

# ¿Cómo predecir la evolución del alumno?

David Vernet, Maria Salamó, Carles Vallespí, Joan Camps,  
Elisabet Golobardes y Jaume Bacardit

Departamento de Informática  
Enginyeria i Arquitectura la Salle  
Universitat Ramon Llull  
Passeig Bonanova, 8,  
08022 Barcelona

e-mail:  [{dave,mariasal,cvalles,joanc,elisabet,jbacardit}@salleurl.edu](mailto:{dave,mariasal,cvalles,joanc,elisabet,jbacardit}@salleurl.edu)

## Resumen

Un aspecto muy importante en la enseñanza a cualquier nivel es poder predecir a tiempo si un alumno conseguirá superar una asignatura. De esta manera, si se detecta a tiempo una desviación en el aprendizaje de la asignatura, se puede tomar la iniciativa de intentar rectificar la marcha del estudiante, reforzando sus puntos más débiles.

En el presente artículo exponemos el funcionamiento y los resultados de un Sistema de Predicción, diseñado con la finalidad de predecir cuál será la evolución de un alumno hasta el final de curso, a partir de los resultados académicos obtenidos hasta un cierto instante de tiempo.

Este Sistema de Predicción forma parte de uno de los componentes de los llamados Sistemas Tutores Inteligentes.

## 1. Introducción

A lo largo de nuestra experiencia docente hemos detectado ciertos aspectos que cada vez nos parecen más importantes para el buen funcionamiento de cualquier asignatura: ¿cómo aprenden los alumnos?, ¿cuándo encuentran problemas en los contenidos?

Hemos constatado que una buena parte de los alumnos que encuentran dificultades en el aprendizaje de una asignatura, la abandonan si no se detecta este problema.

Motivados por esta estrecha relación entre las dificultades que se encuentran los alumnos y el abandono de la asignatura, hemos visto necesaria la creación de algún componente capaz de informarnos de la marcha de los estudiantes y de sus posibles deficiencias a lo largo del curso.

Este componente, al que llamamos Sistema de Predicción, es la primera pieza de nuestra herramienta global: el Sistema Tutor Inteligente [6]. Este Sistema Tutor, que se implementará bajo una plataforma Web, reaccionará a partir de los resultados obtenidos por el Sistema de Predicción, con la finalidad de corregir las deficiencias del alumno de la mejor manera posible.

El presente artículo, lo hemos dividido de la siguiente manera: en primer lugar, estudiaremos con un poco más de detalle en qué consiste un Sistema Tutor Inteligente (apartado 2). Una vez vistas las partes de este Sistema, introduciremos el Sistema de Predicción que hemos implementado para nuestra asignatura (apartado 3). Mostraremos a continuación los resultados obtenidos (apartado 4) y veremos qué conclusiones (apartado 5) se pueden sacar de dichos resultados para encontrar el mejor tratamiento de ayuda para el alumno.

## 2. Los Sistemas Tutores Inteligentes

Se define un Sistema Tutor Inteligente [6] como aquel sistema capaz de ayudar al estudiante en el aprendizaje de diversos conocimientos.

Se podría decir también que viene a ser como un sistema semi-presencial de conocimiento, debido a que el profesor está ausente y es el propio sistema el que guía al alumno en la asimilación de los diferentes conceptos.

Cualquier Sistema Tutor Inteligente está formado por cinco módulos bien diferenciados [6], tal como mostramos en la figura 1.

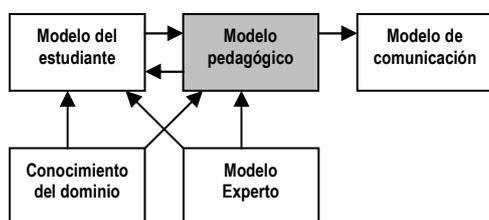


Figura 1. Módulos de un Sistema Tutor Inteligente

Las tareas que desarrolla cada una de estas partes se resumen en:

- 1) *Modelo del estudiante*: recoge datos históricos sobre los resultados y características del alumno. En este módulo almacenamos toda la información posible que se dispone de los alumnos.
- 2) *Modelo pedagógico*: es el módulo capaz de pronosticar la evolución del alumno y su correspondiente solución (en este modelo se integra nuestro Sistema de Predicción).
- 3) *Modelo de comunicación*: encargado de establecer el interfaz o comunicación con el estudiante y el sistema.
- 4) *Conocimiento del Dominio*: módulo que recoge toda la información sobre la asignatura (temario, problemas, ejercicios, esquemas, exámenes, etc.).
- 5) *Modelo Experto*: Es capaz de discernir las respuestas del alumno hacia el sistema y verificar si son correctas o no.

