

IDENTIFICACIÓN DE ESTILOS DE APRENDIZAJE BAJO EL MODELO VARK CON REDES NEURONALES

IDENTIFICATION OF LEARNING STYLES UNDER NEURAL NETWORKS WITH VARK MODEL

*Sulmy Saavedra Delgado¹
Martín Efio Rivas²
Carlos Chirinos Mundaca³*

Fecha de recepción: 23 enero 2015
Fecha de aceptación: 21 abril 2015

Resumen

Una de las reformas institucionales urgentes en nuestro país recae en la política educativa, urge de contar con un sistema educativo equitativo y eficiente, como uno de los principales dinamizadores del desarrollo del país, sin embargo el aprendizaje en niños y el aprestamiento de los jóvenes deja mucho que desear, no solo son de bajo nivel, sino que están muy mal distribuidos en la sociedad.

-
- 1 Escuela de Ingeniería Sistemas. Facultad de Ingeniería Arquitectura y Urbanismos. Ingeniero de Sistemas. Universidad Señor de Sipán. Pimentel. Lambayeque. Perú. sulyt6@hotmail.com
 - 2 Escuela de Ingeniería Sistemas. Facultad de Ingeniería Arquitectura y Urbanismos. Ingeniero de Sistemas. Universidad Señor de Sipán. Pimentel. Lambayeque. Perú. richard879@hotmail.com
 - 3 Escuela de Ingeniería Sistemas. Facultad de Ingeniería Arquitectura y Urbanismos. Ingeniero Informático y de Sistemas. Universidad Señor de Sipán. Pimentel. Lambayeque. Perú. cchirinos@crece.uss.edu.pe

Dentro de este contexto cabe analizar las estrategias de enseñanza, para promover aprendizajes significativos; las estrategias variarán según lo que se quiere aprender, cada estudiante tiende a desarrollar preferencias o tendencias globales, definiendo un estilo de aprendizaje.

Se plantea una aplicación inteligente, utilizando la técnica de Redes Neuronales Artificiales (RNA) – variable independiente, a través del modelo de red Perceptron Multicapa (PMC), adecuado para resolver problemas de asociación de patrones, e identificar estilos individuales de aprendizaje en alumnos a través de una asociación de patrones, basado en el modelo VARK (variable dependiente), el cual clasifica a las personas de acuerdo a su preferencia; formado por las letras iniciales de cuatro preferencias modales sensoriales: Visual, Auditiva, Lectura (Read) y Kinésico (Kinesthetic).

La RNA tiene 64 neuronas de entrada, 45 neuronas ocultas y 4 neuronas de salida; la capa de entrada conformada por las alternativas del test, formado por 16 preguntas, para la investigación se realizó un estudio primero exploratorio y luego documentado, para formular el problema de investigación y plantear los objetivos a desarrollar, la recolección de información fue a través de entrevistas y encuestas.

Palabras clave: Algoritmo de Retropropagación., Estilos de Aprendizaje - Redes Neuronales, Perceptron Multicapa.

Abstract

One of the urgent institutional reforms in our country lies in education policy, urges to have a fair and efficient education system as one of the main driving forces of the development of the country, however the learning readiness of children and young is disappointing, it is not only low, but they are very unevenly distributed in society.

Within this context it is worth to analyze teaching strategies to promote meaningful learning, the strategies will vary depending on what you want to learn, each student tends to develop preferences or global trends, defining a learning style.

An intelligent application technique using Artificial Neural Networks (ANN) - independent variable through Multilayer Perceptron model (PMC) is proposed, suitable for solving pattern matching , and identify individual student learning styles through network of a matching pattern based on the VARK model (dependent variable) , which classifies people according to their preference, formed by the initial letters of four sensory modal preferences: Visual , Auditory , Reading (Read) and Kinesico (kinesthetic) .

