrónico. Utiliza una aproximación de filtrado colaborativo basada en productos (Linden, Smith et al. 2003). Cada producto adquirido y valorado por un usuario lo empareja con productos similares, y después combina aquellos productos similares en una lista de recomendación. Para determinar la pareja mas similar para un producto dado, el algoritmo construye una tabla de similitud de productos para encontrar productos que los usuarios suelen adquirir juntos. Para calcular la similitud entre productos el algoritmo utiliza la fórmula del ajuste del coseno.

En la familia de sistemas recomendadores colaborativos los métodos más utilizados a la hora de medir la similitud entre los perfiles de varios usuarios son las técnicas de selección de los vecinos más cercanos (es decir, usuarios con un historial de valoraciones sobre los productos similares al historial del usuario actual) y clustering. Además, la primera es también la estrategia más extendida entre los enfoques colaborativos basados en producto.

El método de los vecinos más cercanos se utiliza para detectar similitud entre las preferencias de los usuarios en los recomendadores colaborativos (tanto en los basados en usuario como en los basados en producto). En los enfoques basados en usuario, cada perfil se representa mediante un vector, cuyas componentes son las clasificaciones que el usuario ha asignado a cada uno de los productos incluidos en el mismo. Una vez modelados los usuarios, se aplican sobre sus respectivos vectores métricas como la similitud basada en coseno (ver Ecuación 1) o la correlación de Pearson (ver Ecuación 2), detectando así los más parecidos a sus preferencias.

$$d(x, y) = \frac{\vec{x} \cdot \vec{y}}{\|\vec{x}\| \times \|\vec{y}\|} = \frac{\sum_{i=1}^M x_i \times y_i}{\sqrt{\sum_{i=1}^M x_i^2} \sqrt{\sum_{i=1}^M y_i^2}}$$

**Ecuación 1 similitud basada en coseno**

$$r_{xy} = \frac{n \sum XY - \sum X \sum Y}{\sqrt{[n \sum X^2 - (\sum X)^2] [n \sum Y^2 - (\sum Y)^2]}}$$

**Ecuación 2 correlación de Pearson**

En las ecuaciones (1) y (2):  $x, y$  son los valores medios de las clasificaciones definidas por los dos usuarios cuyas preferencias son comparadas (y cuyos niveles de interés se registran en los vectores  $x$  e  $y$  respectivamente). De acuerdo a (2), es evidente que cuantos más productos hayan clasificado a la vez los usuarios comparados, y cuanto

más parecidas sean las clasificaciones asignadas a los mismos, mayor será la correlación detectada entre sus preferencias (Camacho Rosales 2000).

Por su parte, en lugar de computar la similitud entre dos usuarios concretos, los enfoques colaborativos basados en producto calculan la similitud entre dos productos. Para ello, este tipo de propuestas seleccionan los usuarios que han clasificado a la vez los productos comparados, y construyen vectores a partir de los niveles de interés que estos han asignado a ambos productos. Finalmente, basta aplicar sobre estos vectores las métricas antes mencionadas, para así obtener los valores de similitud concretos entre los productos considerados (Sarwar 2001). Razonando de forma análoga a la descrita en los sistemas colaborativos basados en usuario, es evidente que cuantos más usuarios hayan clasificado a la vez los dos productos comparados y cuanto más parecidos sean los niveles de interés asignados a los mismos, más significativo será el valor de similitud medido entre ambos.

Otro de los métodos más utilizados para valorar la similitud entre usuarios es el conocido como clustering. Orwant propuso en 1995 un método de clustering basado en definir grupos de usuarios de forma dinámica a partir de los perfiles individuales disponibles en el sistema (Orwant 1994). Las características que comparten varios usuarios son utilizadas precisamente como estereotipos, de forma que una vez identificados los grupos de usuarios comunes, el sistema predice el interés de cada uno de ellos promediando las clasificaciones del resto de usuarios pertenecientes a su mismo grupo. De acuerdo a los resultados obtenidos por Breese (Breese 1998), las recomendaciones elaboradas mediante los métodos basados en vecinos más cercanos son más precisas que las obtenidas mediante el clustering, hecho que limita la aplicación de esta última técnica en los enfoques colaborativos actuales.

En la literatura existen otras clasificaciones para los algoritmos empleados en los sistemas basados en CF, por ejemplo la propuesta por (Breese 1998), según la cual los algoritmos de filtrado colaborativo pueden agruparse en dos grandes clases: los algoritmos basados en memoria (memory-based) y los algoritmos basados en modelo (model-based). Los algoritmos basados en memoria utilizan toda la base de datos de productos y usuarios para generar predicciones. Primeramente emplean técnicas estadísticas para encontrar a los vecinos. Una vez que se ha construido una lista de vecinos se combinan sus preferencias para generar una lista con los N productos más recomendables para el usuario actual. Los algoritmos basados en modelo desarrollan primero un modelo de las valoraciones del usuario. Tratan el problema como un problema de predicción estadística y calculan el valor esperado para cada elemento en función de las valoraciones anteriores. Para ello se utilizan distintos algoritmos de aprendizaje de máquina (por ejemplo, algoritmos de clustering o redes Bayesianas). En general, los basados en modelos responden más rápido a las consultas que los basados en memoria, pero por contra necesitan de un proceso de aprendizaje intensivo, generalmente previo, fuera de línea y que debe ejecutarse periódicamente.

Los sistemas colaborativos tienen algunos inconvenientes, por ejemplo: cuando se tiene limitación de información de un nuevo usuario o un nuevo ítem a recomendar, o cuando se tienen muchos ítems y muchos usuarios y pocas calificaciones (dispersión de datos) (Gediminas 2005). Para evitar los inconvenientes o limitaciones de los anteriores métodos de recomendación, surgieron los sistemas de recomendación híbridos, los cuales se pueden construir usando varios modelos, por ejemplo, los

sistemas híbridos basados en contenido y colaborativos como es el caso del sistema propuesto en la presente tesis de investigación (Burke 2007).

### 2.3.3 Recomendadores híbridos

Un recomendador híbrido es aquel que combina múltiples técnicas en un único sistema consiguiendo una participación activa de todas ellas. Burke (Burke 2007) define hasta siete métodos diferentes para combinar estrategias de recomendación:

**Ponderado.** El resultado de las distintas técnicas de recomendación que componen el sistema se combina y se obtiene una puntuación para cada producto con base en la puntuación asignada a cada uno de ellos por las distintas estrategias. El producto (o subconjunto de productos) con mayor puntuación será el que se ofrezca al usuario. Cada una de las estrategias puede tener asociados distintos pesos en la combinación final. Un ejemplo de recomendador híbrido ponderado es Movie Recommender, descrito en (Mobasher 2004). Se trata de un recomendador de películas con dos componentes: uno que utiliza técnicas de filtrado colaborativo para así comparar entre perfiles de usuario la similitud entre sus preferencias; el otro usa la información sobre las características de las películas y recomienda aquellas cuyas características coinciden con los gustos del usuario. La salida de estos dos componentes se combina usando una función ponderada lineal.

**Conmutación.** En este caso, en lugar de ejecutar todas las estrategias simultáneamente, el sistema emplea algún criterio para conmutar entre ellas: cuando se cumplen ciertas condiciones el sistema emplea una estrategia y, en caso contrario, recurre a la(s) restante(s). Un ejemplo de sistema híbrido que utiliza conmutación es NewsDude, un recomendador que ofrece artículos de noticias a los usuarios (Demmel J. 1987) Este sistema se compone de tres recomendadores: dos basados en contenido y uno colaborativo. Los tres componentes están ordenados, si el primero no produce una recomendación fiable, se pasa al segundo, y así hasta el tercero.

**Mixto.** Este esquema reúne en una misma recomendación productos que han sido sugeridos mediante las diferentes estrategias implementadas en el sistema híbrido. Un ejemplo de sistema híbrido mixto es PTVPlus, un recomendador de programas en televisión digital (Smyth 2001). PTVPlus se compone de dos recomendadores, uno basado en contenido y otro colaborativo, en el que el resultado final será una combinación de los resultados producidos por ambos.

**Combinación de características.** En este modelo se funden en un único conjunto los datos que utilizan las diferentes estrategias, y con este nuevo conjunto se ejecuta un solo algoritmo de recomendación. Por ejemplo, Basu, Hirsh y Cohen (Basu 1998) proponen un recomendador de películas basado en contenido que construye los modelos de usuario, y a continuación las valoraciones de los usuarios son combinadas con las características de los productos.

**Cascada.** Un sistema híbrido en cascada funciona en dos etapas. Primero se ejecuta una de las estrategias de recomendación y obtiene un primer conjunto de productos candidatos a ser incluidos en la recomendación final. A continuación, una segunda estrategia refina la recomendación y selecciona solo algunas de las sugerencias obtenidas en la primera etapa. Como ejemplo de recomendador en cascada esta EntreeC (Burke 2007), creado añadiendo a Entree (Burke 1996) un módulo colaborativo de marcaje-ordenación para aquellos productos con iguales valores. Este

recomendador soluciona un problema encontrado en su predecesor. La devolución de muchos productos con iguales valoraciones, que no podían ser valorados y ordenados en relación con el resto de productos. La estrategia diseñada en (Gómez-Albarrán 2009) también se corresponde con una estrategia híbrida, en este caso aplicada al dominio de la recomendación de recursos educativos. La primera etapa corresponde a un recomendador basado en casos, que es refinado en una segunda etapa por un recomendador colaborativo.

**Incorporación de características.** En este esquema, una de las estrategias genera una recomendación junto con una característica nueva para el producto, por ejemplo, una característica del tipo: "productos relacionados". A continuación, esa información se incorpora como una característica más de ese producto para las siguientes técnicas de recomendación; en otras palabras, la salida de una de las estrategias de recomendación se incorpora como una característica más que es utilizada por la siguiente estrategia de recomendación. Melville, Mooney y Nagarajan (Melville 2002) describen un recomendador híbrido que primero a través de un recomendador basado en contenido y un conjunto de datos de entrenamiento genera valoraciones para usuarios que todavía no disponen de estas. Tanto, estas valoraciones generadas como las asignadas directamente por los usuarios, son utilizadas por un recomendador colaborativo. En (Mooney 2000) se describe un sistema de recomendación de libros basado en contenido. Este sistema de recomendación extrae información sobre libros a partir de la información que aparece en Amazon. Esta información contiene las recomendaciones que Amazon hace al usuario, del tipo "títulos relacionados" o "Autores que también pueden ser de interés". Así pues, el sistema de recomendación con incorporación de características, además de obtener como elementos de entrada para el aprendizaje del sistema las propiedades del producto recomendado (como puede ser autor de la obra, tipo de obra o número de páginas), también incorpora las recomendaciones, en este caso del tipo "títulos relacionados" o "Autores que también pueden ser de interés", a su motor de aprendizaje.

**Metanivel.** En este caso, el modelo completo generado por una de las estrategias se utiliza como entrada en las otras existentes en el recomendador híbrido. La diferencia entre este método de recomendación híbrida y el basado en incorporación de características es que, en este último, el modelo aprendido solo se utiliza para generar valores de características que se usan como entrada en las siguientes estrategias, mientras que en el meta nivel se utiliza todo el modelo como dato de entrada. Fab (Balabanovic 1997) es un recomendador de documentos que usa la estructura "collaboration through content" propuesta por Pazzani (Pazzani 1999), que utiliza un recomendador basado en contenido para construir los modelos de usuario y después un módulo colaborativo que filtra los usuarios.

Los sistemas de recomendación aplicados a la educación, han tenido su principal área de desarrollo en e-learning. En e-learning se han definido tres modelos o perspectivas donde se incluye la tecnología para soportar actividades de enseñanza-aprendizaje(Engelbrecht 2003): 1) modelo de contenidos, servicios y tecnología, 2) modelo de diseño instruccional y 3) comunidades de aprendizaje. El primer modelo hace énfasis en el papel que cumple la tecnología para proveer contenido, acceso al mismo y servicios electrónicos. Actualmente, se ha hecho mucho énfasis en los objetivos de los dos modelos restantes, buscando la forma en que la tecnología puede resolver problemas pedagógicos (por ejemplo: personalización del contenido a las necesidades del usuario, secuenciación lógica del material buscando reforzar los



objetivos de aprendizaje, personalización de la navegación de los contenidos, personalización de las actividades de aprendizaje) y de conformación y apoyo a comunidades de aprendizaje (por ejemplo: interacción entre aprendices, entre aprendices y docentes, y entre aprendices y contenido).

Manouselis et al en (Manouselis, Drachsler et al. 2011) presentan un survey de los sistemas de recomendación que han sido desarrollados en Aprendizaje potenciado por la Tecnología (Technology-Enhanced Learning, TEL), incluyendo el uso de sistemas colaborativos, basados en contenido e híbridos. En esas investigaciones se han usado diversas técnicas de minería de datos, como son la clasificación (por ejemplo: árboles de decisión, redes bayesianas y redes neuronales), las reglas de asociación (por ejemplo: a priori y fp-growth) y el agrupamiento por afinidad o clustering (por ejemplo: k-means).

Ninguno de los sistemas presentados en (Manouselis, Drachsler et al. 2011) y en el más reciente taller de Sistemas de Recomendación para TEL (Manouselis, Drachsler et al. 2010), ha mostrado la capacidad de los sistemas de recomendación para recomendarle a los profesores, estrategias de enseñanza o patrones pedagógicos. Por esta razón, SRPP se convierte en el primer referente del área.

## 2.4 Evaluación de sistemas de recomendación

En los sistemas de recomendación se han utilizado diferentes tipos de métricas para evaluar que tan exactas son las predicciones. Evaluar el rendimiento de los algoritmos de recomendación no es fácil, porque diferentes algoritmos pueden ser mejores o peores dependiendo de la base de datos elegida. Según Herlocker una métrica para la exactitud de un sistema de recomendación mide, empíricamente, que tan cerca está el ordenamiento de ítems predichos para un usuario por el sistema con respecto al ordenamiento verdadero que el usuario haría, según su preferencia, de los mismos ítems (Herlocker 2004). En el presente apartado se presentan varias métricas, como opción para ser empleadas en la evaluación de un sistema de recomendación y, que son categorizadas en tres clases: métricas de exactitud predictiva, métricas de exactitud en clasificación y métricas de exactitud en ordenamiento.

### 2.4.1 Métricas de exactitud predictiva

Son aquellas métricas que miden qué tan cerca están los puntajes predichos por el sistema con respecto a los puntajes reales dados por el usuario. Entre estas métricas se destacan las estadísticas como: el error medio absoluto (MAE por sus siglas en inglés) y otras métricas relacionadas como el error medio absoluto normalizado y el error medio cuadrado (Salazar G 2006).

#### 2.4.1.1 Error Medio Absoluto (MAE)

Mide la desviación de las recomendaciones predichas ( $p_i$ ) y los valores reales ( $q_i$ ). A menor MAE mejor predice el sistema las evaluaciones de los usuarios (ver Ecuación 3).

$$MAE = \sum_{i=1}^N \frac{|p_i - q_i|}{N}$$

**Ecuación 3 Error Medio Absoluto**

El MAE puede dar una idea distorsionada del algoritmo para los sistemas que tienen como objetivo encontrar una lista de buenos elementos recomendables. El usuario tan sólo está interesado en los N primeros elementos de la lista. Tampoco es recomendable en sistemas en los que la salida es una decisión binaria de sí o no. Por ejemplo, con una escala de 1 a 10 si el umbral está situado en 5, utilizando MAE se obtendría un mayor error al errar de 9 a 5 que al errar de 5 a 4, lo cual no es cierto a la hora de medir el error de salida (Galán Nieto 2007).

Sin embargo, es un tipo de error estadísticamente muy estudiado y sencillo de comprender. Posee muchas variaciones, como el error cuadrático medio que persigue penalizar los mayores errores o el error absoluto normalizado que facilita la tarea de establecer comparaciones entre pruebas con diferentes conjuntos de datos.

#### **2.4.1.2 Error Medio Absoluto Normalizado**

Para tener en cuenta el peso del error respecto al valor de la variable medida se normaliza el valor absoluto, teniendo el valor absoluto medio normalizado (ver Ecuación 4).

$$MAE = \sum_{i=1}^N \frac{|p_i - q_i| / q_i}{N}$$

**Ecuación 4 Error Medio Absoluto Normalizado**

#### **2.4.1.3 Error Medio Cuadrático**

Para el cálculo de precisión se utiliza el error medio cuadrático definido como (Camacho Rosales 2000) (ver Ecuación 5).

$$EMC = \sqrt{\sum_{i=1}^N \frac{(|p_i - q_i|)^2}{N}}$$

**Ecuación 5 Error Medio Cuadrático**

El error medio cuadrático proporciona la medida de las diferencias en promedio entre los valores pronosticados y los observados.