### 3. El sistema de predicción

En el presente apartado queremos describir cuáles son los objetivos que queremos conseguir con nuestro sistema, así como el diseño del mismo.

### 3.1. Objetivos

Los principales objetivos que se alcanzan con el Sistema de Predicción son dos, claramente diferenciables.

El *primer objetivo* consiste en predecir cuál será la nota teórica que obtendrá un alumno a final de curso. Para llevar a cabo este objetivo se han realizado dos experimentaciones diferentes.

En primer lugar se quiso obtener una valoración a alto nivel de cuál sería la marcha del alumno. Así se intentó predecir si el alumno *aprobará* o *suspenderá* la asignatura.

Una vez alcanzado dicho objetivo nuestras metas han ido más allá y hemos querido predecir exactamente en qué intervalo de los 5 siguientes situaríamos a nuestro alumno en cuestión:

- 1) El alumno no se presentará al examen de junio.
- 2) El alumno se presentará, pero suspenderá claramente la asignatura. Es decir, obtendrá una nota situada en el intervalo [0-4).
- 3) El alumno será conflictivo. En este intervalo queremos situar aquellos alumnos, cuya evolución no está clara y tanto pueden suspender como obtener un aprobado justo. De hecho, hemos situado en este grupo aquellos alumnos que predecimos que sacarán en el examen de junio una nota situada en el intervalo [4-7).
- 4) El cuarto grupo está formado por los alumnos "notables", es decir aquellos a los cuales se predice una nota situada en [7-9).
- 5) Por último, en el quinto grupo se engloban aquellos alumnos "sobresalientes", con nota superior o igual a 9.

Por otro lado, nuestro *segundo objetivo*, consiste en descubrir cuál es la ponderación real que conlleva cada una de las informaciones que poseemos de los alumnos. Es decir, con referencia a la asignatura, es interesante saber cuál es la influencia de cada uno de los exámenes, ejercicios u otras pruebas en la marcha y evolución del alumno.

### 3.2. Diseño del sistema

El Sistema de Predicción [3,4,7] se ha implementado basándose en una técnica de aprendizaje artificial conocida como *Razonamiento Basado en Casos (CBR)* [5]. Esta técnica consiste en resolver los problemas aplicando el concepto de *analogía*, es decir, comparar el nuevo problema con otros ya resueltos anteriormente con la finalidad de aplicar así la solución que se adoptó en su día. Estos casos ya resueltos se encuentran almacenados en la Memoria de Casos, que constituye la experiencia del sistema.

El ciclo aplicado en CBR para la resolución [1] de un problema se muestra en la figura 2.

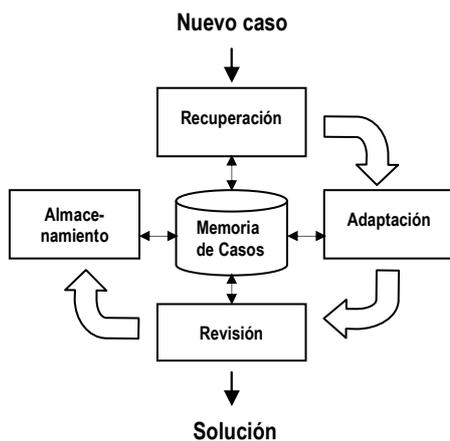


Figura 2: Ciclo de vida del Razonamiento Basado en Casos

Las características de cada una de las fases son:

- 1) *Fase de recuperación*: se consultan en la Memoria de Casos los casos anteriormente resueltos y se recupera/n el/los caso/s más similar/es al nuevo caso que se plantea.
- 2) *Fase de adaptación*: consiste en adaptar el caso o casos que nos devuelve la fase de recuperación en el ámbito de resolución que estamos tratando y a sus necesidades. En problemas de clasificación, como el que

presentamos aquí, la fase de adaptación es nula, ya que el caso devuelto nos da directamente la solución al problema.