The ANN has 64 input neurons, 45 hidden neurons and 4 output neurons, the input layer consists of alternative test of 16 questions, for the current research a first exploratory study was conducted and documented, data collection was through interviews and surveys to formulate the research problem and propose and to develop the objectives,

Keywords: *Backpropagation algorithm, .Learning Styles - Neural Networks, Multilayer Perceptron.*

1. Introducción

Sin duda alguna, una de las reformas institucionales más urgentes que debe llevarse a cabo en nuestro país, recae sobre el terreno de la política educativa. La importancia de contar con un sistema educativo equitativo y eficiente, como uno de los principales dinamizadores del desarrollo del país, ha sido reconocida a través de diversas iniciativas de reformas.

En las últimas décadas, el sector Educación del Perú ha logrado un gran progreso en la cobertura del sistema educativo. Pero los aprendizajes de los niños y el aprestamiento de los jóvenes dejan mucho que desear: estos no solo son de bajo nivel, sino que están muy mal distribuidos en la sociedad.

Dentro de este contexto cabe analizar las estrategias de enseñanza, siendo éstos, los procedimientos o recursos utilizados por el agente de enseñanza para promover aprendizajes significativos; aunque las estrategias varían según lo que se quiere aprender, cada estudiante tiende a desarrollar ciertas preferencias o tendencias globales, tendencias que definen un estilo de aprendizaje. Según la noción de que cada estudiante aprende de manera distinta a las demás, permite buscar las vías más adecuadas para facilitar el aprendizaje, debido que los estilos de aprendizaje, son relativamente estables, pueden cambiar dependiendo de la situación y son susceptibles de mejora. Además, cuando a los estudiantes se les enseña según su propio estilo de aprendizaje, aprenden con más efectividad. Tanto los docentes como los estudiantes, son partícipes en el proceso educativo, muchos son los inconvenientes que presencian los alumnos por motivo que no tienen definido con qué estilo de aprendizaje aprenden, por ello ¿De qué manera se conseguirá identificar los estilos individuales de aprendizaje en los Alumnos del 6° grado de primaria de la institución educativa 10006 "Arturo Shutt y Saco"?

Uno de los modelos que ha surgido para emular el proceso de aprendizaje es la red neuronal artificial. Siendo uno de los modelos que

más intentan reproducir el comportamiento del cerebro humano. La inteligencia artificial, es la disciplina que estudia la forma como se diseñan los procesos que exhiban las características que comúnmente se asocian con el comportamiento humano inteligente; por otro lado, se dice que la inteligencia artificial sintetiza y automatiza tareas intelectuales, por lo tanto potencialmente relevante para cualquier ámbito de la actividad intelectual.

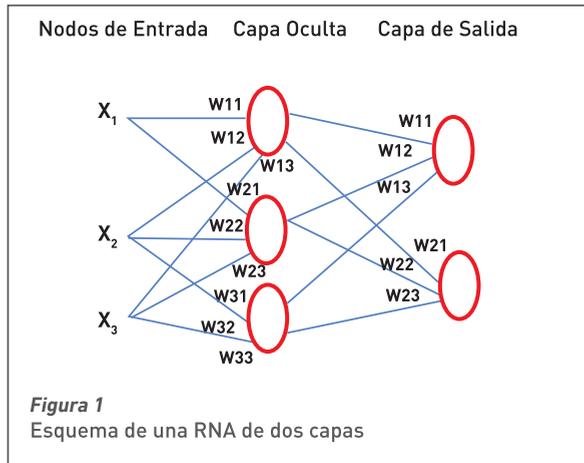
Las redes neuronales consisten en un conjunto de elementos de procesamiento, llamados neuronas, las cuales se conectan entre sí. La organización y disposición de las neuronas dentro de una red neuronal se denomina topología y viene dada por el número de capas, una vez determinada la topología de la red neuronal es necesario entrenarla. En esta etapa la RNA aprende relaciones complejas entre entradas y salidas mediante el ajuste de los pesos de las conexiones entre neuronas.