### **2.4.2 Métricas de exactitud en clasificación**

Las métricas de exactitud, también llamadas métricas de decisión, evalúan la efectividad de un sistema de predicción, ayudando al usuario a seleccionar los elementos de mayor calidad, es decir, con qué frecuencia el sistema de recomendación efectúa recomendaciones correctas. Para ello asumen que el proceso de predicción es binario: o el elemento recomendado agrada al usuario o no lo agrada. Sin embargo, en la práctica se plantea el problema de evaluar esto. Una posible solución es la de dividir el conjunto de datos en dos conjuntos, entrenamiento y test. Se trabaja con el conjunto de entrenamiento y posteriormente se evalúa el resultado comparando las recomendaciones proporcionadas con las del conjunto de test. Aun siendo a veces útil esta técnica, hay que tener en cuenta que los resultados dependen fuertemente del porcentaje de elementos relevantes que el usuario haya votado. Entre estas métricas están Precisión, Recuerdo (Recall) y las curvas ROC (Receiver Operating Characteristic) (Goddard MJ 1990).

### 2.4.2.1 Curvas ROC (Receiver Operating Characteristic).

Las curvas ROC suministran una idea de la fortaleza de diagnóstico de un sistema de filtrado. Las curvas ROC dibujan la especificidad (Probabilidad de que un elemento malo del conjunto sea rechazado por el filtro) y la sensibilidad (probabilidad de que un elemento bueno al azar sea aceptado). Si un elemento es bueno o malo viene dado por las valoraciones de los usuarios. Las curvas se dibujan variando el umbral de predicción a partir del cual se acepta un elemento. El área bajo la curva se va incrementando cuando el filtro es capaz de retener más elementos buenos y menos malos (Cleverdon 1972).

El modelo de las curvas ROC trata de medir el grado con el cual un sistema de filtrado de información puede distinguir de manera exitosa entre relevancia y ruido (Herlocker 2004). Una curva ROC representa una gráfica del recall versus fallout, donde recall (ver Ecuación 6) es el porcentaje de ítems relevantes (proporción de verdaderos positivos) recomendados a los usuarios y el fallout (ver Ecuación 7) es el porcentaje de ítems no relevantes (proporción de falsos positivos) recomendados.

$$Recall = TP\_rate = \frac{TP}{P}$$

**Ecuación 6 Proporción de verdaderos positivos**

$$Fallout = FP\_rate = \frac{FP}{N}$$

**Ecuación 7 Proporción de falsos positivos**

En una curva ROC, cada punto corresponde a un valor límite de predicción de relevancia a partir del cual el sistema considera que la predicción de un ítem es positiva o negativa (relevante o no relevante respectivamente). Los puntos ubicados en la parte más a la izquierda de la curva corresponden con los valores límites mayores de predicción de relevancia, por lo cual es la parte más exigente de la curva. Los puntos ubicados más a la derecha de la curva corresponden con los valores límite menores, por lo cual es la parte menos exigente de la curva. Los valores de recall y fallout, se calculan con base en las llamadas matrices de confusión o tablas de contingencia (Salazar G 2006).

		Positivo Real	Negativo Real
Clasificación dada por el sistema de recomendación	Positivo	Verdaderos Positivos (TP)	Falsos Positivos (FP)
	Negativo	Falsos Negativos (FN)	Verdaderos Negativos (TN)
	Totales	Total Positivos (P)	Total Negativos (N)

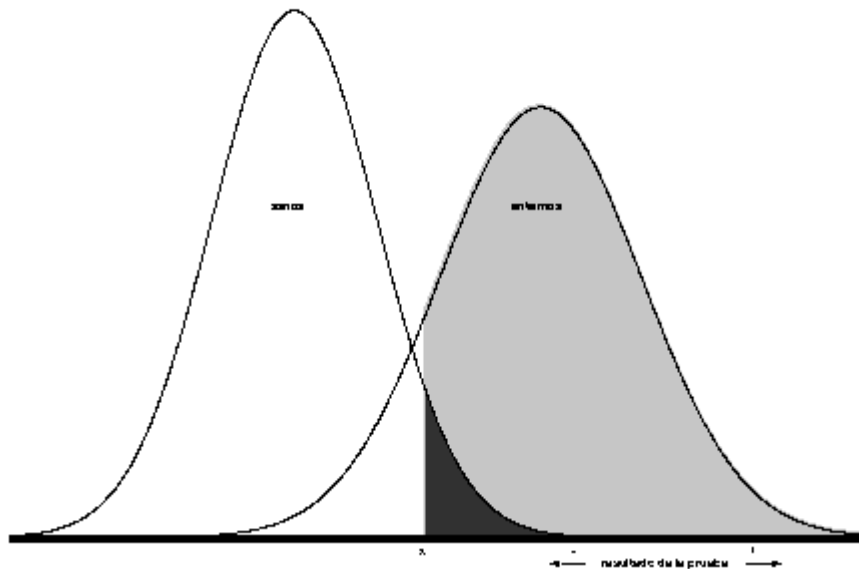
**Tabla 2 Matriz de confusión con base en la cual se calculan los valores de recall y fallout para las gráficas ROC**

Un ítem es considerado verdadero positivo cuando dicho ítem es en realidad positivo para el usuario y es también clasificado como positivo por el sistema de

recomendación. Si tal ítem es positivo para el usuario pero es clasificado como negativo por el sistema de recomendación, es considerado un falso negativo (ver Tabla 2).

Un ítem es considerado verdadero negativo cuando dicho ítem es en realidad negativo para el usuario y es también clasificado como negativo por el sistema de recomendación. Si tal ítem es negativo para el usuario pero es clasificado como positivo por el sistema de recomendación, es considerado un falso positivo (ver Tabla 2).

El área bajo una curva ROC es una medida que resume el desempeño del sistema de filtrado y es equivalente a la probabilidad de que el sistema esté en capacidad de elegir correctamente entre dos ítems, uno seleccionado aleatoriamente a partir del conjunto de ítems no relevantes y el otro seleccionado aleatoriamente a partir del conjunto de ítems relevantes (Salazar G 2006), como se muestra en la Figura 6.



**Figura 6** Posible representación de las funciones de densidad para ítems relevantes y No-relevantes (Herlocker 2004)

Si el ítem predicho no ha sido calificado (Ej. Su relevancia no se conoce), entonces el ítem es simplemente descartado y no afecta la curva ni de forma positiva ni negativa.

## 2.5 Métricas de exactitud de ordenamiento

En las métricas de exactitud de ordenamiento están aquellas que miden la experiencia de un sistema de recomendación para producir un ordenamiento de ítems recomendados que coincida con el ordenamiento que un usuario haría de los mismos ítems. Entre estas métricas están la correlación predicción-evaluación, métrica de utilidad half-life y la medida NDPM (Salazar G 2006).

### 2.5.1 Correlación predicción-evaluación

Dos variables están correlacionadas si la varianza en una variable puede ser explicada por la varianza de la segunda. La correlación producto-momento de Pearson, la  $\rho$  de Spearman y el Tau de Kendall son tres de las medidas de correlación más conocidas (Herlocker 2004). La correlación de Pearson mide la extensión que existe en una relación lineal entre dos variables (ver Ecuación 8).

$$C = \frac{\sum (x - \bar{x})(y - \bar{y})}{(n-1)S_x S_y}$$

**Ecuación 8 Correlación de Pearson**

Donde  $S_x, S_y$  son las desviaciones estándar de las variables  $x, y$ .

### **3 SISTEMA DE RECOMENDACIÓN DE PATRONES PEDAGÓGICOS**

Para la construcción del sistema de recomendación de patrones pedagógicos, inicialmente se definió una ontología que representa los patrones pedagógicos y su interacción con los conceptos fundamentales del proceso educativo. Luego se definió un sistema de información web que permite el registro e ingreso de información de cursos, estudiantes, docentes, entre otros y luego, a este sistema se le adicionó una opción que se basa en un modelo híbrido unificado de recomendación de patrones pedagógicos. A continuación se explican cada uno de los componentes del sistema de recomendación.

#### **3.1 Ontología de Patrones Pedagógicos (OntoPP)**

La ontología está dirigida a resolver los problemas de representación y estructura que presentan actualmente los patrones pedagógicos, entre otros los que se refieren a la dispersión de los mismos en una gran cantidad de documentos de texto semi-estructurados, las ambigüedades presentes en los mismos, las omisiones en la estructura y las malas interpretaciones de la misma. Lo anterior, debido a que las ontologías brindan una forma adecuada de representación definiendo un vocabulario estándar no ambiguo que permite reutilizar y compartir los conceptos de un área de conocimiento en particular (Tetlon 2001).

Las metodologías para desarrollar ontologías son muy variadas y por lo general siempre dependen del dominio de la ontología, para esta investigación se tomó como referencia la metodología propuesta por Noy y McGuinness (Noy and McGuinness 2001), la cuál es referenciada por varios autores, quienes la consideran una metodología general, flexible, completa y sencilla. La metodología consta de los siguientes siete (7) pasos: Paso 1, determinar el dominio y alcance de la ontología. Paso 2, considerar la reutilización de ontologías existentes. Paso 3, enumerar los términos importantes de la ontología. Paso 4, definir las clases y la jerarquía de clases. Paso 5, definir los atributos (slots) de las clases – slots. Pasos 6 y 7, definir las facetas de los atributos y crear instancias. Además de otros pasos adicionales que permiten refinar la ontología una vez creada.

En el desarrollo del paso 2 se buscó en varios repositorios y en la web en general, la existencia de una ontología similar, con el ánimo de reutilizar algunos componentes, pero no se obtuvieron resultados positivos. Entre los repositorios revisados están Ontolingua (<http://www.ksl.stanford.edu/software/ontolingua>), DAML Library (<http://www.daml.org/ontologies>), UNSPSC (<http://www.unspsc.org>), RosettaNet (<http://www.rosettanel.org>) y DMOZ (<http://www.dmoz.org>).

En la Figura 7 se muestra un diagrama de clases de la ontología en UML. La ontología fue implementada en Protegé a través de reglas en lenguaje RDF. La ontología cuenta con 76 instancias (patrones pedagógicos de la página oficial de Pedagogical Patterns Project, PPP) que pueden ser consultados en [http://spar.unicauca.edu.co/srpp/ver\\_patrones.aspx](http://spar.unicauca.edu.co/srpp/ver_patrones.aspx). En la ontología además se identificaron un total de 19 categorías de fuerzas (115 logros o metas) que los docentes universitarios pretenden desarrollar al aplicar los patrones y problemas que intentan resolver (153 problemas).

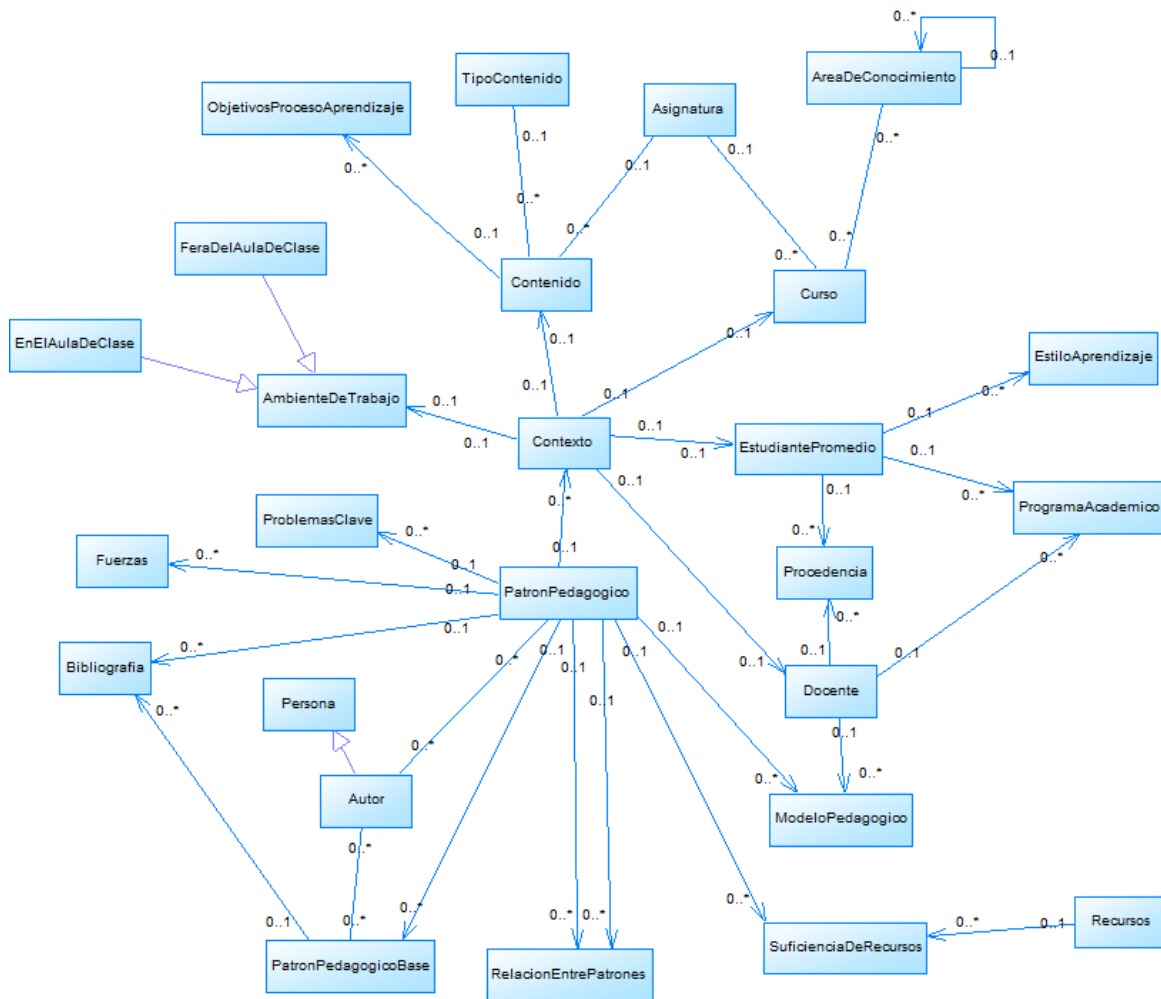


Figura 7 Modelo General de OntoPP

A continuación se muestra una descripción general de las clases y subclases de la ontología de patrones pedagógicos.

- **Ambiente De Trabajo:** Representa el ambiente de trabajo en el cual se orienta un tema o contenido.
  - Subclase **En El Aula De Clase:** Representa un recinto cerrado
  - Subclase **Fuera Del Aula De Clase:** Representa un espacio abierto al aire libre
- **Área de Conocimiento:** Representa las diferentes áreas del conocimiento en las cuales se enmarcan los programas académicos y unidades temáticas.
- **Contenido:** Representa la unidad temática que se desarrolla u orienta en determinado momento en un curso.

- **Tipo Contenido:** Representa los diferentes tipos de contenidos a los que puede pertenecer un contenido o unidad temática.
- **Objetivos del Proceso Aprendizaje:** Representa los objetivos de aprendizaje del contenido o unidad temática que se dicta en un curso, es decir que después de realizar un proceso de aprendizaje con este contenido, el estudiante debe haber adquirido nuevas habilidades y conocimientos.
- **Asignatura:** Representa la asignatura que se dicta en un curso.
- **Contexto:** Representa el contexto en el cual un patrón pedagógico fue puesto en práctica y resulto exitoso, este contexto involucra características del docente, los estudiantes, el contenido y el ambiente de trabajo.
- **Curso:** Representa el curso en el cual se aplicó o aplicará algún patrón pedagógico.
- **Docente:** Representa al docente que pone en práctica un patrón pedagógico en determinado contexto
- **Estudiante Promedio:** Representa al estudiante promedio que participa en una experiencia de enseñanza-aprendizaje con algún patrón pedagógico.
- **Estilo de Aprendizaje:** Representa el estilo de aprendizaje promedio que poseen los estudiantes que participaron o participarán en una experiencia de enseñanza-aprendizaje con algún patrón pedagógico, este estilo de aprendizaje se basa en las nueve (9) inteligencias de Gardner (Gardner 2005): lingüística, lógica-matemática, musical, espacial, corporal-kinestésica, naturalista, interpersonal, intrapersonal y existencial.
- **Procedencia:** Representa el lugar geográfico del cual proviene la persona, no necesariamente es el lugar donde nació si no donde ha vivido los últimos años.
- **Programa Académico:** Representa un programa académico de pregrado.
- **Modelo Pedagógico:** Representa el modelo pedagógico en el cual se enmarcan los diferentes patrones pedagógicos y/o predomina en el docente que pone en práctica un patrón pedagógico.
- **Patrón Pedagógico Base:** Representa el patrón pedagógico en el cual se baso un patrón para su realización, algunos patrones son mejoras de estos patrones.
- **Patrón Pedagógico:** Representa un patrón pedagógico.
- **Problemas Clave:** Representa los problemas clave que intentan resolver los patrones pedagógicos.
- **Fuerzas:** Representa los logros o metas que alcanza un patrón pedagógico.
- **Bibliografía:** Representa las fuentes bibliográficas a las cuales los autores de los patrones hacen referencia en los patrones pedagógicos.
- **Persona:** Representa a una persona.