- 3) *Fase de revisión*: consiste en valorar si la solución propuesta es válida o no para el caso que nos ocupa. Normalmente esta fase se logra por interacción de un experto humano pero si no se dispone se puede hacer de forma automática.
- 4) *Fase de almacenamiento*: es la que incorpora realmente el aprendizaje al sistema. Es la responsable de determinar si la solución adoptada se debe almacenar o no para futuros nuevos casos parecidos.

### 4. Resultados obtenidos

En este apartado queremos mostrar cuáles han sido los resultados obtenidos por el Sistema. En primer lugar presentaremos el banco de pruebas usado para el Sistema de Predicción y a continuación mostraremos los resultados (con diferentes tipos de ponderación de las características).

#### 4.1. Banco de pruebas

Los resultados se han obtenido de la experimentación con los datos de los 648 alumnos que cursaron la asignatura de Programación en el primer curso de Ingeniería, en Ingeniería i Arquitectura La Salle durante el curso académico 1998-1999.

La asignatura de Programación es una asignatura de 9 créditos, común para las Ingenierías en Informática y Telecomunicaciones, así como el Graduado en Multimedia. Es una asignatura anual, dividida en tres trimestres.

De cada alumno tenemos diversos datos históricos, de los cuales se han seleccionado seis como más representativos para la experimentación:

- 1) **Clase de teoría**: Indica para cada alumno el grupo al cual está asignado. Los valores posibles son las letras de la A a la G y la letra X para identificar aquellos alumnos que no asisten regularmente a clase.

- 2) **Indicador de repetidor:** Valor que nos indica si el alumno está cursando por primera vez la asignatura o si, por el contrario, estaba repitiendo el curso.
- 3) **Nota del primer examen:** Nota obtenida por el alumno en el primer examen trimestral.
- 4) **Nota del segundo examen:** Nota obtenida por el alumno en el segundo examen trimestral.
- 5) **Nota de la primera práctica:** Nota obtenida por el alumno en la primera práctica del curso. En esta práctica se reflejan los contenidos teóricos del primer trimestre.
- 6) **Nota de la segunda práctica:** Nota obtenida por el alumno en la segunda práctica del curso. En esta práctica se reflejan los contenidos teóricos del segundo trimestre.

El objetivo de la experimentación es, como hemos dicho, intentar predecir a partir de los seis datos anteriores, cuál será la nota que obtendrá el alumno al final de curso en la parte teórica de la asignatura.

#### 4.2. Resultados sin ponderación

Uno de los principales obstáculos de la técnica que utilizamos es detectar el grado de discriminación y la relevancia (lo que llamamos *ponderación*) de cada uno de los datos de que disponemos.

Para contrastar esta *ponderación* obtenida, se han realizado diversas pruebas ajustando su valor, las cuales serán presentadas a lo largo de este apartado de resultados.

Queremos destacar, que a pesar de querer obtener un buen sistema de predicción, esta ponderación debe ayudar a los profesores de la asignatura a reflexionar por qué algunos exámenes, ejercicios o prácticas no son relevantes cuando lo deberían ser y viceversa.

Las primeras pruebas que se realizaron consistieron en dar el mismo peso a cada una de las características anteriormente descritas.

Los resultados obtenidos cuando se intentaba predecir el intervalo exacto en el que se situaría el alumno, de los cinco anteriormente citados, los presentamos en la tabla 1.

	Máximo	Mínimo	Media
<b>Resultado</b>	<b>76.56 %</b>	<b>43.75 %</b>	<b>61.18 %</b>

*Tabla 1: Resultados obtenidos para la predicción de intervalo, sin ponderación de atributos. Mostramos el porcentaje máximo de aciertos, el mínimo y la media de todas las pruebas con esta misma configuración (en todas las tablas).*

Como podemos ver en la tabla, los resultados obtenidos son realmente satisfactorios. Hay que pensar que la predicción se realiza con 5 clases de salida posibles, con lo cual, si se realizara al azar, el acierto sería de un 20%

#### 4.3. Resultados con ponderación del profesor

Queremos mostrar cuáles han sido los resultados usando dos técnicas diferentes para definir cuál es la importancia de cada característica. La primera que presentamos ahora consiste en dejar que sea el profesor el que decida la importancia de cada una de las características anteriormente descritas.