La presente investigación plantea implementar un sistema inteligente, utilizando un modelo de Redes Neuronales Artificiales para identificar los estilos individuales de aprendizaje, mediante el uso del modelo VARK.

2. Contenidos

McCulloch y Pitts en 1943, publicaron el primer estudio sobre RNA siendo el primer elemento central: Perceptron. Un Perceptron múltiple puede tener sus neuronas organizadas por capas. Así, tenemos los nodos de entrada formados por las entradas a la red, la capa de salida formada por las neuronas que constituyen la salida final de la red, y las capas ocultas, formadas por las neuronas que se encuentran entre los nodos de entrada y la capa de salida. Una RNA puede tener varias capas ocultas o no tener ninguna de ellas. Los links sinápticos (las flechas llegando o saliendo de una neurona) indican el flujo de la señal a través de la red y tienen asociado un peso sináptico correspondiente. Si la salida de una neurona va dirigida hacia dos o más neuronas de la siguiente capa, cada una de estas últimas recibe la salida neta de la neurona anterior. La cantidad de capas de una RNA es la suma de las capas ocultas, más la capa de salida.

En el caso de existir capas ocultas nos referimos a la RNA como un Perceptron multicapa.



En la actualidad las estrategias de enseñanza son los procedimientos o recursos utilizados por el agente de enseñanza para promover aprendizajes significativos; aunque las estrategias varían según lo que se quiere aprender, cada persona tiende a desarrollar ciertas preferencias o tendencias globales, tendencias que definen un estilo de aprendizaje. Según la noción de que cada persona aprende de manera distinta a las demás, permite buscar las vías más adecuadas para facilitar el aprendizaje, ya que los estilos de aprendizaje, aunque son relativamente estables, pueden cambiar dependiendo de la situación y son susceptibles de mejora. Además, cuando a los estudiantes se les enseña según su propio estilo de aprendizaje, aprenden con más efectividad.

Kolb dice que "Los estilos de aprendizaje son el conjunto de hábitos, formas o estilos de cada persona para actuar o pensar en cada situación"; es decir, para Kolb en cada situación determinada, las personas emplean un conjunto de hábitos o maneras en la que le permitirá desenvolverse, a los cuales denomina estilos de aprendizaje. (Escurra 1990).

A. Modelo VARK

Neil Fleming y Colleen Mills desarrollaron un instrumento para determinar la preferencia de los alumnos, al procesar la información, desde el punto de vista sensorial. Los autores no hablan de fortalezas, sino de preferencias sensoriales.

Su modelo toma el nombre de VARK por las siglas en inglés de las modalidades sensoriales que identificaron: visual, auditivo, lectivo y kinestésico. (Lozano 2001).

B. Algoritmo de Aprendizaje BackPropagation

BackPropagation es un algoritmo de aprendizaje supervisado que se usa para entrenar redes neuronales artificiales. El algoritmo emplea un ciclo propagación – adaptación de dos fases. (Joseph 2001).

A continuación se describen los pasos del algoritmo:

1) Como parámetro de entrada a las neuronas, se determina el patrón de entrada a la red como estímulo, este se propaga desde la primera capa a través de las capas superiores de la red, hasta generar una salida.

2) Posteriormente, la señal de salida se compara con la salida deseada y se calcula una señal de error para cada una de las salidas. Las salidas de error se propagan hacia atrás, partiendo de la capa de salida, hacia todas las neuronas de la capa oculta que contribuyen directamente a la salida. Sin embargo las neuronas de la capa oculta solo reciben una fracción de la señal total del error, basándose aproximadamente en la contribución relativa que haya aportado cada neurona a la salida original. Este proceso se repite, capa por capa, hasta que todas las neuronas de la red hayan recibido una señal de error que describa su contribución relativa al error total.

3) La importancia de este proceso consiste en que, a medida que se entrena la red, las neuronas de las capas intermedias se organizan a sí mismas de tal modo que las distintas neuronas aprenden a reconocer distintas características del espacio total de entrada.