- Subclase **Autor:** Representa un autor o alguien que reescribe un patrón pedagógico.
- **Recursos:** Representa los diferentes recursos como implementos físicos o abstractos que un docente utiliza en una experiencia de enseñanza-aprendizaje con algún patrón pedagógico, por ejemplo: televisores, grabadoras, balones, carteleras, colores, etc.
- **Suficiencia De Recursos:** Representa la relación de cantidad que existe entre una unidad de un recurso y los estudiantes que esta unidad beneficia o utilizan.
- **Relación Entre Patrones:** Representa las relaciones que pueden tener los patrones pedagógicos entre sí. Las relaciones son: es una especialización de, complementa a, recomienda ver, recomienda usar y es una variante de.

### 3.2 Sistema de Recomendación de Patrones pedagógicos. SRPP

El sistema de recomendación se desarrolló basado en los conceptos de la web 2.0 (creación de una comunidad alrededor del tema de los patrones pedagógicos y la recomendación de los mismos) y contempla un conjunto de roles, entre los cuales se establece una relación jerárquica para la organización de las funcionalidades disponibles en el sistema. A continuación se relacionan cada una de las funciones de cada rol.

- **Anónimo:** Representa a los usuarios que ingresan a la aplicación pero que no poseen una cuenta o no han iniciado sesión en el sistema. Estos usuarios pueden ver la ayuda del sistema, ver los patrones pedagógicos almacenados en el sistema, ver comentarios en el foro del sistema, ver la ontología de patrones pedagógicos y su contenido, ver noticias, registrarse en el sistema para convertirse en un usuario registrado y entrar al sistema como un usuario registrado.
- **Usuario registrado:** Representa a los usuarios que poseen una cuenta en el sistema. Un usuario registrado además de hacer uso de la funcionalidad de un usuario anónimo puede: crear temas en el foro, publicar noticias, publicar comentarios en el foro, editar el perfil personal (compuesta de información personal, firma, foto y suscripciones a los foros), administrar mensajes, ver información de los miembros de la comunidad, cambiar contraseña, solicitar el registro como estudiante o docente de un curso y salir del sistema (convertirse en un usuario anónimo).
- **Estudiante universitario (Estudiante):** Representa al estudiante que se encuentra matriculado en un curso dirigido por un docente que hace uso del sistema, este usuario registra información personal y académica. Un estudiante además de hacer uso de la funcionalidad de un usuario registrado puede: actualizar los datos académicos como estudiante, gestionar la información del estilo de aprendizaje (basado en el test de inteligencias múltiples de Gardner), gestionar los cursos matriculados y evaluar un patrón pedagógico utilizado por un profesor en una sesión de clase específica.
- **Docente universitario (Docente):** Representa a un docente universitario que solicita al sistema sugerencias de cómo orientar un tema en su contexto académico específico. Un docente además de usar las funciones de un usuario registrado


puede: gestionar los cursos del docente, gestionar los datos académicos del docente, supervisar el registro de los estudiantes al curso, calcular estudiantes promedios de sus cursos, solicitar asignación de nuevos cursos, registrar directamente estudiantes en sus cursos, admitir o no el registro de estudiantes en sus cursos, solicitar una recomendación al sistema y calificar la recomendación (evaluar un patrón pedagógico utilizado por un docente en una sesión de clase específica).

- **Docente universitario que a su vez es estudiante (Docente-Estudiante):** Representa un docente que a su vez está estudiando, es la mezcla entre los anteriores dos actores y tiene los privilegios de los dos en sus respectivos ámbitos.
- **Administrador del Sistema (Administrador):** Se encarga de las labores de administración del sistemas, es un rol con permisos para gestionar los usuarios, el foro, las noticias, los programas académicos, las áreas de conocimiento de las asignaturas, las asignaturas, los cursos, idiomas, modelos pedagógicos (entre ellos: instruccional, conductista, activo, romántico, desarrollista, constructivista, construccionista, conceptual, critico social, proyecto de aula, proyecto académico, proyecto de investigación) y patrones pedagógicos. También se encarga de autorizar o rechazar las peticiones de docentes para dirigir los respectivos cursos y de velar porque el sistema este siempre disponible para los usuarios.

En la Figura 8 se muestran los 6 pasos que debe seguir un docente (en la forma de un asistente de software) para solicitar al sistema una recomendación de un patrón pedagógico, a saber: tener un curso asignado, tener por lo menos un contenido definido para el curso (definiendo si es teórico, práctico o teórico-práctico, el idioma del contenido, si el contenido es más conceptual, actitudinal o procedimental, tiempo estimado para su desarrollo, entre otros), haber definido un ambiente de trabajo para el curso (si es en aula de clase o fuera de ella, si se necesitan recursos específicos como computadores, equipos de sonido u otros, distribución del aula, luminosidad, movilidad de implementos, entre otros), tener estudiantes registrados en el curso (selecciona los estudiantes que van a participar en la actividad y calcula el estudiante promedio que mejor caracteriza los estudiantes del curso), haber completado la información de los logros que espera obtener en el tema específico que está tratando en el curso (logros o metas que espera alcanzar y problemas pedagógicos que espera evitar) y haber diligenciado la información académica del profesor (Idiomas dominantes, nivel de estudios, programa del que se graduó, modelo pedagógico dominante, procedencia, edad y años de experiencia en la docencia, entre otros). Algunos de estos se realiza una sola vez y no siempre que se va a solicitar una recomendación, por ejemplo, tener un curso asignado.

La Figura 9 muestra el resultado de una recomendación específica a un docente (cuando el docente termina los seis pasos y presiona el botón de recomendar), en un tema de un curso, con un ambiente de trabajo y estudiantes específicos. El docente puede estudiar los patrones que se recomiendan y seleccionar el que considera más apropiado para la sesión de clase específica.

### Solicitar recomendación de un patrón pedagógico

 **PASOS:** Este proceso consta de los siguientes 6 pasos.

Debes haber diligenciado completamente la siguiente información.

- Paso 1** Tener actualmente por lo menos un curso asignado.  
[Solicitar Asignación de Curso](#)
- Paso 2** Haber creado por lo menos un contenido para el curso.  
[Crear Contenido](#)
- Paso 3** Haber creado por lo menos un ambiente de trabajo para el curso.  
[Crear Ambiente de Trabajo](#)
- Paso 4** Tener por lo menos 1 estudiante (con su registro completo) matriculado en el curso.  
[Verificar Estudiantes](#)
- Paso 5** Haber completado la información del curso.  
[Mis Cursos](#)
- Paso 6** Haber diligenciado toda tu información personal.  
[Mi Información](#)


**Figura 8** Interfaz del docente para solicitar una recomendación de un patrón pedagógico


### Solicitar recomendación de un patrón pedagógico

**Paso 1**

## Escoge un Curso

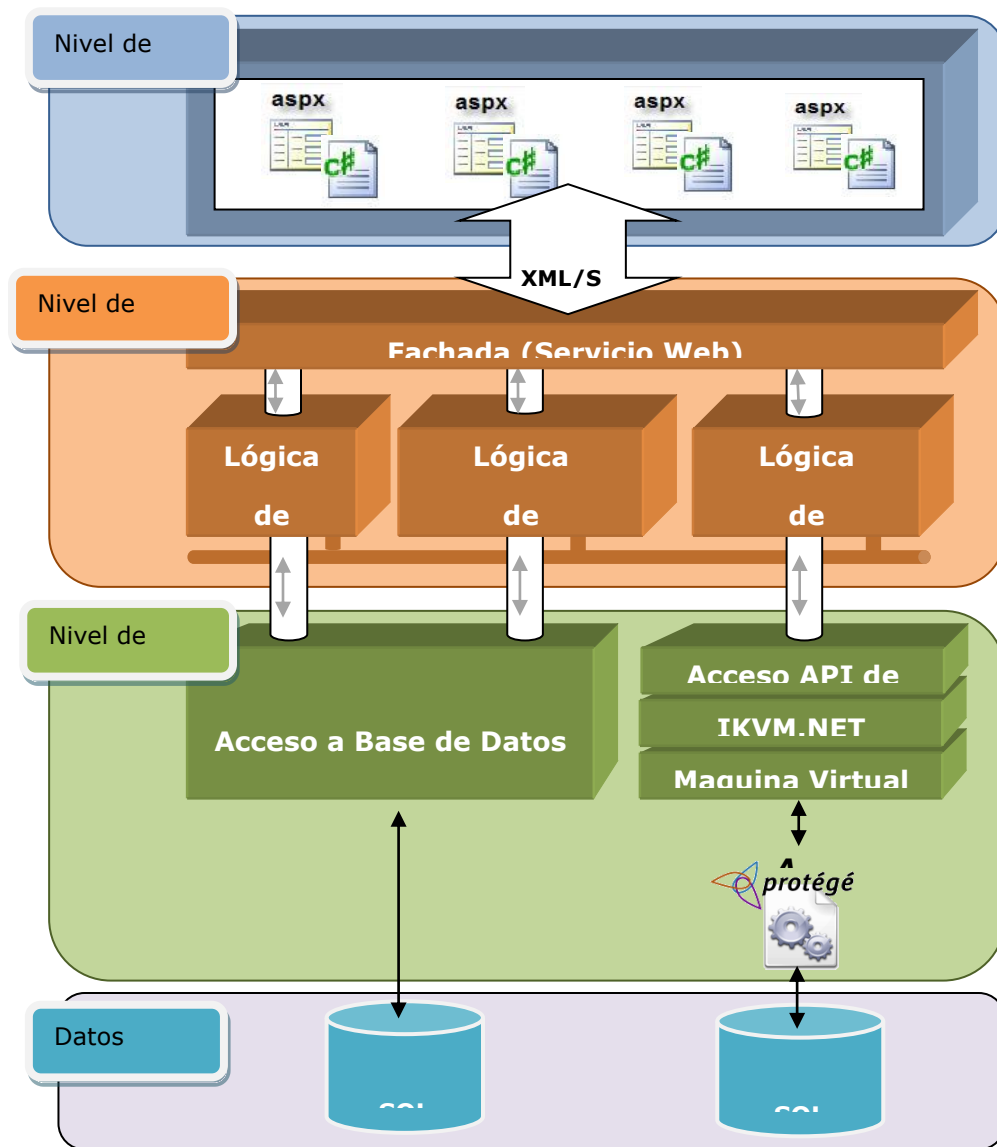
Escoge un curso que tengas asignado o solicita la asignación de uno.





**Figura 9** Interfaz del docente donde selecciona el patrón pedagógico recomendado

SRPP fue desarrollado en una arquitectura multi nivel (o multi capa) como se muestra en la Figura 10.



**Figura 10 Arquitectura del Sistema**

El **Nivel de Presentación** incluye los componentes de interfaz de usuario (páginas web .aspx), las cuales permiten procesar y dar formato a los datos de usuario, así como adquirir y validar los datos entrantes procedentes de éstos. Este nivel se comunica únicamente con la capa de negocio por medio de una fachada accesible a través de servicios web.

El Nivel de **Lógica de Negocio** es donde se implementan (por medio de servicios web) las reglas de negocio y procesos relacionados con las funcionalidades que ofrece el sistema. A su vez éste se divide en 4 subniveles:

1. **Lógica de Ontología:** encargado de manipular la ontología, permite ver la ontología como un objeto proveyéndola de métodos para insertar instancias, consultar instancias y consultar su estructura o modelo. Este subnivel se comunica con el de servicios, más específicamente con el subnivel de Acceso a la API de Protégé.
2. **Lógica de Recomendación:** encargado de dar soporte a las tareas de minería de datos, contiene el algoritmo de recomendación, las clases necesarias para la transformación de los datos, normalización de datos e inserción y recuperación de los datos de la vista minable. Este subnivel se comunica con el nivel de servicios a través del nivel de Acceso a la Base de Datos.
3. **Lógica de Aplicación:** encargada de manejar la lógica de negocio propia del sistema de recomendación y que no es manejado por los anteriores subniveles, es decir: manejo de usuarios, de cursos, de roles, contenidos, ambientes de trabajo, solicitudes de asignación de curso, tablero de noticias, etc. Este subnivel se comunica con el nivel de servicios a través del nivel de Acceso a la Base de Datos.
4. **Fachada:** da soporte a la implementación de los servicios web proporcionando interfaces simples y débilmente acoplados a los clientes, para que estos puedan acceder a los métodos suministrados por los otros tres subniveles.

Los subniveles Lógica de Ontología, Lógica de Recomendación y Lógica de Aplicación se comunican y cooperan entre sí para procesar adecuadamente las peticiones recibidas a través de la Fachada.

El nivel de Lógica de Negocio se comunica con el nivel de presentación únicamente por medio del subnivel Fachada, por el cual se reciben las solicitudes del usuario y se envían los resultados. También se comunica con el nivel de servicios para almacenar o recuperar datos de la base de datos, cifrar datos o acceder a la API que permite manipular la ontología.

En el **Nivel de Servicios** se encuentra la lógica que permite dar persistencia a los objetos de la lógica de negocio, recuperar información desde la base de datos, comunicarse con la API de Protégé para manipular la ontología y recuperar instancias de las clases de la ontología desde la base de datos donde se encuentran almacenadas. El principal objetivo de este nivel es ocultar a las capas superiores los detalles técnicos y de lenguaje necesarios para acceder a los repositorios donde están almacenados los datos. Este nivel está constituido por los siguientes dos subniveles:

1. **Acceso a Base de Datos:** implementa la persistencia y el acceso a los datos ocultando los detalles de los repositorios de datos a los niveles superiores. El acceso a datos implementa componentes software que se encargan de acceder a la base de datos para leer y escribir el estado de los objetos de negocio, independizando la aplicación del acceso al motor de la base de datos. El subnivel comunica la capa de negocio con Microsoft SQL Server 2005 que fue el motor escogido para el almacenamiento de la información.
2. **Acceso a la API de Protégé:** Este subnivel permite acceder a la ontología que se encuentra almacenada en la base de datos. Esta API es una librería de código abierto escrita en java para el lenguaje de ontologías web OWL y el Marco de Descripción de Recursos RDF, proveyendo clases y métodos para guardar archivos

OWL, para consultar y manipular modelos de datos OWL y realizar razonamiento. El subnivel implementa la lógica necesaria para que las capas superiores escritas en C# y desarrolladas en Visual Studio .NET 2005 puedan interoperar con la API de Protégé que se encuentra escrita en Java. Razón por la cual fue necesario usar un framework para inter-operar estas dos tecnologías, en este caso IKVM.NET (<http://www.ikvm.net>).

### 3.3 Modelo Híbrido Unificado de Recomendación

El sistema de recomendación utiliza un modelo híbrido unificado (por contenido y por filtrado colaborativo) para realizar las recomendaciones. En este modelo, un ítem de información corresponde a un patrón pedagógico en contexto, es decir, un patrón pedagógico que contiene la siguiente información: docente que usó el patrón, estudiante promedio de un curso que usó el patrón, ambiente de aprendizaje en el que se usó el patrón y las características del tema o contenido del curso donde se usó el patrón. Esta información es llevada a un espacio latente usando Singular Value Decomposition (SVD) (Golub 1997) y finalmente se realiza la recomendación a través de un proceso de filtrado colaborativo encontrando los patrones pedagógicos en contexto que han sido mejor evaluados y que son más similares a las necesidades específicas del docente. La Figura 11 resume los pasos del proceso de recomendación. El paso 1 y 2 se realizan en un mismo momento, cuando cambia información en el sistema de información web y dicha información modifica la vista minable, mientras que el paso 3 se realiza en otro momento, cuando el profesor expresamente solicita la recomendación.

Cuando se realiza modificación de datos en el sistema de información web

1. Preparación de los datos – construcción o actualización de la vista minable
2. Actualización de la representación en el espacio latente usando SVD
3. Cuando el docente solicita la recomendación (presiona el botón de recomendar) Recomendación colaborativa del patrón pedagógico en contexto

**Figura 11 Pasos del proceso de recomendación**

Cuando el sistema empieza a ser usado, las recomendaciones se realizan basadas en el contenido de los patrones, ya que el sistema no cuenta con calificaciones de los patrones pedagógicos pre-construidos en el sistema (los patrones pedagógicos registrados en PPP). Además, la recomendación por contenido está limitada a los datos registrados en la plantilla de patrones pedagógicos, razón por la cual no se tiene en cuenta el contexto (ambiente, estilo de aprendizaje de los estudiantes y estilo de enseñanza del profesor) específico de aplicación del patrón.