Preguntado el profesor, sus valores de ponderación los vemos en la tabla 2.

Característica	Ponderación
<b>Clase de teoría</b>	<b>0 %</b>
<b>Indicador de repetidor</b>	<b>15 %</b>
<b>Examen 1</b>	<b>30 %</b>
<b>Examen 2</b>	<b>30 %</b>
<b>Práctica 1</b>	<b>10 %</b>
<b>Práctica 2</b>	<b>15 %</b>

*Tabla 2. Valores de ponderación asignados por el profesor a cada una de las características*

Como se puede ver, el profesor lógicamente asignó una ponderación de 0 a la clase de teoría, pues parece claro que la evolución del alumno no debe depender de la clase a la cual asiste, ya que en todas las clases se imparte el mismo temario (si fuera influyente sería indicador de que en la clase la asignatura no se imparte correctamente, dato

útil a nivel de coordinación de la asignatura).

Por otro lado, el profesor dio más peso a los exámenes que a las prácticas.

Los resultados obtenidos con esta ponderación los reflejamos en la tabla 3.

	Máximo	Mínimo	Media
<b>Resultado</b>	<b>81.25 %</b>	<b>46.87 %</b>	<b>64.21 %</b>

Tabla 3: Resultados obtenidos por nuestro Sistema de Predicción usando la ponderación proporcionada por el profesor.

Como se ve, los resultados obtenidos mejoran substancialmente los anteriores, donde no aplicábamos ponderación sobre nuestros datos.

#### 4.4. Resultados con ponderación de otra técnica

Nuestras últimas pruebas fueron realizadas a partir de obtener [2] la ponderación de los atributos utilizando otra técnica de aprendizaje artificial llamada Algoritmos Genéticos [8].

Los pesos que nos marcó esta técnica son los reflejados en la tabla 4.

Característica	Ponderación
<b>Clase de teoría</b>	<b>2.3 %</b>
<b>Indicador de repetidor</b>	<b>11.6 %</b>
<b>Examen 1</b>	<b>5.8 %</b>
<b>Examen 2</b>	<b>58.1 %</b>
<b>Práctica 1</b>	<b>11.6 %</b>
<b>Práctica 2</b>	<b>11.6 %</b>

Tabla 4. Valores de ponderación obtenidos por la técnica basada en Algoritmos Genéticos, asignados a cada una de las características

Los resultados obtenidos con el uso de estas ponderaciones los representamos en la tabla 5.

	Máximo	Mínimo	Media
<b>Resultado</b>	<b>85.94 %</b>	<b>60.23 %</b>	<b>67.82 %</b>

Tabla 5: Resultados obtenidos con la ponderación basada en Algoritmos Genéticos.

Al observar esta tabla podemos afirmar que los resultados mejoran los anteriores con claridad.

Con los datos experimentados, hemos podido concluir, ante nuestra sorpresa, que la calificación obtenida por el alumno en el primer examen del año no influye casi nada en su evolución.

Esta conclusión se puede explicar del siguiente modo: la asignatura que impartimos en primero de Ingeniería es una asignatura nueva para la mayoría de alumnos (nunca habían oído hablar de ella) y esto provoca que el alumno necesite sobremanera un tiempo de adaptación al proceder de dicha asignatura.

A medida que avanza el curso, el alumno se habitúa a la manera de "aprender" y entonces llega el examen del segundo trimestre. En este punto, los resultados que muestra el alumno realmente reflejan su grado de facilidad de aprendizaje de una materia nueva. Como hemos visto en los resultados obtenidos anteriormente, la influencia de la nota del segundo parcial es la mayor de todas.

De la misma manera ocurre con la parte práctica. La primera práctica que se impone, como práctica introductoria a la programación para el alumno, es realmente fácil, con lo cual la nota que sacan no define claramente cuál es la situación del alumno. En cambio, la segunda práctica (la más fuerte del curso) es la que realmente refleja la evolución del alumno.

Otro aspecto a destacar es que claramente la clase de teoría no influye en la evolución del alumno. El temario es el mismo en todas las clases y no hay diferencias entre unas y otras. Esta característica la hemos incluido, principalmente, para asegurar el buen funcionamiento del sistema.