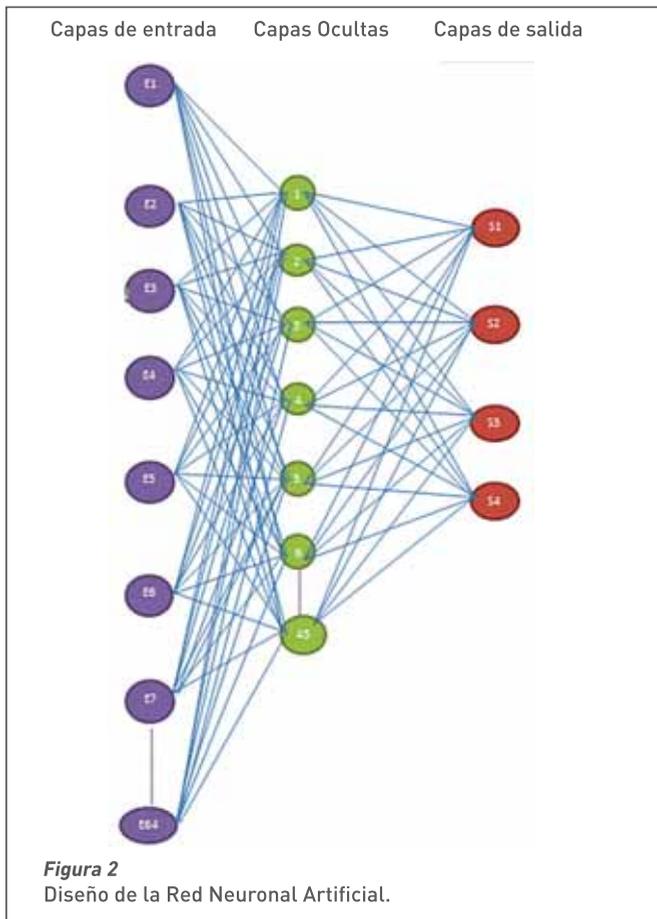
4) Por último, después del entrenamiento, cuando se les presente un patrón arbitrario de entrada que contenga ruido o que esté incompleto, las neuronas de la capa oculta de la red responderán con una salida activa si la nueva entrada contiene un patrón que se asemeje a aquella característica que las neuronas individuales hayan aprendido a reconocer durante su entrenamiento.

C. Diseño de la Red Neuronal para la Identificación de estilos de aprendizaje

El modelo de la Red Neuronal que se observa en la Figura 2, se adquirió del conocimiento del Modelo VARK, ya que éste, presenta 16 preguntas, cada una de ellas con 4 opciones por seleccionar; no obstante el alumno que realiza el test, solo podrá seleccionar una de ellas, de esta manera es que cada pregunta se adecua a un parámetro (tendencia hacia un estilo determinado en específico) el cual determina a que estilo se aproxima por lo que cada opción seleccionada adquiere un valor binario, por ejemplo, si el alumno responde en la primera pregunta la primera opción, esto quiere decir que se obtendrá

como valor de salida (valor binario) para esa pregunta, la cual es 1,0,0,0; es decir que tiene una tendencia hacia el estilo Kinésico, si selecciona la segunda opción, entonces obtendrá como valor de salida 0,1,0,0; es decir, que tiende hacia el estilo auditivo, y así sucesivamente, todo esto pregunta por pregunta. Ponce (2010).

Finalmente se obtendrá una salida de 64 bits de 1 y 0, la cual será enviada, será procesada por la neuronas ocultas, y finalmente se obtendrá un salida, la cual podrá ser: visual, auditivo, lectura o Kinésico y en algunos caso podrán tomar hasta 2 o 3 estilos identificados. Es de esta manera que nuestra red neuronal toma este modelo, con 64 neuronas de entrada, 45 neuronas ocultas, y 4 neuronas de salida.



