

Mejoramiento de la Adaptación usando la Lógica Difusa

Constanza Huapaya¹, Leonel Guccione¹, Delia Benchoff¹, Marcela Gonzalez²
Francisco Lizarralde¹

¹ Departamento de Matemática, Facultad de Ingeniería, ²Facultad de Psicología
Universidad Nacional de Mar del Plata, Juan B. Justo 4302
7600 Mar del Plata, Argentina

{constanza.huapaya, leonel.guccione, ebenchoff.sead, francisco.lizarralde}@gmail.com,
mpgonza@mdp.edu.ar

Resumen. Se presenta un módulo de un Modelo del Estudiante de un Ambiente Virtual de Aprendizaje a fin de promocionar la personalización de los materiales instruccionales basada en los niveles de conocimiento dinámicos y estilos de aprendizaje. El mejoramiento está dado por la inclusión de la experiencia de expertos en el dominio que se enseña cuyas opiniones fueron expresadas en reglas difusas utilizando dos variables lingüísticas de entrada (nivel de conocimiento y estilo de aprendizaje) y dos variable lingüísticas de salida (dificultad y complejidad). Estas dos últimas variables categorizan los materiales instruccionales.

Palabras clave: adaptación, personalización, estilos de aprendizaje, Lógica Difusa, estudiante de ingeniería

1 Introducción

Los avances en el desarrollo de las tecnologías de la información producen una notoria influencia en la educación basada en computadoras. En la búsqueda del mejoramiento de los sistemas informáticos educativos, las características más examinadas y utilizadas son la adaptabilidad y la personalización de los sistemas de aprendizaje. Se pretende sustentar tanto la diversidad como las necesidades individuales de los alumnos. Este es un objetivo perseguido por muchos investigadores mediante el uso del modelo del estudiante, donde se describe una combinación de características personales, comportamiento y niveles de conocimiento [1] [2]. Dentro de los rasgos personales, los estudiantes poseen diferentes estilos de aprendizaje, esto es, aprenden de modos diferentes. En esta dirección, Felder y Silverman [3] sostienen que los alumnos que estudian con material instruccional ajustado a sus estilos de aprendizaje aprenden más efectivamente y progresan mejor. En este artículo se presenta un modelo para adecuar los materiales a estilos de aprendizaje y nivel de dificultad.

1.1 Aprendizaje personalizado, aprendizaje adaptativo

En el aprendizaje personalizado se pretende que el estudiante recorra su propio camino hacia el conocimiento. Este tipo de aprendizaje comprende cualquier acción que tanto un profesor como un software ejecutan para enseñar un tema a un estudiante entendido como una individualidad. La personalización puede ser aplicada al contenido del currículo, métodos, ritmo del aprendizaje, etc. Es una opción que toma en cuenta las necesidades individuales de los alumnos y respeta sus diferencias. Así, identificando las características de los estudiantes, el docente puede proponer un material gráfico para un alumno, mientras que para otro entregará material principalmente en texto, porque así lo prefieren. La idea común de un enfoque personalizado es brindar una experiencia de aprendizaje al alumno, valorando a cada individuo tanto en el salón de clases como mediante el empleo de un software educativo.

El aprendizaje adaptativo puede entenderse como la adaptación al estudiante siguiendo los datos que se desprenden durante las interacciones estudiante/computadora, generalmente, en línea. Entre otras acciones, el sistema computacional modifica la presentación del material instruccional como respuesta a las acciones del estudiante. El proceso adaptativo se “ajusta” al nivel de desempeño mostrado e intenta predecir qué tipo de material necesitará el alumno en un punto determinado de su camino al aprendizaje. Los sistemas del aprendizaje adaptativo intentan todo el tiempo sostener la evaluación formativa, en un esfuerzo por proveer el siguiente paso tutorial apropiado en el proceso de aprendizaje de los estudiantes.

Los sistemas computacionales educativos, entonces, deben considerar diferentes necesidades y la diversidad en cuanto a características de aprendizaje: dispares niveles de conocimiento, habilidades cognitivas, preferencias, estilos de aprendizajes, emociones, reacciones, etc. Un sistema que intente poseer rasgos adaptativos debería considerar cómo identificar dicho conjunto de características, a fin de inferir sus necesidades y preferencias, para entregar el material de aprendizaje adecuado según las necesidades del estudiante, y, de este modo, lograr aconsejar y proveer retroalimentación efectiva. [4].