Una vez el sistema es utilizado, empieza a registrar experiencias de enseñanza-aprendizaje con los patrones pedagógicos en contexto, entonces se cuenta con información suficiente que relaciona un contexto bien detallado (descrito por el docente, el tema y los estudiantes) con un patrón pedagógico. En esta etapa el sistema adopta en su totalidad el modelo híbrido. La vista minable inicia con los 72 patrones pedagógicos del PPP y cada recomendación que es calificada se convierte en

un nuevo registro en la vista minable, registro que equivale a una experiencia exitosa o no del patrón en un contexto específico.

### 3.3.1 Preparación de los datos

El sistema cuenta con una vista minable, una estructura en forma de tabla que resume y organiza la información registrada en el resto del sistema y que además facilita la tarea de recomendación. Esta vista minable, se modifica en su estructura y se actualiza en su contenido en la medida que los datos del sistema cambian. Por ejemplo, cuando en el sistema se registra que un usuario usa un nuevo idioma no registrado por los otros usuarios del sistema (por ejemplo: urdu), en la vista minable se crea una nueva columna con este nuevo idioma y se le registra a ese usuario un 1 (true) en esa columna para indicar que habla el idioma y a los otros registros de la vista minable se les asigna un 0 (false), para indicar que no lo hablan.

Los tipos de datos que se manejan en el sistema son de dos tipos: numéricos y enumerados, los primeros corresponden a valores enteros o decimales, y los segundos a listas de números o cadenas.

La cardinalidad de los datos que se manejan en el sistema son de dos tipos: simple y múltiple. La cardinalidad simple permite que la variable tome un solo valor para cada clase, y la cardinalidad múltiple permite que una clase pueda tener varios valores a la vez para determinada variable, por ejemplo la clase idioma para un usuario puede tener varios valores: inglés, español, francés, portugués, entre otros.

Todos los datos del sistema se transformaron en valores normalizados entre cero (0) y uno (1) en la vista minable de acuerdo a unas reglas básicas que se explica a continuación. Para las variables numéricas de cardinalidad simple se aplica la Ecuación 9, conocida como la normalización Min-Max(Jain 2005)

$$v_i = \frac{a_i - \text{Min}}{\text{Max} - \text{Min}}$$

Donde,  $v_i$  es el valor normalizado,  $a_i$  es el valor a normalizar, y Min y Max son el mínimo y máximo valor que puede tomar la variable  $a_i$ .

#### **Ecuación 9 Normalización de valores numéricos de cardinalidad simple**

Para las variables enumeradas de cardinalidad simple los posibles valores de la variable se ordenan alfabéticamente de menor a mayor (alfabéticamente para las cadenas) y el valor que se asigna es igual a la posición específica del valor en cuestión en la lista ordenada dividido por el número total de valores en la lista. Con esto se garantiza que los valores estén entre cero (0) y uno (1).

Teniendo en cuenta que la tasa de modificación de las variables enumeradas de cardinalidad simple es lenta, es decir, los posibles valores cambian muy poco con el paso del tiempo. El proceso de normalización se almacena en una tabla de la base de datos del sistema como una tripleta compuesta de: variable, valor, y valor normalizado. Con esta información el proceso de normalización de nuevos registros en el sistema se hace más rápidamente, sin ordenar, totalizar, ni dividir todos los datos del sistema, sólo se necesita consultar los datos de la tripleta relacionada.

### 3.3.1.1 Transformación de Variables de Cardinalidad Múltiple

El registro directo de variables con cardinalidad múltiple en la vista minable representa un problema a la hora de aplicar la mayoría de los algoritmos de minería de datos y recomendación. Por lo anterior, fue necesario manipular los valores de estas variables para que los algoritmos puedan procesarlos adecuadamente. La solución seleccionada, consistió en crear una columna en la vista minable por cada valor usado en cada variable de este tipo. En dichas columnas solo se puede registrar un uno (1) o un cero (0) para indicar si ese valor, para la variable, se encuentra registrado en la entrada o no. Es decir, en la vista minable no se crea una columna por cada posible valor de una variable, si no, que se cree una columna, solo si el valor ha sido usado por estudiantes, docentes u otros datos gestionados por el sistema. Por ejemplo, para la variable o clase idioma, se puede contar con más de 100 posibilidades (inglés, francés, español, portugués, sueco, mandarín, japonés, etc.), pero si en el sistema los estudiantes de las experiencias sólo reportan el manejo de los idiomas inglés y español, en la vista minable sólo existirán dos columnas, una para el registro de los estudiantes que hablan inglés y otra para el registro de los estudiantes que hablan francés.

Como éstas columnas se crean dinámicamente, se puede perder la referencia de la correspondencia entre la columna y el valor específico de la variable enumerada, por esta razón, en el sistema se cuenta con una tabla que registra los metadatos de la vista minable, es decir, una tabla que registra un identificador, el nombre de la variable enumerada, el nombre de la columna en la vista minable, el id del valor (normalmente almacenado en otra tabla de la base de datos) y el número de la columna correspondiente en la vista minable).

### 3.3.1.2 Actualización de la representación en el espacio latente usando SVD

Teniendo en cuenta que al iniciar el uso del sistema, la vista minable cuenta con muchos valores nulos (no se tiene información de estudiantes, profesores, ambiente de trabajo, entre otros) y que la dispersión de los datos en el sistema puede ser alta en cualquier momento de uso del sistema, dada la alta dimensionalidad de la vista minable. Los datos registrados en la vista minable se llevan a un espacio latente, en el cual se reduce el ruido y se obtiene la esencia de la información contenida en dicha estructura. Este proceso se realiza usando Singular Value Decomposition (SVD), comúnmente usado por los sistemas de recuperación de información y los sistemas de recomendación.

SVD (Michael, Susan et al. 1995) es una consecuencia directa de un teorema de álgebra lineal: "Cualquier matriz  $mxn$  cuyo número de filas de  $m$  es mayor o igual a el número de columnas  $n$ , puede escribirse como el producto de una columna de  $mxn$  de la matriz ortogonal  $U$ , una matriz  $mxn$  diagonal  $S$  con elementos positivos o cero (valores singulares), y la transposición de una matriz de  $mxn$  ortogonales  $V$ ." (traducción libre) (Michael, Susan et al. 1995). Dada una matriz  $A_{mxn}$ , una descomposición SVD es una factorización igual a:  $A_{mxn} = U_{mxm} S_{mxn} V_{nxn}^T$ . La matriz  $A$ , en este caso, es la vista minable que se tiene en el sistema. Usando SVD se descompone la vista minable en tres matrices,  $U_{mxm}, S_{mxn}, V_{nxn}^T$  las cuales son almacenadas en el sistema, para realizar el posterior proceso de recomendación.

Cuando los datos en el sistema cambian, ellos modifican la vista minable y por esta razón el sistema debe modificar las matrices  $U_{mxm}, S_{mxn}, V_{nxn}^T$ . Este proceso se hace en el trasfondo del sistema, es decir, el sistema puede seguir recomendando con las



matrices existentes y cuando el cálculo de las nuevas matrices finaliza, ellas reemplazan las anteriores y el proceso empieza a realizarse con las nuevas matrices, sin que los usuarios sean conscientes de dicho proceso.

La reducción de la dimensionalidad (captura la esencia de la matriz) se realiza reduciendo el tamaño de las matrices  $U_{m \times m}, S_{m \times n}, V_{n \times n}^T$  de la siguiente manera:  $A'_{m \times n} = U_{m \times k} S_{k \times k} V_{k \times n}^T$ . Donde  $k \ll m$  y  $k \ll n$ . De esta forma la matriz  $A'$  sigue siendo de  $m$  filas x  $n$  columnas pero los datos registrados en ella, capturan la esencia de la matriz  $A$  original.

Para hallar el valor de  $k$ , se usó la norma de Frobenius (Petersen and Pedersen 2008). El método consiste en tomar un porcentaje (por ejemplo el 90%) de los valores singulares registrados en la matriz  $S$ , los cuales son suficientes para representar adecuadamente la matriz original

### 3.3.2 Recomendación colaborativa del patrón pedagógico en contexto

Cuando un docente solicita una recomendación, el sistema recopila la información proporcionada por dicho docente y la formatea de tal forma que tenga la misma estructura que un registro de la vista minable. Posteriormente, para poder calcular los vecinos cercanos, este registro se lleva al espacio latente a la que fue llevada la vista minable, para esto se aplica la Ecuación 10.

$$N_k = R * V^T * S^{-1}$$

Donde,  $R$  es el registro de la solicitud del docente (tiene la misma estructura de la vista minable y tiene en cuenta la ponderación de las columnas, tema que se explica en una sección posterior),  $V^T$  es la matriz  $V^T$  calculada para la vista minable reducida a la dimensión  $k$ ,  $S^{-1}$  es la inversa de la matriz  $S$  calculada para la vista minable reducida a la dimensión  $k$  y  $N_k$  es el vector  $R$  representado en el espacio latente

#### Ecuación 10 Incluir registro en dimensión K

Una vez se cuenta con el registro de consulta en el espacio latente reducido a la dimensión  $k$ , se aplica la similitud de cosenos (Ecuación 11) para encontrar la similitud entre cada patrón o experiencia registrada en la vista minable frente a la solicitud actual del docente.

$$d(x, y) = \frac{\vec{x} \cdot \vec{y}}{\|\vec{x}\| \times \|\vec{y}\|} = \frac{\sum_{i=1}^M x_i \times y_i}{\sqrt{\sum_{i=1}^M x_i^2} \sqrt{\sum_{i=1}^M y_i^2}}$$

Donde  $M$  es el número de atributos (columnas) de la vista minable y del vector de consulta en el espacio latente,  $x$  es un patrón o experiencia registrada en la vista minable  $y$ ,  $y$  es la nueva consulta o registro de solicitud de recomendación realizada por el docente.

#### Ecuación 11 Distancia de cosenos

Los registros de patrones o experiencias cuyas distancias estén más cercanas a 1 (cuando el coseno es igual a 1 significa que el ángulo entre los vectores es cero, es decir tienen la misma dirección), corresponden a los patrones pedagógicos o

experiencias que más se asemejan al nuevo vector de consulta del docente. Esta técnica solo encuentra los vecinos cercanos y no distingue entre patrones o experiencias que han obtenido buenas calificaciones y los que no, por lo que fue necesario aplicar un proceso adicional que se describe en una sección posterior.

### 3.3.2.1 Ponderación de columnas en la vista minable y el vector de consulta

Como se mencionó anteriormente, el sistema de recomendación se basa en un modelo híbrido, el cual en sus inicios aplica más un modelo basado en contenido y posteriormente incluye un modelo basado en filtrado colaborativo. Las dimensiones de la vista minable se dividieron en 2 grupos: dimensiones que determinan el perfil (contexto académico de los patrones pedagógicos) empleados para realizar recomendaciones basados en filtrado colaborativo y las dimensiones utilizadas para las recomendaciones basadas en contenido.

Para el primer grupo se seleccionaron inicialmente 40 dimensiones, correspondientes a las dimensiones que describen el contexto académico en el cual un patrón pedagógico fue implementado. Para el segundo grupo se seleccionaron 265 dimensiones, correspondientes a las fuerzas y problemas que obtienen y solucionan los patrones respectivamente.

Se observa que la diferencia en el número de dimensiones de los dos grupos influye en la recomendación, debido a que las 265 dimensiones del segundo grupo tienen más peso que las 40 del primer grupo (por su cantidad pero no necesariamente por su aporte). Por esta razón se asignan pesos a las dimensiones de la vista minable antes de llevarlos al espacio latente, para equilibrar los valores de las dimensiones en ambos grupos. Para asignar los pesos se empleó la Ecuación 12.

$$p = \frac{1}{n} * v$$

Donde, n es el número de valores diferentes de cero que se encuentran en las dimensiones a las cuales se les desea dar el peso, v es el valor actual de la dimensión y p es el nuevo valor de la dimensión.

#### **Ecuación 12 Cálculo del peso de las columnas**

De esta forma, para asignar los pesos a las dimensiones del primer grupo, se cuentan cuantas de las 40 dimensiones tienen valor diferente de cero (n), luego se divide 1 entre ese número y por cada dimensión el resultado se multiplica por el valor de dicha dimensión. Este mismo proceso se aplica a la solicitud de recomendación que realiza un docente en el sistema antes de ser llevada al espacio latente y comparada con los registros de la vista minable, también en el espacio latente.

## **4 EVALUACIÓN DEL SISTEMA**

En el presente capítulo se resumen la evaluación de usabilidad realizada por cada uno de los usuarios que utilizaron la aplicación y los resultados obtenidos en la evaluación de la precisión de las recomendaciones entregadas por SRPP. Los usuarios que participaron en las experiencias corresponden a nueve (9) docentes y doscientos ocho (208) estudiantes de diferentes programas académicos de las universidades: Tecnológica de Pereira, Universidad del Quindío y universidad del Cauca, Colombia.

Además se realizó un análisis de la complejidad computacional del algoritmo de recomendación.

#### **4.1 Evaluación de la Usabilidad**

Para realizar esta evaluación se tuvo en cuenta las pautas planteadas por el Dr. Jaime Sánchez (Sánchez 2000) de la Universidad de Chile, con una revisión y mejora del ingeniero Carlos Árdila, docente del área de ingeniería de software de la Universidad del Cauca y basado en las definiciones de usabilidad que presenta Nielsen (Nielsen 2005).

Dichas pautas, permiten a los usuarios evaluar el sistema en preguntas organizadas en ocho (8) secciones, a saber: 1) visibilidad del estado del sistema (el sistema le indica al usuario lo que está haciendo), 2) la relación entre el sistema y el mundo real (metáforas), 3) control de usuario y libertad (deshacer y rehacer operaciones, evitar errores), 4) consistencia y estándares (similitud de las paginas, uso de convenciones, evitar cambios de vocabulario o estilo), 5) estética y diseño minimalista (diálogos concretos y sin información irrelevante, importancia a la información más relevante), 6) velocidad y medios (el sitio debe ser rápido y eficientes en su uso tanto para usuarios novatos como expertos), 7) Registro de Información en el sistema y 8) Observaciones (Información específica del docente en relación con el proceso de recomendación).

Las opciones de respuesta de cada pregunta son pésimas, deficientes, aceptables, buenas y excelentes; excepto para las dos últimas secciones cuyas opciones son sí o no. Esta encuesta fue diligenciada por 77 usuarios, quienes expresaron resultados mayoritariamente excelentes (44,4%) y buenos (46,4%), mientras que los resultados aceptables (8,4%), deficientes (0,8%) y pésimos (0%) sólo representaron el 9,2%. En cuanto a las dos últimas secciones se obtuvo una respuesta positiva de 89.5% y negativa de 10,5%.

#### **4.2 Evaluación preliminar de la precisión sin usuarios**

A continuación se presentan las evaluaciones preliminares de precisión realizadas al sistema SRPP, las cuales se diseñaron de la siguiente forma:

- 1) Se escogieron al azar 4 patrones pedagógicos (junto con las fuerzas que obtienen y problemas que resuelven) de entre los 76 patrones instanciados en la ontología OntoPP.
- 2) Se ingresaron al algoritmo las fuerzas y problemas del paso anterior, esperando que surgiera el patrón pedagógico adecuado para los datos ingresados, teniendo como referencia la distancia de cosenos.
- 3) Para las pruebas se estableció un único contexto académico (el mejor de los casos) el cual se adjunto a las fuerzas y problemas del ítem 1.

En la evaluación número 4 además de las fuerzas (logros o metas) y problemas correspondientes a un solo patrón se incluyeron problemas y fuerzas de otros patrones para ver la respuesta del algoritmo cuando se le ingresaba datos heterogéneos.

Además y como segunda fase de evaluación se realizó una experiencia con usuarios que se muestra en el Capítulo V. de esta monografía.

### **Evaluación 1:**

- **Patrón pedagógico:** estudiante activo
- **Fuerzas:**
  - Quiere maximizar el aprendizaje del estudiante.
- **Problemas:**
  - Los estudiantes solo escuchan las explicaciones, sin involucrarse en los contenidos.
  - La teoría no se aplica.
  - El docente solamente ha enseñado con un estilo pasivo de enseñanza y no conoce ningún otro.
- **Resultado al correr el algoritmo:** Al ingresar las fuerzas y problemas anteriores se obtuvo como resultado 2 patrones:
  - 1) estudiante activo [0] = 0.99633759775695585
  - 2) grupos de estudio [1] = 0.61933519536975756

Se pudo observar que el patrón más cercano es el correcto con una exactitud del 99%, el segundo patrón recomendado también está relacionado con las fuerzas y problemas que se ingresaron.