3. Material y métodos

3.1 Materiales

Computadoras

Herramientas de software: RapidMiner, red social de Microblogging, weka, R-Project, SAS Microsoft BI

Servidor web publicado

Lenguajes de programación: Basic, JSP, PHP, ASP. Net, RUBY ON RAILS

Librerías Gráfica: Highcharts, JavaScript InfoVis Toolkit

Herramientas Web: Zend Server, Wamp Server y Lamp Server

Gestores de Base de Datos: SQL, MySQL y Oracle

3.2 Herramientas

Se utilizó para la recolección de datos o información, consistió en el Análisis Documental antes realizado, entrevistas y encuestas.

Encuestas:

Es el análisis que se aplicará a las personas involucradas con el problema en estudio, en primera instancia estuvo dirigida a los alumnos, para poder determinar el grado de interacción con la aplicación inteligente; y por otro lado se realizó la encuesta respectiva a los docentes para evaluar la implementación de la Aplicación Inteligente con respecto a su facilidad de uso y el tiempo promedio, que permitió identificar los estilos individuales de aprendizaje de cada alumno.

Entrevistas:

Las entrevistas se utilizan para recopilar información en forma verbal, a través de preguntas que propone el entrevistador. Quienes responden son las personas que están involucradas en el proceso, los cuales son los usuarios de la aplicación inteligente.

3.3 Metodología

Para el desarrollo de la investigación se tuvo que indagar en libros y extraer información relevante, a fin de seleccionar la mejor metodología para poder llevar a cabo el desarrollo de nuestro proyecto; luego de recopilar las clases de metodologías utilizadas para aplicaciones inteligentes, se llevó

a cabo los criterios de selección que se tendrán en cuenta para colocar puntajes de acuerdo a los criterios de evaluación, para así poder realizar la comparación y elegir la metodología que más se adecue a nuestro desarrollo de la aplicación inteligente, luego de haber realizado la comparación, se selecciona la metodología a utilizar, que es la de John Durkin que es la que más se aproxima al desarrollo de la aplicación inteligente, que se encuentra estructurada en una serie de fases, que facilitan la labor de la ingeniería del conocimiento.

La importancia de elegir una metodología es porque nos dan pautas de cómo desarrollar una aplicación inteligente.

Existen muchas metodologías que se utilizan para el desarrollo de una aplicación inteligente, éstos se utilizan de acuerdo a las diferentes circunstancias en la que se desea implementar una aplicación inteligente; en el siguiente cuadro sintetizan algunas metodologías.

Tabla 1

Comparativo entre metodologías para la aplicación inteligente

Características	Metodología Brule	Metodología Jhon Durkin	Metodología Grover	Metodología Buchanan
Relación Directa entre el Ingeniero del conocimiento y el Experto Campo.	2	4	2	3
Etapas que se adaptan al tema al desarrollar.	2	5	2	2
Diseño del Software	2	4	4	2
Pruebas del Software	2	4	2	4
Implementación	2	4	2	4
Total	17	29	20	23

Para la Investigación se seleccionó la metodología de Jhon Durkin por ajustarse al tipo de Investigación realizada.

Luego se detallan cada una de las fases de desarrollo de un sistema experto de acuerdo con John Durkin: determinación del problema, adquisición del conocimiento, diseño, prueba, documentación y mantenimiento.

4. Resultados

4.1 Validación del sistema

El sistema fue puesto a prueba con 28 casos de estudio para el

entrenamiento de la red neuronal, antes se realizó un estudio por el especialista y luego se realizó con el sistema como detalla a continuación:

Tabla 2

Casos de estudio de los alumnos evaluado por el especialista.