1.2 Técnicas adaptativas

Un ambiente de aprendizaje puede ser considerado adaptativo si es capaz de monitorear las actividades del usuario, interpretarlas siguiendo modelos del dominio específicos, inferir requerimientos del usuario y preferencias más allá de la interpretación de las actividades, para finalmente actuar sobre todo el conocimiento adquirido de sus usuarios y facilitar dinámicamente el proceso de aprendizaje. El comportamiento adaptativo de los ambientes presenta diversas manifestaciones: interacciones adaptativas, la entrega de cursos adaptativos, articulación de material instruccional y ayuda en la colaboración adaptativa. Las *interacciones adaptativas* son las modificaciones que tienen lugar en las interfaces del sistema a fin de facilitar las interacciones pero sin modificar los contenidos. Como ejemplos se puede mencionar el uso de esquemas o gráficos, tamaño de las letras del texto, y la reorganización de las tareas utilizando metáforas a nivel semántico. Las modalidades de entrega de *cursos adaptativos* son las técnicas más usadas actualmente. En particular, este concepto se refiere a cursos hechos a medida del estudiante individual.

El objetivo es optimizar el ajuste entre los contenidos y las características del usuario/estudiante. Ejemplos de estas técnicas son la re-estructuración dinámica del curso, la ayuda en la navegación adaptativa y la selección adaptativa de los materiales del curso [5]. El *descubrimiento y articulación del material instruccional* se realiza desde diversas fuentes como repositorios o bases de conocimiento. La adaptación, en esta perspectiva, tiene como base modelos de adaptación y conocimiento derivado del monitoreo del estudiante. Pueden proponerse dos visiones sobre la búsqueda del material relevante: el estudiante navega dentro del material o el autor/profesor prepara el material orientado a grupos específicos de alumnos. La ayuda en la *colaboración adaptativa* consiste en capturar el soporte adaptativo que involucra la comunicación entre múltiples estudiantes (i.e. interacción social).

2 Modelo propuesto

La propuesta que se muestra usa como técnicas adaptativas, los *cursos adaptativos* y principalmente la *preparación del material instruccional* planificado por el autor/profesor dirigido a grupos específicos de alumnos. Para la aplicación de estas técnicas se han utilizado dos fuentes de información para la personalización, *estilos de aprendizaje y nivel de conocimiento*. El nivel de conocimiento se traduce en perfiles dinámicos de los estudiantes que serán utilizados para reflejar su avance. Para determinar los estilos de aprendizaje se ha usado los resultados del cuestionario de Felder y Silverman.

2.1 Estilos de aprendizaje

Un estilo de aprendizaje es el modo que caracteriza a un individuo cuando adquiere, retiene y recupera información. Los estudiantes, en particular, muestran diferentes fortalezas y preferencias cuando adquieren información. Esto es, poseen distintos estilos de aprendizaje. En el presente trabajo se ha adoptado el modelo de estilos de aprendizaje formulado por Richard Felder y Linda Silverman [6] el cual fue diseñado para estudiantes de ingeniería, con el fin de identificar las diferencias de estilos de aprendizaje. A partir de dicha identificación, los autores indican que puede formularse un enfoque de la enseñanza que responda a las necesidades de aprendizaje de todos los estudiantes. El modelo de Felder y Silverman clasifica a los estudiantes de acuerdo con sus preferencias por una u otra categoría en cada una de las siguientes cuatro dimensiones:

Sensitivo / Intuitivo. El estudiante con estilo preferencialmente sensitivo, tiende a ser concreto, y orientarse por hechos o procedimientos bien establecidos; el alumno con estilo intuitivo es innovador, se caracteriza por preferir el pensamiento abstracto y guiarse por teorías y significados subyacentes, con principios generales más que datos concretos.

Visual / Verbal. El estilo de aprendizaje visual indica la preferencia por representaciones visuales de los materiales de estudio tales como imágenes, diagramas, mapas conceptuales, gráficos. En el otro extremo de la dimensión, el

estudiante con un estilo verbal, se sentirá más a gusto con explicaciones tanto escritas como habladas.