### **Evaluación 2:**

- **Patrón pedagógico:** grupos de estudio
- **Fuerzas:**
  - Desea implementar Estudiante Activo.
  - Quiere maximizar el aprendizaje del estudiante.
  - Tus estudiantes tienen diferentes niveles de habilidad y quieres desafiarlos a cada uno de ellos.
  - Desea animar a los estudiantes a que se responsabilicen del aprendizaje de los demás.
  - Desea fomentar el trabajo en equipo y que cada uno de los miembros se beneficie de la experiencia.
- **Problemas:**
  - Sus mejores estudiantes a menudo pueden estar aburridos, porque ellos han terminado rápidamente una tarea sin mucho esfuerzo.
  - Cuando los estudiantes trabajan solos a menudo se atascan cuando ocurre un problema, pero en grupo siempre proporcionan una gran mezcla de experiencias e ideas.
  - Las discusiones con el grupo entero tienden a centralizarse en el profesor, donde los roles de unos, quienes plantean y contestan las preguntas son siempre los mismos.
- **Resultado al correr el algoritmo:** Al ingresar las fuerzas y problemas anteriores se obtuvo como resultado 3 patrones:
  - 1) Grupos de estudio [0] = 0.99945607297938932
  - 2) Ejercicios de diferentes niveles [1] = 0.63739585803427412
  - 3) Estudiante activo [2] = 0.62275001778169448

Se puede observar que el patrón más cercano es el correcto con una exactitud del 99%, los otros patrones recomendados también están relacionados con las fuerzas y los problemas que se ingresaron.

### **Evaluación 3:**

- **Patrón pedagógico:** evaluando imparcialmente
- **Fuerzas:**
  - Desea evaluar a los estudiantes.
  - Desea saber que tanto aprendieron los estudiantes después de una retroalimentación.
  - Desea evaluar a los estudiantes y quiere considerarlos como individuos.
- **Problemas:**
  - Sus mejores estudiantes a menudo pueden estar aburridos, porque ellos han terminado rápidamente una tarea sin mucho esfuerzo.
  - Cuando los estudiantes trabajan solos a menudo se atascan cuando ocurre un problema, pero en grupo siempre proporcionan una gran mezcla de experiencias e ideas.
  - Las discusiones con el grupo entero tienden a centralizarse en el profesor, donde los roles de unos, quienes plantean y contestan las preguntas son siempre los mismos.
- **Resultado al correr el algoritmo:** Al ingresar las fuerzas y problemas anteriores se obtuvo como resultado 1 patrón:

1) evaluando imparcialmente  $[0] = 0.99125439878141208$

Se puede observar que el patrón más cercano es el correcto con una exactitud del 99%.

### **Evaluación 4:**

- **Patrón pedagógico:** Ninguno en particular
- **Fuerzas:**
  - Quiere maximizar el aprendizaje del estudiante.
  - Desea implementar Estudiante Activo.
  - Tus estudiantes tienen diferentes niveles de habilidad y quieres desafiarlos a cada uno de ellos.
  - Desea animar a los estudiantes a que se responsabilicen del aprendizaje de los demás.
  - Desea fomentar el trabajo en equipo y que cada uno de los miembros se beneficie de la experiencia.
  - Desea evaluar a los estudiantes.
  - Desea saber que tanto aprendieron los estudiantes después de una retroalimentación.
  - Desea evaluar a los estudiantes y quiere considerarlos como individuos.
- **Problemas:**
  - Los estudiantes solo escuchan las explicaciones, sin involucrarse en los contenidos.
  - La teoría no se aplica.

- El docente solamente ha enseñado con un estilo pasivo de enseñanza y no conoce ningún otro.
- Sus mejores estudiantes a menudo pueden estar aburridos, porque ellos han terminado rápidamente una tarea sin mucho esfuerzo.
- Cuando los estudiantes trabajan solos a menudo se atascan cuando ocurre un problema, pero en grupo siempre proporcionan una gran mezcla de experiencias e ideas.
- Sus mejores estudiantes a menudo pueden estar aburridos, porque ellos han terminado rápidamente una tarea sin mucho esfuerzo.
- Cuando los estudiantes trabajan solos a menudo se atascan cuando ocurre un problema, pero en grupo siempre proporcionan una gran mezcla de experiencias e ideas.
- Las discusiones con el grupo entero tienden a centralizarse en el profesor, donde los roles de unos, quiénes plantean y contestan las preguntas son siempre los mismos.
- **Resultado al correr el algoritmo:** Al ingresar las fuerzas y problemas anteriores se obtuvo como resultado 3 patrones:
  - 2) Grupo de estudio [0] = 0.84020635261657017
  - 3) Estudiante activo [1] = 0.5784226302327
  - 4) Grupos de trabajo [2] = 0.55039253043415592

El patrón que se aproximó más se relacionó obtuvo una relación directa con las fuerzas y problemas ingresados.

A continuación se resumen los resultados obtenidos en la evaluación de cuatro de los aspectos del sistema, a saber: la exactitud del índice de predicción, la precisión de la recomendación, la satisfacción de las recomendaciones formuladas a los usuarios reales, y una prueba de la usabilidad del sistema. Los usuarios que participaron en las experiencias son profesores y estudiantes de tres universidades en Colombia.

### 4.3 Evaluación de la exactitud de la predicción

Para evaluar la exactitud de la predicción se usó la métrica del error absoluto medio (MAE) (Herlocker, Konstan, Terveen, y Riedl, 2004; Shani y Gunawardana, 2011). Los conjuntos de datos Movielens (Vozalis 2007) se utilizaron para desarrollar experimentos y comparaciones con otros algoritmos. Estos conjuntos de datos fueron seleccionados debido a que están disponibles al público y han sido ampliamente utilizados para evaluar varios sistemas de recomendación. Movielens tiene dos entidades principales (usuarios y elementos) y una relación (calificaciones), que se componen de los siguientes atributos:

- Usuarios: Identificación del usuario, edad, género, ocupación, y el código postal. Las ocupaciones son: administrador, artista, médico, educador, ingeniero, entretenimiento, ejecutivo, salud, ama de casa, abogado, bibliotecario, mercadeo, ninguno, otro, programador, jubilado, vendedor, científico, estudiante, técnico, y escritor.
- Elementos: Identificación de la película, título de la película, fecha de lanzamiento, la fecha de lanzamiento del vídeo, URL IMDb, desconocido, acción, aventura, animación, infantil, comedia, crimen, documental, drama, fantasía, cine negro,

terror, musical, misterio, romance, ciencia-ficción, suspenso, guerra, y del oeste. Los últimos 19 atributos son los géneros de la película (un 1 indica que la película es de ese género).

- Calificación: Identificación del usuario, Identificación del elemento (Identificación de la película), clasificación, fecha y hora. En este experimento, se seleccionó el conjunto de datos de calificaciones 100K. Este conjunto de datos contiene 1682 películas, 943 usuarios y un total de 100.000 calificaciones en una escala de 1 a 5 (donde 1 = horrible, 2 = Bastante mala, 3 = Está bien, 4 = disfrutarán, 5 = Hay que ver). Cada usuario ha evaluado al menos 20 películas. El conjunto de datos está organizado en 5 conjuntos de entrenamiento y cinco conjuntos de evaluación que usan 5 pliegues de validación cruzada (Refaeilzadeh 2009).

Con el fin de aplicar el modelo híbrido SRPP propuesto en este documento, se desarrolló un proceso de transformación. Se creó una vista minable con una consulta estándar de SQL, compuesta por los atributos de la edad, género, administrador, artista, médico, educador, ingeniero, entretenimiento, ejecutivo, salud, ama de casa, abogado, bibliotecario, mercadeo, ninguno, otro programador, jubilado, vendedor, científico, estudiante, técnico, escritor, acción, aventura, animación, infantil, comedia, crimen, documental, drama, fantasía, cine negro, terror, musical, misterio, romance, ciencia ficción, suspenso, guerra, del oeste, e identificador de la película (Identificación del producto). Como se puede observar, se transformó el atributo de ocupación en varias columnas, una por cada valor de la ocupación en el atributo original.

Luego, basándose en el modelo propuesto, se aplicó a la vista minable un proceso de descomposición de valores singulares. Se calcularon y almacenaron las matrices U, S y V sobre los conjuntos de entrenamiento (proceso fuera de línea). A continuación, los conjuntos de prueba fueron utilizados para predecir calificaciones (proceso en línea). Basado en el modelo, se utilizó la similitud de cosenos en el espacio latente (reducido) para la formación de la vecindad y luego se utilizó una fórmula de predicción estándar Resnick (Ecuación 13) para predecir valoración.

$$R_i = \bar{c} + \frac{\sum_{p \in P_i} (p_i - \bar{p}) \text{sim}(c, p)}{\sum_{p \in P_i} \text{sim}(c, p)}$$

### **Ecuación 13 Predicción estándar Resnick**

Donde  $R_i$  es la calificación a predecir para el artículo  $i$  en el perfil del consumidor  $C$  y  $p_i$  es la calificación para el elemento  $i$  por un perfil de productor  $p$  que ha calificado  $i$ . Además,  $C$  y  $P$  se refiere a las puntuaciones medias para  $C$  y  $P$ , respectivamente. El factor de ponderación  $\text{SIM}(c, p)$  es la similitud de cosenos entre los perfiles  $C$  y  $P$  en el espacio latente.

Para probar el efecto que el número de vecinos (valor  $k$ ,  $k$  vecinos más cercanos) tiene sobre la exactitud de SRPP, fueron considerados varios valores de usuarios similares: 5, 10, 20, 30, 50, 80, 100 y 120. Los resultados obtenidos se muestran en la Tabla 3. El desempeño de SRPP es bastante uniforme a través de los conjuntos de pruebas Movielens, pero al considerar los valores entre 30 y 120 usuarios similares se obtiene un mejor promedio MAE que el resto de las configuraciones. Otro grupo (con 10 y 20 usuarios similares) muestra resultados cerca de los mejores resultados. Cuando el

número de vecinos es 5, hay un aumento significativo en el promedio MAE, lo que indica una caída considerable en la precisión de la predicción.

<b>K</b>	<b>u1.prueba</b>	<b>u2.prueba</b>	<b>u3.prueba</b>	<b>u4.prueba</b>	<b>u5.prueba</b>	<b>promedio MAE</b>
5	0,8344	0,8353	0,8178	0,8138	0,8243	0,8251
10	0,7981	0,7962	0,7811	0,7811	0,7891	0,7891
20	0,7812	0,7742	0,7675	0,7639	0,7709	0,7715
30	0,7770	0,7680	0,7616	0,7604	0,7652	0,7664
50	0,7732	0,7645	0,7585	0,7575	0,7609	0,7629
80	0,7711	0,7623	0,7565	0,7546	0,7584	0,7606
100	0,7707	0,7614	0,7556	0,7540	0,7582	0,7600
120	0,7705	0,7609	0,7553	0,7539	0,7580	0,7597

**Tabla 3. Valores de MAE para SRPP con conjuntos de datos MovieLens**

Con el fin de comparar los resultados con los de otros modelos SRPP, se utilizaron informes de exactitud de diferentes modelos encontrados (Porcel, Tejeda-Lorente et al. 2012) y (Vozalis and Margaritis 2007). Todos estos modelos muestran resultados de los experimentos que utilizan la misma métrica (MAE) y el proceso de validación cruzada a través de los mismos conjuntos de datos.

En (Porcel, Tejeda-Lorente et al. 2012) se presentan cuatro modelos: 1) Un enfoque puro basado en contenido (CB) (Almazro, Shahatah et al. 2010; Barragáns-Martínez, Costa-Montenegro et al. 2010; Ricci, Rokach et al. 2010) en el que la similitud entre dos elementos se calcula utilizando la medida del coseno. 2) Un enfoque colaborativo basado en el usuario (UBC) (Symeonidis, Nanopoulos et al. 2008; Almazro, Shahatah et al. 2010; Ricci, Rokach et al. 2010), en el que se usan las calificaciones de los usuarios que son más similares a los del usuario de destino para predecir las calificaciones de los elementos sin clasificación, la similitud entre los usuarios se calcula utilizando el coeficiente de correlación de Pearson. 3) Un enfoque colaborativo basado en elemento (CIB-C) (Deshpande and Karypis 2004; Almazro, Shahatah et al. 2010; Ricci, Rokach et al. 2010) que usa las similitudes del elemento para predecir las calificaciones, la similitud entre los usuarios se calcula utilizando la similitud del coseno, y 4) Un enfoque colaborativo basado en elemento (CIB-P) (Deshpande and Karypis 2004; Almazro, Shahatah et al. 2010; Ricci, Rokach et al. 2010), donde la similitud entre los usuarios se calcula utilizando el coeficiente de correlación de Pearson.

En (Vozalis and Margaritis 2007) se presentan otros cinco modelos: 1) Un enfoque colaborativo basado en elemento (basado en elemento) que usa similitud de coseno y una ecuación de correlación para calificar nuevas películas. 2) Un enfoque colaborativo basado en elemento (i-demog) que usa una correlación ajustada para la formación de la vecindad y una ecuación de correlación para calificar nuevas películas. 3) Un enfoque colaborativo basado en elemento que usa SVD para reducir la representación



de los datos (idemsvd-DSVD), este algoritmo utiliza una correlación ajustada para la formación de la vecindad en los datos originales y luego usa una ecuación de correlación en el espacio reducido para la calificación de las películas nuevas. 4) Un enfoque colaborativo basado en elementos (ítems) que usa SVD para reducir la representación de los datos (idemsvd-RSVD); este algoritmo usa la similitud del coseno para la formación de la vecindad en la representación reducida y después utiliza la ecuación de correlación en las calificaciones originales para calificar nuevas películas, y 5) Un enfoque colaborativo basado en ítems que usa SVD para reducir la representación de los datos (idemsvd-2svd), este algoritmo utiliza la similitud de cosenos para la formación de la vecindad en la representación reducida y luego usa la ecuación de correlación en la representación reducida para calificar las películas nuevas.

La Tabla 4 presenta los resultados MAE obtenidos por cada modelo. SRPP supera a todos los modelos. Una mejora mínima es de 1,4% en relación al modelo de IBC-C y la mejora máxima es del 17,3% en relación al modelo de CB.

	SRPP	CB	UBC	IBC-C	IBC-P	Basado en elementos	i-demog	idemsvd-d-dsvd	idemsvd-d-rsvd	idemsvd-d-2svd
promedio MAE	0.7597	0.9187	0.7848	0.7705	0.7716	0.8284	0.7919	0.7784	0.7752	0.7752
Mejoras %		17.3%	3.2%	1.4%	1.5%	8.3%	4.1%	2.4%	2.0%	2.0%

**Tabla 4 Promedio de los valores de MAE para comparar con otros modelos.**

#### 4.4 Evaluación de precisión sin usuarios

Para esta evaluación, se construyó un conjunto de datos de entrenamiento usando 76 modelos pedagógicos (tomados de PPP) y 15 experiencias nuevas (conjunto de datos de evaluación), con su patrón más correspondiente de recomendación (basado en un jurado de expertos en pedagogía). El sistema fue consultado con las 15 nuevas experiencias y el sistema recomienda los mejores cinco modelos pedagógicos y los cinco mejores patrones de evaluación para cada nueva experiencia. La Tabla 5 presenta un resumen de las evaluaciones realizadas en el sistema de recomendación. Se usó precisión y recuerdo en los primeros k resultados (Manning, Raghavan et al. 2008) para evaluar la precisión de SRPP porque el sistema muestra una lista de resultados relevantes. La precisión y recuerdo en el primer resultado fue de 86,7% y la precisión del segundo resultado cae al 50% y el recuerdo aumenta a 100%. Estos resultados muestran resultados altos en precisión y recuerdo. La precisión en el segundo resultado cae debido a que el conjunto de datos de prueba solo acepta un modelo ideal. Se recomendaron los patrones de realimentación adecuadamente, pero se presentan en la segunda lista de resultados (la lista de patrones de evaluación). Basado en el conjunto de datos de prueba, si el sistema muestra sólo un patrón pedagógico y un patrón de evaluación, su recuerdo sería de 100%.