Queremos hacer notar, también, la influencia que tiene que el alumno sea repetidor o no. Como se puede ver, esta característica es moderadamente importante (menos de lo que pensábamos a priori los profesores de la asignatura).

Por último, queremos resaltar que los resultados del Sistema deben servir de soporte para que el Sistema Tutor pueda decidir qué cuestiones plantea al alumno. Por tanto, no es demasiado importante que el sistema acierte, por ejemplo, qué nota sacará el alumno en el examen

de junio, sino más bien, cuál es su situación en la asignatura (muy buena, buena, mala, crítica, etc.). Por este motivo, nuestras predicciones se centran en los intervalos anteriormente descritos, más que en aprobar o suspender.

Por otro lado, queremos mostrar también los resultados obtenidos con esta misma ponderación pero prediciendo únicamente si el alumno aprobaría o suspendería (2 casos). Los resultados se muestran en la tabla 6.

	Máximo	Mínimo	Media
Resultado	98.44 %	87.04 %	90.66 %

Tabla 6: Resultados obtenidos por la mejor configuración de nuestro Sistema de Predicción, prediciendo aprobado o suspenso.

Como se puede apreciar se consigue casi el acierto absoluto.

## 5. Conclusiones

En el presente artículo se ha introducido el Sistema de Predicción utilizado en la asignatura de Programación para detectar posibles problemas de nuestros alumnos.

La conclusión principal que podemos extraer de la experimentación con el Sistema de Predicción es que cada característica que utilizamos para poder predecir la evolución del alumno tiene diferente grado de importancia y que poder averiguar este grado es una de las claves fundamentales para el éxito del Sistema.

Por otro lado, hemos visto el buen funcionamiento del sistema y estamos en disposición de poder utilizar sus resultados para acabar de desarrollar el Sistema Tutor Inteligente. Este punto forma parte de nuestro trabajo futuro.

## Agradecimientos

Quisiéramos agradecer a la *Comisión Interministerial de Ciencia y Tecnología* por su apoyo a este proyecto mediante la ayuda CICYT/Tel98-0408-02. Los resultados de este trabajo han sido obtenidos usando el equipo cofinanciado por la *Direcció General de Recerca*

*de la Generalitat de Catalunya* (D.O.G.C. 30/12/1997). Por otro lado, quisiéramos agradecer a Ingeniería i Arquitectura La Salle por su soporte a nuestro grupo de Investigación en Sistemas Inteligentes.

## Referencias

- [ 1 ] Aamodt, A. y Plaza, E. "Case-Based Reasoning: Foundations Issues, Methodological Variations, and System Approaches". *AI Communications*, 7, 39-59, 1994.
- [ 2 ] Bacardit, J. "Creació d'un assistent digital per la predicció del fracàs acadèmic basat en computació evolutiva", Proyecto Final de Carrera, Departamento de Informática, Ingeniería i Arquitectura La Salle, Universitat Ramon Llull, 2000.
- [ 3 ] Golobardes, E., Llorà X., Garrell, JM, Vernet D., y Bacardit J. "Genetic classifier System as a heuristic weighting method for a Case-Based Classifier System". *Proceedings del 3r Congrés Català d'Intel·ligència Artificial*, 2000
- [ 4 ] Golobardes, E., Vernet, D. y Salamó, M. "Prediction in an Educational Environment using Case-Based Reasoning", *Proceedings of Learning'00 (IEEE)*, 2000.
- [ 5 ] Riesbeck, C.K. y Schank, R.C. "Inside Case-Based Reasoning", Lawrence Erlbaum Associates, Hillsdale, NJ, US, 1989.
- [ 6 ] Self, J. "Theoretical Foundations for Intelligent Tutoring Systems", *Journal of Artificial Int. in Education*, 1 (4), 3-14, 1990.
- [ 7 ] Vernet, D. "Avaluació de tècniques de Raonament Basat en Casos aplicades a un entorn educatiu", Proyecto Final de Carrera. Departamento de Informática, Ingeniería i Arquitectura La Salle, Universitat Ramon Llull, 2000.
- [ 8 ] Wilson, S.W. "Classifier Fitness based on Accuracy", *Evolutionary Computation*, 3(2):149-175, 1995.