Activo / Reflexivo. El alumno activo aprende mejor al trabajar dinámicamente con el material, prueba cosas, y prefiere el trabajo en grupo. En cambio, el alumno reflexivo opta por pensar más que realizar pruebas, y se inclina por trabajar solo o con un único compañero.

Secuencial / Global. El estilo secuencial define a un estudiante que aprende mejor en pequeños pasos incrementales, detallista; mientras que un alumno con un estilo de aprendizaje global, aprenderá de manera holística, estableciendo relaciones con su experiencia, más interesado por el conocimiento general.

A partir del modelo, Soloman y Felder [7], crearon el Cuestionario de Estilos de Aprendizaje (ILS, Index of Learning Styles), un instrumento con 44 ítems de respuesta dicotómica, en línea, y considerando las cuatro dimensiones propuestas. A los fines del presente trabajo, se ha aplicado el cuestionario a los alumnos de asignaturas pertenecientes a las carreras de Ingeniería, siendo procesados los resultados en la página web de la Universidad del Estado de North Carolina, provista por los autores referenciados. Cada dimensión posee un rango que varía de 0 a 11. Si el resultado del cuestionario toma un valor entre 0 a 3 (en cualquiera de las dos direcciones), el estudiante se encuentra bien *equilibrado* entre las dos dimensiones que figuran en los extremos de la escala; si el puntaje en la escala es 5 o 7, tiene una *equilibrada preferencia* por el extremo al que se acerca y si el puntaje en la escala es 9 u 11, tiene una *fuerte preferencia* por el extremo donde se encuentra. Se ha elaborado la dimensión activo/reflexivo sobre 47 estudiantes de ingeniería (ver figura 1).

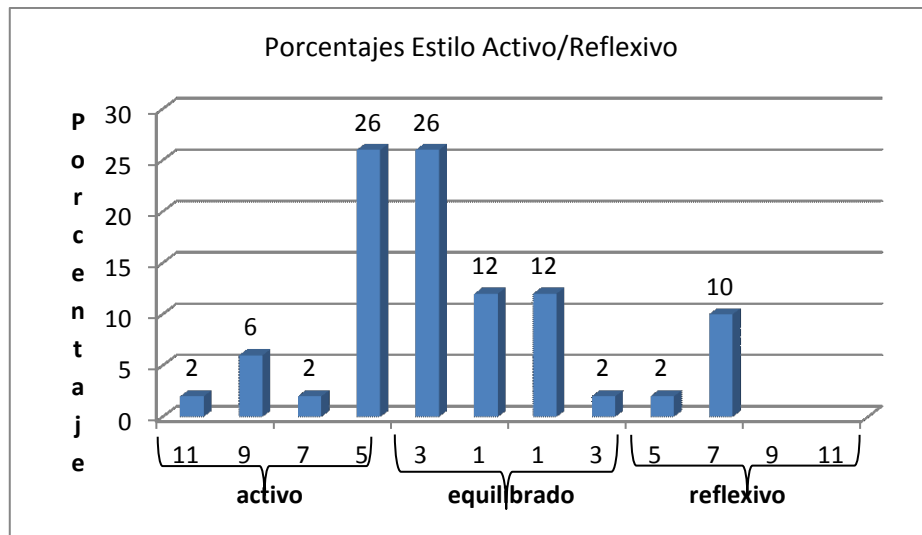


Fig. 1. Resultados del cuestionario de Felder Soloman

Para el nivel de conocimiento se han usado los estereotipos *aprendiz, nivel intermedio de conocimiento y experto* desarrollados en [8].

2.2 Breve introducción a la Lógica Difusa

La Lógica Difusa es usada para tratar la incertidumbre presente en problemas reales causada por la información imprecisa como la generada por la subjetividad humana [9]. En el modelado de los sistemas suelen utilizarse variables con valor incierto y esta problemática es resuelta con el uso de los conjuntos difusos. Los conjuntos difusos describen a las variables con valores como “malo”, “regular” y “bueno” en lugar de valores booleanos “verdadero/falso” o “sí/no” [10]. Los conjuntos difusos se determinan por una función de pertenencia al conjunto difuso A expresada con $\mu_A(x)$:

$$\mu_A(x): X \rightarrow [0,1], \text{ donde } \mu_A(x) = \begin{cases} 1 & \text{si } x \text{ está en } A \\ (0,1) & \text{si } x \text{ está parcialmente en } A \\ 0 & \text{si } x \text{ no está en } A \end{cases} \quad (1)$$