Evaluación del Sistema de Recomendación de Patrones Pedagógicos (SRPP) en cursos de Geometría Euclidiana

<b>Experiencia</b>	<b>Patrón pedagógico esperado</b>	<b>Posición en resultados</b>	<b>Precisión en 1</b>	<b>Precisión en 2</b>	<b>Recuerdo en 1</b>	<b>Recuerdo en 2</b>
1	Estudiante Activo	1	100%	50%	100%	100%
2	Grupos de estudio	1	100%	50%	100%	100%
3	Resumen	1	100%	50%	100%	100%
4	Grupos de trabajo	1	100%	50%	100%	100%
5	Realimentación sandwich*	2	0%	50%	0%	100%
6	Pruébelo usted mismo	1	100%	50%	100%	100%
7	Experiencia del mundo real	1	100%	50%	100%	100%
8	Probeta	1	100%	50%	100%	100%
9	Madrugador	1	100%	50%	100%	100%
10	Espiral	1	100%	50%	100%	100%
11	Auto prueba*	2	0%	50%	0%	100%
12	Desafío	1	100%	50%	100%	100%
13	Estudiante activo	1	100%	50%	100%	100%
14	Redondo y profundo	1	100%	50%	100%	100%
15	Abre la puerta	1	100%	50%	100%	100%
<b>Media</b>		<b>1.13</b>	<b>86.7%</b>	<b>50%</b>	<b>86.7%</b>	<b>100%</b>
<b>Moda</b>		<b>1</b>	<b>100%</b>	<b>50%</b>	<b>100%</b>	<b>100%</b>

\* Primer patrón en la segunda categoría de resultados (Evaluación)

**Tabla 5. Resumen de las evaluaciones de precisión realizado en SRPP**

#### 4.5 Evaluación del sistema con usuarios

Las evaluaciones del sistema con usuarios se estructuraron en 3 partes. Inicialmente se realizó con cursos de la maestría en Educación, área matemáticas (usuarios poco familiarizados con el uso de aplicaciones web, pero con altos conocimientos en pedagogía y didáctica de la Geometría), posteriormente se realizó con docentes y estudiantes del programa de ingeniería de sistemas de la Universidad del Cauca con el objetivo de observar todos los criterios de usabilidad los cuales requieren conceptos de expertos y finalmente con profesores y estudiantes en cursos de geometría Euclidiana de tres universidades diferentes (Figura 12).



**Figura 12 Estudiantes del curso Geometría Euclidiana de la Licenciatura en Matemáticas usando el sistema SRPP**

La primer evaluación y la segunda se centraron en la funcionalidad e interfaz del sistema, por lo anterior, las evaluaciones se realizaron tanto en interfaz (explicado en la sección anterior) como en la precisión de la recomendación, y más específicamente, medido por la satisfacción de los profesores y estudiantes en el patrón recomendado por el sistema y su uso en una sesión de clase. Para la tercera evaluación sólo se evaluó la precisión de la recomendación.

La Tabla 6 presenta un resumen de los resultados obtenidos en las tres evaluaciones. Dichas evaluaciones se presentan en orden cronológico y para la quinta de ellas

(asignatura de Laboratorio de Bases de Datos II) el grupo de investigación que desarrollo SRPP evito la interacción directa e indirecta con los estudiantes y el docente. En este sentido, el resultado positivo de esta evaluación, muestra que el sistema además de ser usable sin una mayor capacitación (sólo la requerida para operar un computador y un navegador web) genera recomendaciones que satisfacen en alto grado las necesidades de los usuarios. Además los comentarios de los docentes fueron muy positivos, en relación de cómo SRPP les permite ir aprendiendo didácticas más apropiadas para sus clases de una forma organizada y en la práctica.

<b>Asignatura</b>	<b>Programa</b>	<b>Número de estudiantes</b>	<b>Calificación Obtenida</b>
Didáctica	Maestría en Educación Área Matemáticas (Unicauca)	6	4 (Buena)
Introducción a la Ingeniería de Sistemas	Ingeniería de Sistemas(Unicauca)	42	4 (Buena)
Análisis Numérico	Ingeniería de Sistemas(Unicauca)	14	4 (Buena)
Ingeniería del Software II	Ingeniería de Sistemas(Unicauca)	13	4 (Buena)
Laboratorio de Bases de Datos II	Ingeniería de Sistemas(Unicauca)	20	4 (Buena)
Geometría Euclidiana A	Licenciatura en Matemáticas (UTP)	27	4(Buena)
Geometría Euclidiana B	Licenciatura en Matemáticas	25	4(buena)
Geometría Euclidiana C	Topografía (Uniquindio)	36	5(Excelente)
Geometría Euclidiana D	Ingeniería Civil (Unicauca)	32	4(buena)
Geometría Euclidiana E	Matemáticas (Unicauca)	18	5(excelente)

**Tabla 6. Resumen de las Evaluaciones de Precisión realizadas a SRPP**

La Figura 13 muestra al profesor Fabián Arenas evaluando el sistema SRPP en su clase de Geometría Euclidiana con estudiantes de licenciatura en matemáticas de la facultad de educación de la Universidad del Cauca. Además, a cinco (5) profesores de Geometría Euclidiana se les pidió responder el Cuestionario 1 y el Cuestionario 2 que se presentan a continuación.



**Figura 13 Profesor De Geometría Euclidiana de la Universidad del Cauca Probando el Sistema SRPP**

### Questionario 1

Conteste las siguientes preguntas relacionadas a las recomendaciones que obtuvo.

1. ¿Las recomendaciones han sido útiles para usted?

SI \_\_\_\_\_ NO \_\_\_\_\_

2. ¿Las recomendaciones han sido interesantes para usted?

SI \_\_\_\_\_ NO \_\_\_\_\_

3. ¿Ha recibido alguna recomendación fortuita o que le cause impresión?

SI \_\_\_\_\_ NO \_\_\_\_\_

4. ¿Las recomendaciones estaban relacionadas a los temas que usted eligió para su clase?

SI \_\_\_\_\_ NO \_\_\_\_\_

Este primer cuestionario generó las siguientes respuestas: A la pregunta 1, el 80% respondió SI, el 20% Respondió NO; a la pregunta 2 el 100% respondió SI; a la tercera pregunta, el 60% respondió Si, 40% respondió NO; a la pregunta 4, el 80% respondió SI el 20 % NO

## **Cuestionario 2**

Conteste las siguientes preguntas relacionadas a las recomendaciones que obtuvo luego de Solicitarla por segunda vez.

1. ¿Las nuevas recomendaciones están relacionadas a los temas de su nueva clase?

SI \_\_\_\_\_ NO \_\_\_\_\_

2. ¿Percibe un cambio en los resultados de las recomendaciones generadas entre la primera parte de esta prueba?

SI \_\_\_\_\_ NO \_\_\_\_\_

3. ¿Ha encontrado recomendaciones repetidas?

SI \_\_\_\_\_ NO \_\_\_\_\_

Las respuestas a estas tres preguntas fueron: en la primera pregunta el 100% Si; El 60% Respondió SI y el 40% respondió NO en la segunda pregunta y en la tercera 80% respondió NO, 20% respondió SI

En las siguientes graficas se muestran como ejemplo, los resultados obtenidos en la Universidad del Quindío, programa de Topografía, asignatura Geometría Euclidiana, orientada por la profesora Graciela Wagner. La Figura 14 muestra los promedios de los estudiantes en los siguientes aspectos: edad, semestres cursados y programa académico al que pertenecen.

gwagner@uniquindio.edu.co

Iniciaste Sesión Como  
Docente

**Cerrar sesión**



## Estudiantes

### → Promedios

Este calculo se realizo con la información de 32 estudiantes.

**Nota:** El promedio se calcula únicamente con los estudiantes que han completar

**En promedio los estudiantes ven el curso:**

Por Primera Vez

**Año universitario (promedio):**

1.0

**Edad (promedio):**

20 años.

**Idiomas dominantes (moda):**

Español (100%),

**Programa académico (moda):**

Ingeniería Civil y afines (93%),

**Procedencia (moda):**

Pais: Colombia Estado/Provincia: Quindio Ciudad/Pueblo: armenia (68%)

**Estilo de aprendizaje (promedio):**

Kinestésico.....	18%	Social Interpersonal.....	12%
Espacial visual.....	11%	Social Intrapersonal.....	10%
Linguístico.....	8%	Naturista.....	9%
Logico Matematico.....	10%	Existencial.....	13%

**Figura 14 Promedio de los datos suministrados por los estudiantes del Curso Geometría Euclidiana Universidad del Quindío**

La Figura 15 muestra información relacionada con el número de estudiantes matriculados y activos en el curso de geometría del programa de topografía de la Universidad del Quindío en el momento de la evaluación de SRPP. En la Figura 16 se presenta el resumen de los estilos de aprendizaje (promedio) de los estudiantes del curso y en la Figura 17 se muestra el estilo de aprendizaje de un estudiante específico del curso. Finalmente la Figura 18 muestra el resultado de una recomendación realizada durante los experimentos.

The screenshot shows a web interface for a course. On the left, there is a navigation menu with buttons for 'Inicio', 'Menú Docente', and 'Ayuda'. The main content area is titled 'Estudiantes' and includes a 'Volver' button. Under 'Información del Curso', it displays: 'Codigo curso: GEO69C', 'Asignatura: Geometría Euclidiana Grupo: C', and 'Estudiantes matriculados: 35 Estudiantes Modalidad del curso: Presencial'. Below this, there is a section for 'Estudiantes registrados en el curso' which contains a table with the following data:

		#	Nombres y Apellidos	Email	Registro
<a href="#">Ver Info</a>	<a href="#">No Admitir</a>	1	nicolas correa	aguila-138@hotmail.com	Completo
<a href="#">Ver Info</a>	<a href="#">No Admitir</a>	2	Alejandra Pulgarin	alejamat251@hotmail.com	Completo
<a href="#">Ver Info</a>	<a href="#">No Admitir</a>	3	alex carlos loaiza lasso	alex.lagu@hotmail.com	Completo

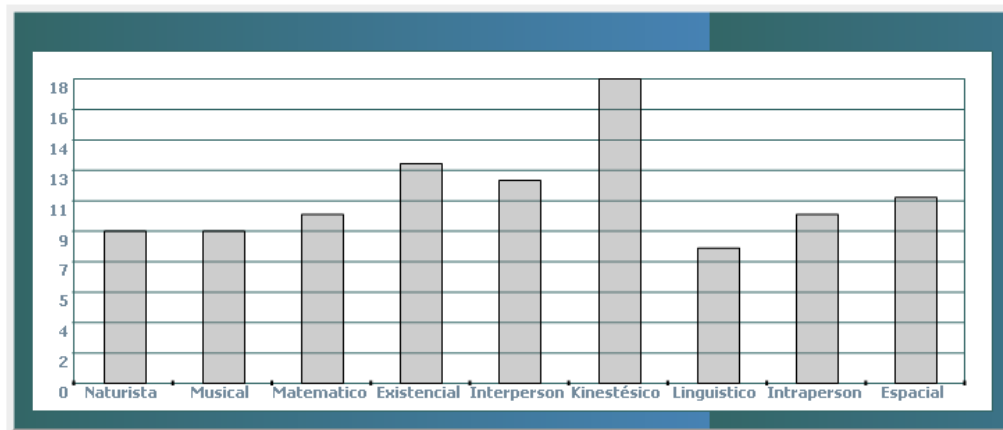
Figura 15 Información que entrega el Sistema SRPP, sobre los estudiantes matriculados en el curso Geometría Euclidiana Universidad del Quindío



# Evaluación del Sistema de Recomendación de Patrones Pedagógicos (SRPP) en cursos de Geometría Euclidiana

## Estilo de aprendizaje (promedio):

Kinestésico.....	18%	Social Interpersonal.....	12%
Espacial visual.....	11%	Social Intrapersonal.....	10%
Linguístico.....	8%	Naturista.....	9%
Logico Matematico.....	10%	Existencial.....	13%
Musical.....	9%		



[Volver](#)

## Definición de Inteligencias Múltiples de Gardner

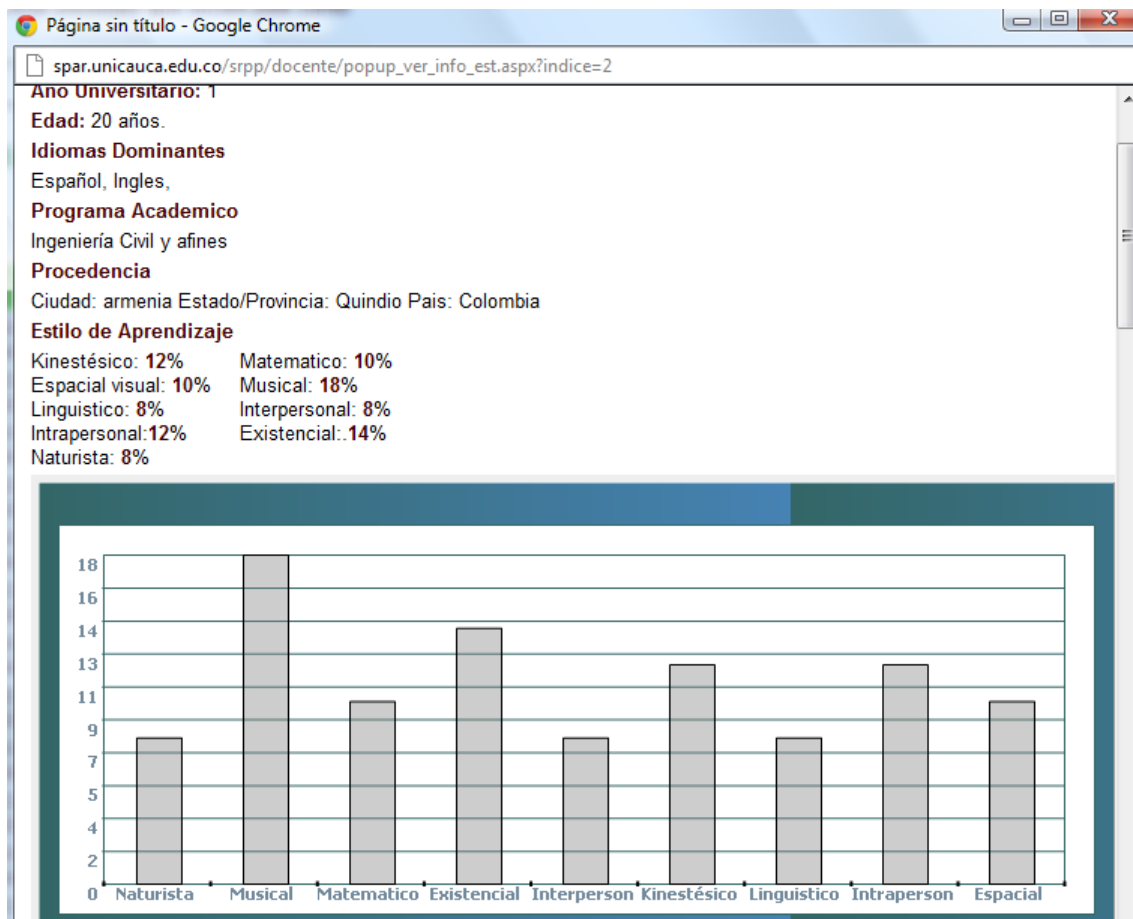
### Lógico-Matemático

Es la capacidad para usar los números de manera efectiva y de razonar adecuadamente. Incluye la sensibilidad a los esquemas y relaciones lógicas, las afirmaciones y las negaciones, las funciones

### Lingüístico-verbal

Es la capacidad de usar las palabras de manera efectiva, en forma oral o escrita.

**Figura 16 Información que entrega el Sistema SRPP, sobre el Estilo de aprendizaje de los estudiantes matriculados en el curso Geometría Euclidiana Universidad del Quindío**



**Figura 17 Información que entrega el Sistema SRPP, sobre un estudiante matriculado en el curso Geometría Euclidiana Universidad del Quindío**

**Comentarios de los Profesores:** El sistema permite ingresar diferentes perfiles de usuarios en función del contexto en que lo va a utilizar. En los cursos de Didáctica nunca trabajamos con patrones pedagógicos, para nosotros es un concepto nuevo. El sistema de recomendación (SRPP) ayuda a reducir los precios pagados, mejorar las decisiones e influir en las opiniones de los usuarios de los cursos formales de educación continuada en pedagogía. Se puede decir que el sistema de recomendación permite dos cosas diferentes: por un lado, consigue que los docentes consulten más en la búsqueda de recomendaciones sobre estrategias de enseñanza de acuerdo a los temas de cada clase y por otra parte, les permite descubrir patrones pedagógicos que de otra forma no conocerían. Los buenos resultados obtenidos hacen pensar que se pueden construir sistemas de este tipo para orientar a alumnos de cualquier área del conocimiento, en las que el camino académico a recorrer no sea único. En los comentarios de los profesores también surgieron inquietudes como las siguientes: ¿La acción propuesta por la recomendación conlleva la utilización de recursos disponibles en la actualidad en la Universidad? ¿La implantación de la recomendación conlleva una utilización de recursos adicionales o la reubicación de recursos ya disponibles actualmente en la Universidad?.