Casos N°	Alumnos	Preguntas	Estilo
1	Cabrejos Fernandez Edgar	b a b d b c c d c b b a c d b c	Visual
2	Cardoso Tequen Renzo	a b b c b d c a d a c d c a d b	Visual
3	Magdalena Flores Delgado	d a d b a d d a a a d d a a a d	Kinésico
4	Delgado Flores Liliana	b a c d b a c c b d b a c c d d	Auditivo
5	Hernan Soriano Castillo	b b d b a d b c d b b b c b a d	Auditivo
6	Maria Guevara Bravo	a d a a c a a b a d c a d d d a	Kinésico
7	Jhon Garcia Alarcon	d b a c b c a d d c b a b a c d	Visual
8	Digna Gutierrez Lejabo	b c a d c a c d d b a c d b a c	Visual
9	Juana Hoyos Benavides	b b d b a d b c c a d d c d c a	Auditivo
10	Janet Hoyos Herrera	d c b a b d c d c a b c a b c a	Visual
11	Jose Junior Mio Quiroz	a d a a d b d c b d a c d d d a	Visual
12	Jose Lopez Diaz	a b c d d c b a b c d a d b c a	Read
13	Diana Llontop Ayala	b d b a c b d c c d a b b a c d	Kinésico
14	Esther Carrasco Montezo	d a b c b c c c b c b b c a a d	Visual
15	Jose Rufasto Rioja	d a b c d a b c c b a b b c d a	Visual
16	Maricruz Paralez Gonzales	a b c b d a c b c d a b c a c b	Read
17	Kevin Rioja Aguirre	c b d a b d b d b c a d b c a b	Auditivo
18	Rosa Montalvo Torres	b b d b a d b c b b b b a a a d	Auditivo
19	Veronica Sanchez Vera	a b d c b d a b c a c d a d a b	Kinésico
20	Leydi Sandoval Tarrillo	b a d a c c a d b c d b c b a d	Kinésico
21	Jenny Sanchez Dias	a d a a c a d a a c b b c b d b	Read
22	Hector Mena Montalvo	d a b b a d b a a c b b c a a d	Read
23	Sandra Zapata Diaz	b a c b c c b c d b b c b c b a	Auditivo
24	Gaby Marrufo Yaguento	a d c d d d d c d b b c a d b c	Read
25	Raiza Vera Tuesta	a a b c a a b b a a b c b a c d	Kinésico
26	Tatiana Verastegui Chavez	c c b a d a c d b c a b c b c c	Read
27	Juan Torres Cueva	d d d a d c d d d d d a d d a a	Visual
28	Maruja Valenzuela Ydrogo	c b c b c b c c c b c b c c b b	Auditivo

En la tabla 2 se muestran todos los casos que se utilizaron para el entrenamiento, los mismos que fueron evaluados por el especialista, después de dicha evaluación, todos los casos fueron ingresados al sistema, como se muestra en la tabla 3.