El valor de $\mu_A(x)$ se denomina grado de pertenencia y posee un valor real entre 0 y 1. Cuando x pertenece completamente al conjunto difuso A, $\mu_A(x)$ vale 1 y cuando x no está en A, $\mu_A(x)$ vale 0. Cuanto más alto sea el valor de la función de pertenencia, más fuerte es el grado de pertenencia de x al conjunto A.

Un sistema de inferencia difusa (FIS) es un sistema que usa la teoría de los conjuntos difusos a fin de mapear las variables lingüísticas de entrada (características en caso de clasificación difusa) sobre variables lingüísticas de salida (clases en el caso de clasificación difusa). Las reglas difusas son una colección de sentencias lingüísticas que describen como el FIS debe tomar las decisiones sobre una entrada o controlando una salida. Las reglas difusas IF-THEN poseen un antecedente y un consecuente. Veamos un ejemplo:

Si el estudiante es excelente entonces tendrá muy buenas notas en los exámenes

2.3 Inferencia difusa en el modelo

A fin de adaptar el material instruccional se han definido dos variables lingüísticas de entrada. La primera es el *estilo de aprendizaje* la cual toma tres términos (conjuntos difusos): activo, equilibrado y reflexivo. La segunda variable, *nivel de conocimiento*, toma los valores aprendiz, intermedio y casi_experto. En la figura 2 se aprecia la definición de las funciones de pertenencia. Para este desarrollo se ha utilizado la herramienta de código abierto FisPro (Fuzzy Inference System Professional).

Las variables lingüísticas de salida caracterizan el material instruccional que será mostrado a los estudiantes. El parámetro, en la dimensión activo/reflexivo, que se ha considerado es la preferencia por estudiar en grupos. Se han definido las siguientes variables: *nivel de dificultad* (con los términos baja, media y alta) y *para grupos* (con los términos individual, equilibrado y grupal) cuya definición se ve en la figura 3.

Se definieron nueve reglas del sistema de inferencia difusa siguiendo la recomendación de docentes experimentados. Estas se encuentran ilustradas en la figura 4.

En la figura 5 se muestra un caso particular donde se aprecia que a un alumno con nivel de conocimiento un poco más que intermedio y estilo de aprendizaje

ligeramente activo se le recomienda material de estudio con dificultad media/alta y trabajos en grupo.

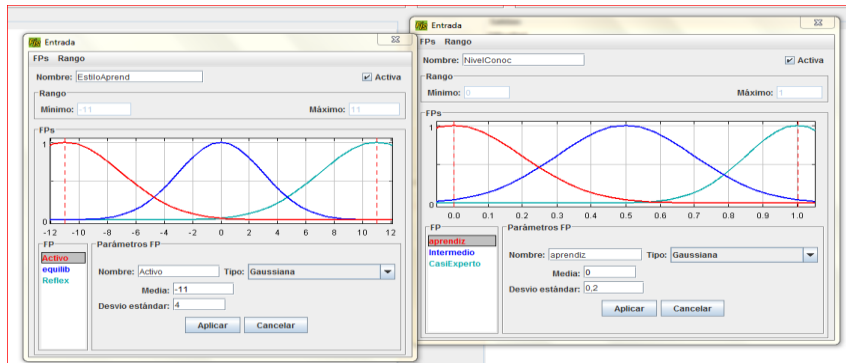


Fig. 2. Variables lingüísticas de entrada y sus correspondientes términos.