Los profesores: Graciela Wagner (UNIQUEINDIO) comento después de leer las recomendaciones entregadas por el sistema SRPP, que esa era la estrategia de enseñanza que tenía preparada para su tema de clase (trabajo en grupo), la cual estaba de acuerdo al estilo de aprendizaje de los estudiantes (Kinestésico). Por otra parte La profesora Yeny Rosero (UNICAUCA) comenta que al sistema conocer el estilo de aprendizaje de los estudiantes puede mejorar la recomendación, dado que a cada estilo de aprendizaje le corresponde un patrón pedagógico. La profesora Sandra Milena García de la UTP comentó que el sistema SRPP puede aplicarse a todas las asignaturas del programa de licenciatura, por que las recomendaciones que da SRPP, son genéricas para cualquier tema de las cátedras de Matemáticas.

**Comentario de los estudiantes:** El sistema SRPP, lo deben conocer todos los profesores porque éste, les da información sobre cada uno de nosotros (Estudiante de UNIQUEINDIO). Los estudiantes de la UTP comentaron: "con todo lo que llevamos estudiando y no conocíamos nuestro estilo de aprendizaje". En UNICAUCA plantearon que el test que tiene el sistema se debe aplicar antes de iniciar cada asignatura con el fin de que los profesores conozcan un poco más de sus estudiantes y esto les ayude a tener mejores métodos de enseñanza.

The screenshot shows the SRPP system interface. At the top, there is a navigation bar with buttons for 'Mi Cuenta', 'Foro', 'Patrones Pedagógicos', and 'Ontolog'. Below this, the main content area is titled 'Solicitar recomendación de un patrón pedagógico'. On the left side, there is a sidebar with a 'Bienvenido' message for Graciela Wagner, a 'Cerrar sesión' button, and a 'Menú Docente' button. The main content area contains a section titled 'Resultado de la recomendación' with a green arrow icon. Below this, there is a list of two recommended patterns: '1. grupos de trabajo' (selected) and '2. grupos de estudio'. A final instruction at the bottom of the list says: 'De los anteriores patrones pedagógicos escoge con el cual deseas realizar la experiencia, y después da click en finalizar:'.

Figura 18 Resultado de la recomendación

## 4.6 Consideraciones sobre el sistema híbrido utilizado

Durante las secciones anteriores se ha podido intuir algunos de los problemas o limitaciones que surgen en el sistema de recomendación SRPP. Se detallan a continuación algunos de estos.

El sistema de recomendación SRPP almacena perfiles de usuario, que corresponde a información personal de los docentes, esto hace que se encuentre con el problema del perfil incompleto (ejemplo edad del docente, nivel educativo, años de experiencia, etc).este problema corresponde a los usales de los recomendadores basdaos en contenido.

Por otra parte un usuario recién llegado al sistema tendrá que valorar un número considerable de productos antes de que el sistema basado en contenido pueda realmente entender cuáles son las preferencias del usuario. Por lo tanto, un nuevo usuario que tiene pocas valoraciones, no obtendrá buenas recomendaciones hasta que no haya utilizado el sistema durante un tiempo

En el sistema SRPP que también utiliza filtrado colaborativo es importante comentar el problema llamado arranque en frio, cuyos efectos se ponen de manifiesto durante las primeras etapas de funcionamiento de los sistemas colaborativos. Hasta que no se alcanza un número suficientemente elevado de usuarios registrados, el recomendador no dispone de información suficiente para crear de una forma precisa el vecindario (del usuario activo o del producto objetivo), minando de esta forma la calidad de las sugerencias ofrecidas. Aunque los resultados han sido buenos, es necesario realizar pruebas de cobertura de la recomendación, por ejemplo sobre el data set de movie lens para evaluar el impacto real de este problema.

Por último comentar el problema de la privacidad, es decir, usuarios que no quieren que se conozcan sus hábitos o preferencias. Una posible solución a este problema es permitir la participación anónima en el sistema o bajo un pseudónimo. Algunos sistemas ofrecen las valoraciones de los usuarios de manera anónima, es decir, por ejemplo a la hora de generar explicaciones que incrementen la confianza del usuario solo se le muestra un identificador de usuario junto con valoraciones, pero ningún tipo de dato personal.

#### **4.6.1 Complejidad del sistema SRPP**

En la sección 3.3.1 se explica la forma como se transforman los datos de la vista minable del sistema SRPP con el objetivo de estructurarlos en una matriz dinámica, la cual permite realizar los procesos de optimización numérica que permitan obtener la mejor correlación entre los vectores de clasificación y su posterior recomendación.

#### **4.6.2 Orden de la complejidad**

Desde el inicio del uso del computador se ha buscado que el software desarrollado tenga la mayor calidad en términos de índices considerados claves, tales como: rendimiento, reusabilidad y portabilidad. En este sentido, el área encargada de resolver problemas numéricos en general y los problemas de álgebra lineal numérica en particular no han sido una excepción.

En el contexto de las operaciones de álgebra lineal, desde hace mucho tiempo se han definido, propuesto y desarrollado varias bibliotecas destinadas al establecimiento de un conjunto lo más reducido y también lo más general posible de rutinas u operaciones básicas que se utilicen en la mayoría (sino en todas) las aplicaciones de álgebra lineal. Uno de los primeros ejemplos es EISPACK (Dongarra J. 1995), basado en un conjunto de rutinas enumeradas en (Wilkinson J 1971). La biblioteca que se ha convertido en el

estándar de facto en el área de álgebra lineal es LAPACK (Linear Algebra PACKage), desarrollada a finales de la década de 1980 (Anderson E. 1990).

Para la implementación de los algoritmos correspondientes a Álgebra Lineal en SRPP se usaron los propuestos en las subrutinas incluidas y definidas en LAPACK, en consecuencia la complejidad computacional del sistema depende de estos algoritmos.

El cálculo de la SVD tiene una complejidad computacional y de memoria del orden de  $O(m^2n+mn^2)$  y  $O(mn)$ , respectivamente, para una matriz  $M_{mn}$  usando un algoritmo de cálculo estándar (Golub G. H. 1989) propuesto en Linear Algebra PACKage.

### **4.6.3 Mejoras al modelo de srpp**

Considerar la privacidad de los docentes y estudiantes en algunos temas como por ejemplo: Edad, Formación, Años de permanencia en la Universidad.

Ampliar el uso del sistema con un buen número de usuarios que califiquen las recomendaciones dadas, con el fin de mejorar en el tiempo dichas recomendaciones.

Para el caso de los profesores latinos es importante que la ontología (ontopp) no tenga una traducción literal, es necesario hacer una adaptación a las estrategias de enseñanza usadas en este contexto. Para ser más general, el sistema debe cumplir con todos los requisitos de un sistema multi lenguaje y multi culturalidad.

Por otra parte se requiere la construcción de nuevos patrones, ya que existen muchas estrategias de enseñanza que no han sido sistematizadas, usando las características que tienen los modelos de los patrones pedagógicos puesto que este concepto es nuevo en el medio académico.

Es necesario incluir patrones pedagógicos que pertenecen a la educación virtual y en este mismo sentido, modificar o incluir nuevas fortalezas y problemas a resolver. En general, ampliar la base de datos de otros modelos pedagógicos existentes no relacionados en el sistema.

Optimizar el algoritmo SVD propuesto. De acuerdo a la literatura se puede usar versiones incrementales del mismo, con el objetivo de disminuir el costo computacional y el tiempo de actualización de las matrices  $U, S$  y  $V$  que se usan para el proceso de recomendación.

## 5 CONCLUSIONES Y TRABAJO FUTURO

SRPP es una herramienta usable, con la cual en pocos pasos los docentes pueden obtener asesoría, sobre la mejor forma de orientar un tema en su contexto académico actual, además de brindarle información como estilo de aprendizaje, edad, procedencia, semestre académico, etc. sobre cada uno de sus estudiantes, la cual puede ser utilizada para orientar de una forma más apropiada las clases. Además, el docente también puede obtener esta información a modo de promedio para conocer la tendencia general de su curso.

Los resultados satisfactorios, tanto en la precisión de las recomendaciones como en el uso de la aplicación en general, que arrojó este proyecto piloto en el área de sistemas de recomendación dirigido a docentes universitarios de Geometría Euclidiana que esperan mejorar sus habilidades docentes, abre las puertas para seguir investigando y ampliando el papel que desempeñan los sistemas de recomendación y las ontologías en el apoyo a docentes que orienten sus cursos en forma presencial en distintos niveles académicos.

Con SRPP se convierte el proceso de recomendación en una experiencia que es registrada en un sistema y aporta a todos los usuarios del mismo de forma automática la solución de futuros problemas de enseñanza. De esta manera los profesores puedan interactuar con el sistema para aprovechar la experiencia de sus colegas y no sólo cuando interactúan frente a frente entre sí.

El modelo propuesto en esta monografía enriquece los procesos de enseñanza dado que en las recomendaciones considera el estilo de aprendizaje de los estudiantes.

Según las respuestas dadas por los profesores de geometría, un sistema de recomendación de patrones pedagógicos como el evaluado en este proyecto permite que los docentes accedan de manera directa a las estrategias de enseñanza que solucionan los diferentes problemas que se les presentan y les ayuden a alcanzar las fuerzas (logros o metas) que se haya propuesto para su curso.

La fuerza adquirida en el uso de tecnologías en los procesos de enseñanza aprendizaje permite fomentar el uso de los sistemas de recomendación desarrollados en el ámbito de la educación, permitiendo a partir de los mismos la retroalimentación dada por los docentes que los usan

Las ontologías son un medio eficaz para representar el conocimiento que subyace en los patrones pedagógicos, definiendo un vocabulario estándar no ambiguo que permite reutilizar y compartir estos patrones de una forma más eficiente.

La representación de los patrones pedagógicos por medio de ontologías, brinda una herramienta adicional, que permite realizar análisis encaminados a explicar por qué un mismo patrón pedagógico para ciertos contextos académicos arroja resultados exitosos mientras que para otros no, a pesar que la metodología sugerida por el patrón en el proyecto PPP siempre es la misma.

Utilizar un sistema de pesos en las dimensiones de la vista minable junto con la normalización de los datos, la reducción de dimensionalidad con SVD y la similitud de cosenos, permitió implementar correctamente un sistema de recomendación híbrido,

que realiza recomendaciones acertadas y coherentes a las necesidades de los docentes.

Con relación al costo computacional, el método de aproximación SVD, presentan como ventaja principal la preservación de propiedades del sistema original como la estabilidad o la pasividad. Además, este método proporciona una medida del error cometido al utilizar el modelo reducido en sustitución del original

Una evaluación más exhaustiva de la recomendación brindada por el sistema SRPP es difícil en el contexto de la educación, ya que a través de las estrategias de enseñanza más adecuadas brindadas por el sistema se buscaba alcanzar mejores resultados del proceso de enseñanza-aprendizaje, lo cual es complejo de evaluar.

Una dificultad que se presentó para realizar la prueba del sistema es la falta de confianza en este tipo de procesos computacionales relacionados con procesos educativos por parte de los docentes, a diferencia de los estudiantes que mostraron mayor interés y asombro con los resultados obtenidos

Se espera realizar las siguientes actividades en un futuro próximo: Realizar una búsqueda bibliográfica de otros patrones pedagógicos existentes y analizar su estructura para realizar las adaptaciones necesarias a la ontología propuesta en la presente investigación y proponerla como una representación general de todos los patrones pedagógicos. En este sentido, es preciso continuar mejorando la ontología propuesta y realizar esfuerzos para que sea establecida como estándar de representación de los patrones pedagógicos en el PPP y en la comunidad académica y científica en general.

En una nueva versión de SRPP V1.0 se debe trabajar con algoritmos de SVD incremental con el fin de mejorar el rendimiento computacional del sistema de recomendación. SRPP V1.0

## 6 GLOSARIO Y BIBLIOGRAFÍA

### 6.1 Glosario

**Atributo:** Una característica de una entidad. Cada entidad puede tener muchos atributos.

**Base de datos:** Almacén de datos electrónicos formalmente definido y centralmente controlado cuyo propósito es ser usado en muchas aplicaciones diferentes.

**Calidad de la enseñanza:** parámetros desde los cuales se mide la calidad de la enseñanza vienen dados por dos factores: el modelo educativo adoptado y la capacidad de dar respuesta, en un país y en un momento histórico determinado, a las demandas sociales, socio-culturales, políticas y económicas de esa sociedad.

**Clase de objetos:** Una clase es una categoría de objetos similares. Los objetos se agrupan en clases. Una clase define los atributos y comportamientos que comparte cada objeto de la clase.

**Comercio electrónico (e-Commerce)** Realización de negocios a través de medios electrónicos, como el correo electrónico, tecnologías de la Web, BBS, tarjetas inteligentes, EFT y EDI, entre proveedores, clientes, dependencias gubernamentales y otras clases de empresas, con el propósito de dirigir y ejecutar transacciones en actividades comerciales, administrativas y referentes al consumidor.

**Competencia:** La competencia es una macro habilidad referida a un "saber hacer". Es un conjunto de capacidades complejas que le permite a la persona actuar con eficiencia y eficacia. Integra los tres tipos de contenidos: conceptuales (saber), procedimentales (saber hacer) y actitudinales (ser).

**Formación:** Es el eje y principio de la pedagogía; se refiere al proceso de humanización que va caracterizando el desarrollo individual aquí y ahora, según las propias posibilidades; la formación es la misión de la educación y la enseñanza, posibilitar la realización personal, cualificar lo que cada uno tiene de humano y personal, potenciarse como ser racional, autónomo y solidario.

**Inteligencias múltiples:** La diversidad en los tipos de inteligencia implica formas distintas de pensar y distintos estilos cognitivos y, consecuentemente, distintas maneras de aprendizaje y diferentes maneras de acercamiento a la realidad. Pask clasifica éstas en: a) Inteligencia holística - globalizadora (global learners), caracterizada por la captación de los conjuntos y formas globales, la búsqueda de principios generales y la capacidad de relacionar diferentes campos. b) Inteligencia serialista - analítica (sep by step learners) caracterizada porque avanza analizando elemento por elemento, el aprendizaje es gradual y analítico. Edgard Morin diferencia tres tipos de inteligencia: **teórica, práctica y técnica**. Conocerlas adecuadamente ayuda a elegir el tipo de estudios, profesión y ocupación acorde a la capacidad y estilo cognitivo personal.

**Ítem:** objeto que es evaluado por el usuario, el cual podrá ser recomendado



**Minería de datos:** Técnicas que emplean algoritmos para la extracción de patrones de datos que se encuentran en almacenes de datos y que por lo general no son evidentes para los humanos encargados de la toma de decisiones. Este concepto también se conoce como descubrimiento de datos para el conocimiento (KDD).

**Proceso de enseñanza y aprendizaje:** Enfoque o perspectiva que considera la enseñanza y el aprendizaje, más que como resultado o producto, como un conjunto de fases sucesivas, tendientes a desarrollar y perfeccionar hábitos, actitudes, aptitudes y conocimientos de las personas.

**Puntuación:** Evaluación que realizan los usuarios sobre un determinado ítem.

**Rating (o Puntaje):** Evaluación que realiza un usuario sobre un ítem.

**Recurso didáctico:** Genéricamente se puede definir como cualquier medio o ayuda que facilite los procesos de enseñanza-aprendizaje, y por lo tanto, el acceso a la información, la adquisición de habilidades, destrezas, y estrategias, y la formación de actitudes y valores. Puede distinguirse entre *recursos metodológicos* (técnicas, agrupamientos, uso del espacio y el tiempo, etc.), *recursos ambientales* (por ejemplo: vinculación de contenidos al entorno próximo) y recursos materiales. Estos últimos comprenderían tanto los materiales estrictamente curriculares, como cualquier otro medio útil no creado necesariamente para el ámbito docente (por ejemplo: materiales no convencionales, tomados de la vida cotidiana, construidos por el propio alumno, etc.).

**Sistema:** Colección de subsistemas interrelacionados e interdependientes, que trabajan de manera conjunta para llevar a cabo metas y objetivos predeterminados. Todos los sistemas cuentan con entradas, procesos, salidas y retroalimentación. Un sistema de recomendación constituye un ejemplo.

**Sistema experto:** Sistema basado en computadora que captura y utiliza el conocimiento de un experto para resolver un problema particular. Sus componentes básicos son la base de conocimientos, un motor de inferencia y la interfaz de usuario.