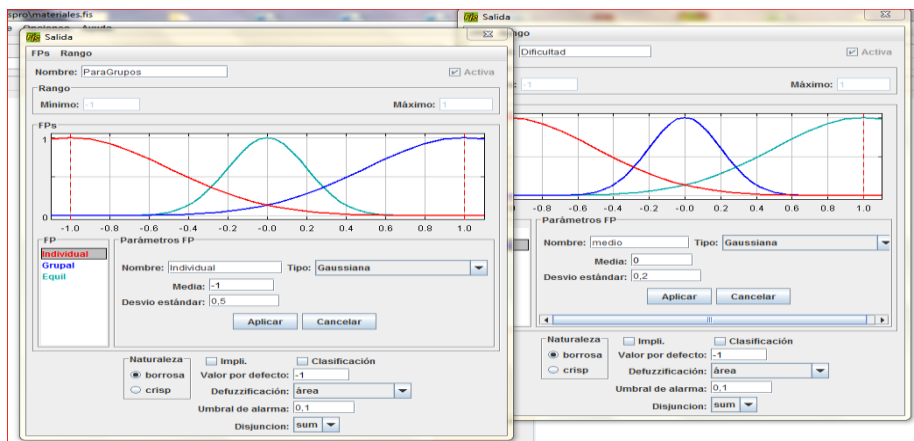


Fig. 3. Variables lingüísticas de salida y sus correspondientes términos.

Regla	Activa	SI NivelConoc	Y EstiloAprend	ENTONCES Dificultad	ParaGrupos
1	<input checked="" type="checkbox"/>	aprendiz	Activo	bajo	Grupal
2	<input checked="" type="checkbox"/>	aprendiz	Reflex	bajo	Individual
3	<input checked="" type="checkbox"/>	Intermedio	equilib	medio	Equil
4	<input checked="" type="checkbox"/>	Intermedio	Activo	medio	Grupal
5	<input checked="" type="checkbox"/>	Intermedio	Reflex	medio	Individual
6	<input checked="" type="checkbox"/>	aprendiz	equilib	bajo	Equil
7	<input checked="" type="checkbox"/>	CasiExperto	Activo	alta	Grupal
8	<input checked="" type="checkbox"/>	CasiExperto	equilib	alta	Grupal
9	<input checked="" type="checkbox"/>	CasiExperto	Reflex	alta	Individual

Fig. 4: reglas de inferencia difusa

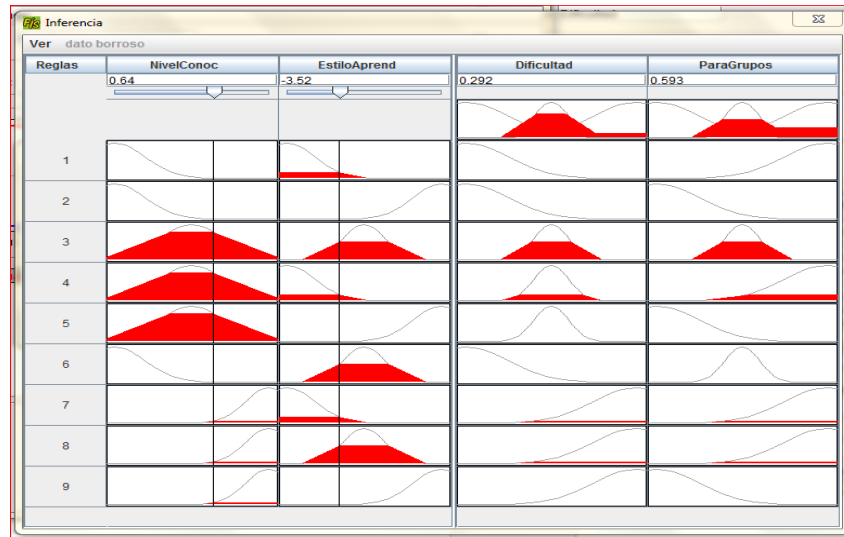


Fig. 5: ejemplo de inferencia

3 Resultados de la inferencia difusa: ejemplos de material instruccional

Como resultado de la aplicación del sistema de inferencia difusa recién mostrado, se ha desarrollado material instruccional en el dominio de la programación básica correspondiente a asignaturas del ciclo inicial de la carrera de Ingeniería en Informática de la UNMDP. Se muestran tres tipos de ejercicios desarrollados en Scratch y utilizados en Moodle. Scratch es una herramienta propicia para la enseñanza de la programación a nivel inicial, ya que brinda un entorno gráfico muy amigable, desarrolla el pensamiento algorítmico, fomenta la utilización y exploración de los recursos (objetos, gráficos, concurrencia, mensajes, estructuras de control, variables, listas, etc.) de una manera intuitiva, debido a la forma de construir el código (bloques encastrables que representan su funcionalidad de manera visual) y también debido a que los resultados de los avances se pueden validar fácilmente. En cada ejemplo se ha agregado entre paréntesis, nivel de dificultad y si se ha desarrollado para grupos, esto es los términos de las variables lingüísticas de salida..

Ejemplo 1 (Dificultad baja, individual): Hacer un programa que almacene una lista con valores numéricos. La cantidad es determinada por el usuario.

```

al presionar
  borrar todos de edades
  preguntar Desea cargar un nuevo dato? y esperar
  fijar continuar a respuesta
  repetir hasta que continuar = n
    preguntar Ingrese Valor Numérico y esperar
    añade respuesta a edades
    preguntar Desea cargar un nuevo dato? y esperar
    fijar continuar a respuesta
  
```

(a)



(b)

Fig. 6: ejemplo simple donde en (a) se ve código y en (b) pantalla de resultados

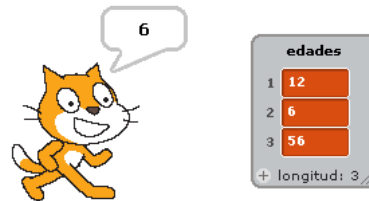
Ejemplo 2 (Medio, equilibrado). Hacer un programa que encuentre el menor valor de una lista de números.

```

al presionar
  fijar pos a 1
  fijar menor a item pos de edades
  fijar cantidad a longitud de edades
  cambiar pos por 1
  repetir hasta que pos = cantidad + 1
    si menor > item pos de edades
      fijar menor a item pos de edades
    cambiar pos por 1
  decir El menor es 1 por 2 segundos
  decir menor

```

(a)



(b)

Fig. 7: ejemplo intermedio donde en (a) se ve código y en (b) pantalla de resultados

Ejemplo 3 (Trabajo en grupo): programar el juego de Los 5 Escalones. Es un juego de preguntas y respuestas con las siguientes características: el jugador responde preguntas realizadas por el juego y a medida que acierta, sube un escalón. El participante gana cuando llega a la cima de la escalera (responder bien 5 preguntas de 8). Los personajes son: Preparador, Animador y el Participante. El Preparador del Juego pide que se ingresen 8 preguntas con sus respectivas respuestas y da inicio al Juego. El Animador realiza, una por una todas las preguntas al Participante, hasta llegar a 5 correctas o hasta completar las 8. Al completar el juego, el Animador

informa al Participante el resultado del juego con un mensaje, si el mensaje es de "ganador" el Participante festeja, caso contrario se va del juego.

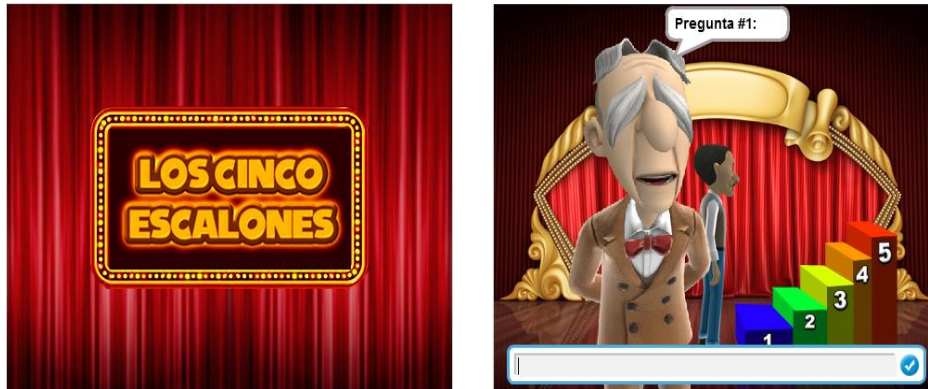


Fig. 8: Interfaces correspondientes al ejemplo 3

En la figura 8 se observan dos pantallas. La primera es una presentación. La otra permite el ingreso de datos.