**Usuario:** Persona que hace uso del sistema.

**Vecino:** usuario que tiene puntuados ítems en común con el usuario activo.

## 6.2 Referencias

- Aamodt, A., Plaza, E. (1994). "Case-Based Reasoning." Methodological Variations, and System Approaches. AI Communications. IOS Press: 39-59.
- Aedo, I. D., Paloma / Zarraonadía, Telmo / Montero, Susana / Berlanga Reyes, Alfonso / Pérez Sanz, Antonio (2009). "Patrones de diseño aplicados al desarrollo de ODES y entornos educativos basados en TIC." Editorial:Ministerio de Educación.
- Alexander, C., S. Ishikawa, et al. (1977). A Pattern Language: Towns, Buildings, Construction New York, NY, Oxford University Press.
- Almazro, D., G. Shahatah, et al. (2010). "A Survey Paper on Recommender Systems." Computing Research Repository.
- Almazro, D., G. Shahatah, et al. (2010). A Survey Paper on Recommender Systems.
- Alonso García, C. M. ( 2008). "Estilos de Aprendizaje Presente y Futuro." Revista de estilos de aprendizaje Vol 1, No. 1.
- Alsina Catalá, C., Fortuny Aymemí, J. & Pérez Gomez, R. (1997). "¿Por qué Geometría? Propuestas didácticas para la ESO. ." Síntesis.
- Anderson E., Z. B., C. Bischof, J. Demmel, J. Dongarra, J. DuCroz, A. Greenbaum, S. Hammarling, A. McKenney, D. Sorensen (1990). "LAPACK: A Portable Linear Algebra Library for High-Performance Computers, Proceedings of Supercomputing " IEEE Press: 1-10.
- Balabanovic, M. (1997). "An adaptive Web page recommendation service." 378-385
- Barragáns-Martínez, A. B., E. Costa-Montenegro, et al. (2010). "A hybrid content-based and item-based collaborative filtering approach to recommend TV programs enhanced with singular value decomposition." Information Sciences **180**(22): 4290-4311.
- Basu, C., Hirsh, H., Cohen, W. (1998). "Recommendation as classification: using social and content-based information in recommendation." Proceedings of the fifteenth national/tenth conference on Artificial intelligence/Innovative applications of artificial intelligence: 714-720.
- Bergin, J. (2002). Concept Of Pedagogical Patterns.
- Bernal de Rojas, A. E. (2004). "Pedagogía y Modelos Pedagógicos " Conferencia. Universidad Surcolombiana.
- Boule, F. (2005). "Reflexiones sobre la geometría y su enseñanza." Correo del Maestro y Ediciones La Vasija.
- Breese, J. S., Heckerman, D., Kadie, C. (1998). "Empirical analysis of predictive algorithms for collaborative filtering." Proceedings of the 14th Conference on Uncertainty in Artificial Intelligence: 43-52.
- Bridge, D., Ouml, Ker, M.H., McGinty, L., Smyth, B. (2005). "Case-based recommender systems. ." The Knowledge Engineering Review: 315-320.
- Burke, R. (2007). "Hybrid Web Recommender Systems." Heidelberg, S.B. (ed.) 4321: 377-408.
- Burke, R., Hammond, K., Young, B. (1996). "Knowledge-based navigation of complex information spaces." Proceedings of the 13th National Conference on Artificial Intelligence: 462-468.
- Burke, R. D. (2000). "Knowledge-based Recommender Systems."

- Burke, R. D. (2007). "Hybrid Web Recommender Systems." **14321**: 377-408.
- Camacho Rosales, J. (2000). "Estadística con SPSS para Windows." Ed. Rama.
- Cleverdon, C. W. (1972). "On the inverse relationship of recall and precision." Journal of Documentation **28**: 195-201.
- Chen, W. and B. Wasson (2002). Coordinating Collaborative Knowledge Building. IASTED International Conference Applied informatics.
- De la Orden, A. (1987). "Formación, selección y evaluación del profesorado universitario." 5-30.
- De Miguel, M. I. (1991). "Indicadores de calidad de la Docencia Universitaria. En I Congreso Internacional sobre Calidad de la Educación."
- Demmel J., J. D., J. Du Croz, A. Greenbaum, S. Hammarling, D. Sorensen, (1987). "Prospectus for the Development of a Linear Algebra Library for High-Performance Computers." MCS-TM-97.
- Deshpande, M. and G. Karypis (2004). "Item-based top-N recommendation algorithms." ACM Trans. Inf. Syst. **22**(1): 143-177.
- Dongarra J., D. W. (1995). "Libraries for Linear Algebra", in Sabot G. W. (Ed.), High Performance Computing: Problem Solving with Parallel and Vector Architectures." 93-134 Addison-Wesley Publishing Company, Inc.
- Ely, D. P. (2000). "The field of educational technology."
- Engelbrecht, J. I. (2003). "SCORM Deployment Issues in an Enterprise Distributed Learning Architecture " The eLearning Developers.
- Erich Gamma, R. H., Ralph Johnson, and John Vlissides. and (1995). "Design Patterns: Elements of Reusable Object-Oriented Software." Addison-Wesley Professional Computing Series.
- Farzan, R., Brusilovsky, P. (2006). Social navigation support in a course recommender system. 4th International Conference on Adaptive Hypermedia and Adaptive Web-based Systems.
- G. López-Morteo, M. G.-F., G. López and M. Andrade-Aréchiga in (2007). "The use of interactive instructors of recreational mathematics in secondary schools." INSTICC. and Open University of Catalonia BeG/eL: 554–558.
- Galán Nieto, S. M. (2007). "Filtrado Colaborativo y Sistemas de Recomendación." Universidad Carlos II de Madrid.
- García-Valcárcel, A. (2001). "La función docente del profesor universitario, su formación y desarrollo profesional." La Muralla, S. A. Madrid: 9-44.
- García Galindo, J. A. (1995). "Innovación educativa en la Universidad. Investigaciones y experiencias para mejorar la calidad de la enseñanza." ICE de la Universidad de Málaga.
- Gardner, H. (2005). "Multiple Lenses on The Mind."
- Gaudioso, E., Boticario, J.G (2003). "Towards web-based adaptive learning communities." Proceedings of Artificial Intelligence in Education. Australia. IOS Press.
- Gediminas, A. (2005). "Toward the Next Generation of Recommender Systems: A Survey of the State-of-the-Art and Possible Extensions." IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering **17**: 734-749.

- Gediminas, A. and T. Alexander (2005). "Toward the Next Generation of Recommender Systems: A Survey of the State-of-the-Art and Possible Extensions." IEEE Trans. on Knowl. and Data Eng. **17**(6): 734-749.
- Gimeneo, S. (1990). "La enseñanza su teoría y su práctica."
- Goddard MJ, H. I. (1990). "Receiver operator characteristic (ROC) curves and non-normal data: an empirical study." Stat Med **9**: 325-370.
- Golub, G., Sflna, K. y Van Dooren, P (1997). "Computing the SVD of a general matrix product/quotient. SIAM J. on Matrix Anal. and Appl."
- Golub G. H., C. F. V. L. (1989). "Matrix Computation." The John Hopkins University Press, Baltimore, Maryland.
- Gómez-Albarrán, M., Jiménez-Díaz, G. (2009). "Recommendation and Students' Authoring in Repositories of Learning Objects: A Case-Based Reasoning Approach." International Journal of Artificial Intelligence in Education Emerging Technologies in Learning **4**: 35-40.
- Gonzalez , A. (2001). "Los estilos de aprendizaje de los estudiantes y los estilos de enseñanza de los profesores: Hacia un modelo de concienciación."
- Graells, P. M. (2000). "Los Docentes: Roles, Competencias Necesarias, Formación."
- Group, H. (2007).
- Heift, T., & Nicholson, D (2001). "Web delivery of adaptive and interactive language tutoring." International Journal of Artificial Intelligence in Education: 310-324.
- Herlocker, J. L., Konstan Joseph A., Terveen Loren G. and Riedl John T. (2004). "Evaluating collaborative filtering recommender systems." ACM Trans. Inf. Syst(5-53).
- Herlocker, J. L., Konstan, J.A., Riedl, J. (2000). "Explaining collaborative filtering recommendations." 241-250.
- Hernandez del Olmo, F. and E. Gaudioso (2008). "Evaluation of recommender systems: A new approach." Expert Syst. Appl. **35**(3): 790-804.
- Hummel, H., Van den Berg, B., Berlanga, A., Drachsler, H., Jansenn, J., Nadolski, R., and R. Koper (2007). "Combining social-based and information-based approaches for personalised recommendation on sequencing learning activities." International Journal of Learning Technology: 152-168.
- ICFES-MEN (2006). "Concurso Docente."
- J.Dieudonné (1981). "The Universal Domination of Geometry." ZDM **13** (1): 5-7.
- Jain, A. K. N., K.; Ross, A., (2005). "Score Normalization in Multimodal Biometric Systems." Pattern Recognition.
- Kuhn, T. S. (1971). "La estructura de las revoluciones científicas." Fondo de Cultura Económica.
- Linden, G., B. Smith, et al. (2003). "Amazon.com recommendations: item-to-item collaborative filtering." Internet Computing, IEEE **7**(1): 76-80.
- Linden, G., B. Smith, et al. (2003). "Amazon.com Recommendations: Item-to-Item Collaborative Filtering." IEEE Internet Computing **7**(1): 76-80.
- Linden, G., Smith, B., (2003). "Amazon.com Recommendations: Item-to-Item Collaborative Filtering. ." IEEE Internet Computing: 76-80.
- Lucarelli, E. (2000). "El asesor pedagógico en la universidad : de la teoría pedagógica a la práctica en la formación." Paidós.

- Manning, C., P. Raghavan, et al. (2008). Introduction to Information Retrieval. Cambridge, England, Cambridge University Press.
- Manouselis, N., H. Drachsler, et al. (2010). "Proceedings of the 1st Workshop on Recommender Systems for Technology Enhanced Learning (RecSysTEL 2010)." Procedia Computer Science **1**(2): 2773-2774.
- Manouselis, N., H. Drachsler, et al. (2011). Recommender Systems in Technology Enhanced Learning. Recommender Systems Handbook L. R. F. Ricci, & B. Shapira. Berlin, Springer: 387-415.
- Marcelo, C. (1996). "La innovación como formación." **tomo 1**.
- Melville, P., Mooney, J.R., Nagarajan, R. (2002). "Content-boosted collaborative filtering for improved recommendations." 18th National Conference on Artificial Intelligence: 187-192.
- Meza, L. (2000). "Consideraciones sobre Metodología de la Enseñanza de la Matemática." (129-136.).
- Michael, W. B., T. D. Susan, et al. (1995). "Using linear algebra for intelligent information retrieval." SIAM Rev. **37**(4): 573-595.
- Miller, B., Albert, I., Lam, S.K., Konstan, J., Riedl, J. (2003). "MovieLens Unplugged: Experiences with a Recommender System on Four Mobile Devices." ACM SIGCHI Conference on Human Factors in Computing Systems: 30-32.
- Mobasher, B., Jin, X., Zhou, Y. (2004). "Semantically Enhanced Collaborative Filtering on the Web." Springer Berlin / Heidelberg **3209**: 57-76.
- Mooney, R. J., Roy, L. (2000). "Content-based book recommending using learning for text categorization." Proceedings of the 5th ACM Conference on Digital Libraries: 195-204.
- Nielsen, J. (2005). Ten Usability Heuristics.
- Noy, N. F. and D. L. McGuinness (2001). Ontology Development 101: A Guide to Creating Your First Ontology, Stanford Knowledge Systems Laboratory Technical Report KSL-01-05 and Stanford Medical Informatics Technical Report SMI-2001-0880.
- O'Donovan, J. and B. Smyth (2005). Trust in recommender systems. Proceedings of the 10th international conference on Intelligent user interfaces. San Diego, California, USA, ACM.
- Orwant, J. (1994). "Heterogeneous learning in the Doppelgänger user modeling system. User Modeling and User-Adapted Interaction." **4**: 107-130.
- Pazzani, M. J., Billsus, D. (1999). "A Framework for Collaborative, Content-Based and Demographic Filtering. Artificial Intelligence Review,." 393-408.
- Pazzani, M. J., Billsus, D. (2007). "Content-Based Recommendation Systems. The Adaptive Web,." **Vol. 4321**: 325-341.
- Petersen, K. B. and M. S. Pedersen (2008). The Matrix Cookbook, Technical University of Denmark.
- Porcel, C., A. Tejada-Lorente, et al. (2012). "A hybrid recommender system for the selective dissemination of research resources in a Technology Transfer Office." Information Sciences **184**(1): 1-19.
- Porlan, R. (1998). "Constructivismo y Escuela. Hacia un modelo de enseñanza aprendizaje basado en la investigación." Diada.

- Project., E.-I. (2006). "Making e-learning design patterns."
- Quesada, E. V. (2011). "Sistemas expertos para la enseñanza y el aprendizaje de la Matemática en la educación superior".
- Refaeilzadeh, P., Tang, L., & Liu, H. (2009). "Cross-Validation. In L. Liu & M. Tamer Özsu (Eds.)" Encyclopedia of Database Systems: Springer.
- Reiser, R. A. (1987). "Instructional technology: A history." In R.M. Gagne (Ed.) Instructional technology: Foundations: pp. 11-48.
- Reiser, R. A., Dempsey, (2002). "Trends and issues in instructional design and technology. ." Upper Saddle River, New Jersey : Merrill/Prentice Hall.
- Resnick, P. a. I., Neophytos and Suchak, Mitesh and Bergstrom, Peter and Riedl, John (1994). "GroupLens: an open architecture for collaborative filtering of netnews." ACM Conference on Recommender Systems: 175-186.
- Ricci, F., L. Rokach, et al. (2010). Recommender Systems Handbook. New York, NY, USA, Springer-Verlag New York, Inc. .
- Rodríguez-Jiménez, J. M. I. R. (2009). "Patrones pedagógicos en educación virtua." Revista de Educación a Distancia. Número monográfico X.
- Rodríguez Olga Rosalba, C. P. P., Medina Yohana. (2005). "Análisis Psicométrico de los exámenes de evaluación de la calidad de educación la educación superior (ECAES) en Colombia." Revista Avances en Medición Vol.3, No 1.
- Rothwell, W., Kazanas, H. (2003). "The strategic development of talent." Amherst, MA: Human Resource Development Press.
- Salazar G, E. J. y. O. L., Oscar (2006). "Sistema de Búsqueda Personalizada y Recomendación de Documentación Científica." Revista Iberoamericana de Inteligencia Artificial 30: 25-42.
- Sánchez, J. I. (2000). "Evaluación de Usabilidad de Sitios Web": Método de Evaluación Heurística, Universidad de Chile.
- Sarwar, B., Karypis, G., Konstan, J., Reidl, J. (2001). "Item-based collaborative filtering recommendation algorithms." Proceedings of the 10th International Conference on World Wide Web: 285-295.
- Schafer, J. B., Frankowski, D., Herlocker, J., Sen, S. (2007). "Collaborative Filtering Recommender Systems " **4321:** 291-324.
- Smyth, B. (2007). "Case-Based Recommendation. The Adaptive Web." Springer Berlin / Heidelberg 4321: 342-376.
- Smyth, B., McClave, P. (2001). "Similarity vs. Diversity Case-Based Reasoning Research and Development." Springer Berlin / Heidelberg 2080: 347-361.
- Studios, S. (1998). "The Movie Critic. Software available from Songline Studios." Sebastopol, Calif.
- Symeonidis, P., A. Nanopoulos, et al. (2008). "Collaborative recommender systems: Combining effectiveness and efficiency." Expert Systems with Applications 34(4): 2995-3013.
- Tetlon, P. P., J. ; Oberle, D. ; Wallace, E. ; Uschold, M. ; Kendall, E. (2001). "Ontology Driven Architectures and Potential Uses of the Semantic Web in Software Engineering." journal Article.

- Thomas Herrmann, M. H., Isa Jahnke, Andrea Kienle, Gabriele Kunau, Kai-Uwe Loser, Natalja Menold (2007). "Concepts for usable patterns of groupware applications." ACM the Digital Library.
- Várilly, J. C. (2001). "La Geometría en su contexto histórico." Matemáticas, Ciencias y Sociedad, Órgano de información, divulgación y formación del Centro de Investigaciones Matemáticas y Meta – Matemáticas de la Universidad de Costa Rica N° 2.
- Vasco, E. (1.994). "Maestros, Alumnos y Saberes." Cooperativa Editorial Magisterio.
- Velásquez, F. (2006). "La geometría, una enseñanza imprescindible." Revista de Didáctica de las Matemáticas UNO 12 (42): 5-10.
- Vollrath, I., Wilke, W., Bergmann, R. and (1998). "Case-based reasoning support for online catalog sales." IEEE Internet Computing 2 (4): 47-54.
- Vozalis, M. G., & Margaritis, K. G. (2007). "Using SVD and demographic data for the enhancement of generalized Collaborative Filtering. Information Sciences." 177(15): 3017-3037.
- Vozalis, M. G. and K. G. Margaritis (2007). "Using SVD and demographic data for the enhancement of generalized Collaborative Filtering." Information Sciences 177(15): 3017-3037.
- Vygotsky, L. S. (1977). "Pensamiento y Lenguaje." La Pléyade, Buenos Aires.
- Wilkinson J, C. R. (1971). Handbook of Automatic Computation: Linear Algebra **Volume II**.
- Zamudio F., J. I. (2003). "El Conocimiento Profesional del Profesor " Revista de Teoría y didáctica de las Ciencias Sociales N° 8: pp. 87-104.