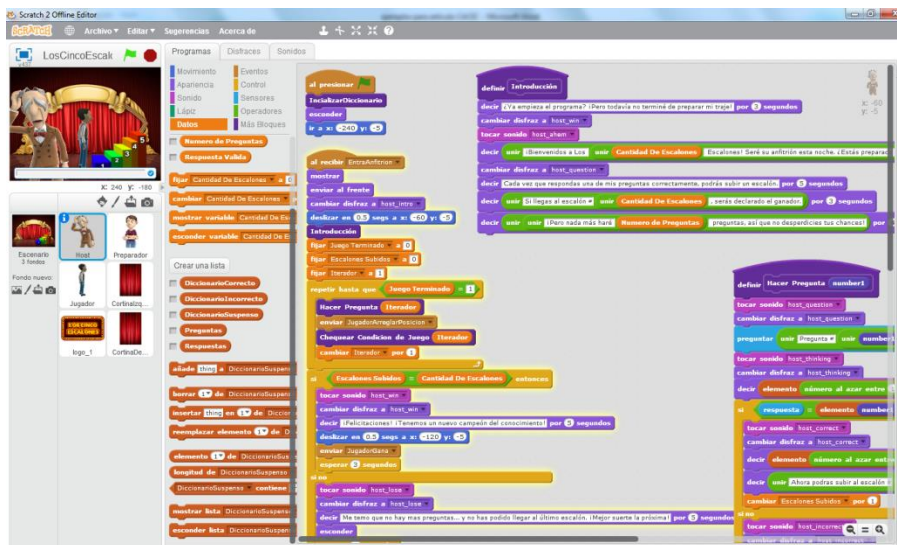


Fig. 9: pantalla de desarrollo

En la figura 9 se aprecia una pantalla de creación del juego extraída de una animación y explicaciones auditivas sobre el desarrollo donde se distinguen el escenario, objetos, variables, listas y parte del código construido.

4 Conclusión

Este artículo tiene por objetivo promocionar la adaptación en Ambientes Virtuales de Aprendizaje. En tal sentido, adaptando los materiales instruccionales a las características personales de los estudiantes, se optimiza el tiempo y el esfuerzo de éstos para alcanzar una apropiada adquisición del conocimiento. En pos de lograrlo, se ha consultado a docentes experimentados quienes volcaron su pericia en reglas difusas a fin de categorizar los materiales instruccionales. Se ha utilizado la Lógica Difusa porque representa de modo realista la experticia humana. Se tiene previsto agregar pruebas adaptativas al material de estudio a fin de mejorar la adaptación al estudiante en un Ambiente Virtual de Aprendizaje.

Referencias

1. Gu Q., Sumner T.: Support Personalization in Distributed E-Learning Systems through Learner Modeling . In: 2nd Information and Communication Technologies, ICTTA 2006, vol. 1, pp. 610–615., (2006).
2. Tian, F., Zheng, Q., Gong, Z., Du, J., & Li, R.. Personalized learning strategies in an intelligent e-learning environment. In Proceedings of the 11th International Conference on Computer Supported Cooperative Work in Design (pp. 973–978). (2007).
3. Felder R. & Silverman, L.K. . Learning and teaching styles in engineering education Engr. Education, 78(7), 674-681 (1988)
4. Chrysafiadi K.; Virvou M.. Advances in Personalized Web-Based Education. Springer Cham Heidelberg. (2014)
5. Brusilovsky, P. :Adaptive hypermedia. User Modeling and User Adapted Interaction, 11(1/2), pp87-110. (2001).
6. Felder R. Are Learning Styles Invalid? (Hint: No!). On-Course Newsletter, September 27, recuperado de : <http://www.oncourseworkshop.com/Learning046.htm>. (2010).
7. Soloman B. y Felder R. (n.d.). Index of learning styles questionnaire. Recuperado el 10 de junio de 2014 de: <http://www.engr.ncsu.edu/learningstyles/ilsweb.html>
8. Huapaya C., Gonzalez M., Benchoff E., Guccione L., Lizarralde F. Estimación del Diagnóstico Cognitivo del Estudiante de Ingeniería y su mejora con pruebas adaptativas. X Congreso de Tecnología en Educación y Educación en Tecnología. Pp. 480-489. (2015).
9. Zadeh L. Computing with Words. Principal Concepts and Ideas. Springer. (2012).
10. Gokmen G. , Akincib T., Tektas M., Onat N. y Kocyigita G. Evaluation of student performance in laboratory applications using fuzzy logic. Procedia Social and Behavioral Sciences, pp 902-909. (2010).