Tabla 3
Casos de estudio para la aplicación

Casos N°	Alumnos	Preguntas	Respuesta
1	Cabrejos Fernandez Edgar	b a b d b c c d c b b a c d b c	Visual
2	Cardoso Tequen Renzo	a b b c b d c a d a c d c a d b	Visual
3	Magdalena Flores Delgado	d a d b a d d a a a d d a a a d	Kinésico
4	Delgado Flores Liliana	b a c d b a c c b d b a c c d d	Auditivo
5	Hernan Soriano Castillo	b b d b a d b c d b b b c b a d	Auditivo
6	María Guevara Bravo	a d a a c a a b a d c a d d d a	Kinésico
7	Jhon Garcia Alarcon	d b a c b c a d d c b a c b a c d	Visual
8	Digna Gutierrez Lejabo	b c a d c a c d d b a c d b a c	Visual
9	Juana Hoyos Benavides	b b d b a d b c c a d d c d c a	Auditivo
10	Janet Hoyos Herrera	d c b a b d c d c a b c a b c a	Visual
11	Jose Junior Mio Quiroz	a d a a d b d c b d a c d d d a	Visual
12	Jose Lopez Diaz	a b c d d c b a b c d a d b c a	Read
13	Diana Llontop Ayala	b d b a c b d c c d a b b a c d	Kinésico
14	Esther Carrasco Montezod	d a b c b c c c b c b b c a a d	Visual
15	Jose Rufasto Rioja	d a b c d a b c c b a b b c d a	Visual
16	Maricruz Paralez Gonzales	a b c b d a c b c d a b c a c b	Read
17	Kevin Rioja Aguirre	c b d a b d b d b c a d b c a b	Auditivo
18	Rosa Montalvo Torres	b b d b a d b c b b b b a a a d	Auditivo
19	Veronica Sanchez Vera	a b d c b d a b c a c d a d a b	Kinésico
20	Leydi Sandoval Tarrillo	b a d a c c a d b c d b c b a d	Kinésico
21	Jenny Sanchez Dias	a d a a c a d a a c b b c b d b	Read
22	Hector Mena Montalvo	d a b b a d b a a c b b c a a d	Read
23	Sandra Zapata Diaz	b a c b c c b c d b b c b c b a	Auditivo
24	Gaby Marrufo Yaguento	a d c d d d d c d b b c a d b c	Read
25	Raiza Vera Tuesta	a a b c a a b b a a b c b a c d	Kinésico
26	Tatiana Verastegui Chavez	c c b a d a c d b c a b c b c c	Read
27	Juan Torres Cueva	d d d a d c d d d d d a d d a a	Visual
28	Maruja Valenzuela Ydrogo	c b c b c b c c c b c b c c b b	Auditivo

Luego en la tabla siguiente se muestra la comparación de los 28 casos de entrenamiento de acuerdo a la evaluación realizada por el especialista y realizada por la aplicación; como se muestra a continuación:

Tabla 4
Comparación de identificación de los estilos

Casos	N°	Sistema	Especialista (Psicólogo)	Comparación
		Identificación	Identificación	
	1	Visual	Visual	Igual
	2	Visual	Visual	Igual
	3	Kinésico	Kinésico	Igual
	4	Auditivo	Auditivo	Igual
	5	Auditivo	Auditivo	Igual
	6	Kinésico	Kinésico	Igual
	7	Visual	Visual	Igual
	8	Visual	Visual	Igual
	9	Auditivo	Auditivo	Igual
	10	Visual	Visual	Igual
	11	Visual	Visual	Igual
	12	Read	Read	Igual
	13	Kinésico	Kinésico	Igual
	14	Visual	Visual	Igual
	15	Visual	Visual	Igual
	16	Read	Kinésico	Igual
	17	Auditivo	Auditivo	Igual
	18	Auditivo	Auditivo	Igual
	19	Kinésico	Kinésico	Igual
	20	Kinésico	Kinésico	Igual
	21	Read	Read	Igual
	22	Read	Read	Igual
	23	Auditivo	Auditivo	Igual
	24	Read	Read	Igual
	25	Kinésico	Kinésico	Igual
	26	Read	Read	Igual
	27	Visual	Visual	Igual
	28	Auditivo	Auditivo	Igual

La aplicación Inteligente, utilizada para la identificación de estilos de aprendizaje de los alumnos del sexto grado de la Institución Educativa 10006 "Arturo Shutt y Saco" – Chongoyape; identificó a todos los casos de evaluados con la misma respuesta que fue dada por el especialista.

Para el proceso de identificación de estilos de aprendizaje, se diseñó una interfaz para el usuario administrador, en la cual realiza el entrenamiento de la red para su posterior uso, se puede observar el número de ciclos y el error total de la red en la Figura 3.

4.2 Análisis por indicador

a) Grado de confiabilidad de la aplicación

Es el número de aciertos de casos evaluados por el sistema, frente a los casos evaluados por el especialista; se aplicó la siguiente fórmula:

$$\text{GCA} = (\text{TTEE}/\text{NACS}) * 100$$

Dónde:

GCA = Grado de Confiabilidad de la Aplicación

TTEE = Total de Test evaluados por el Especialista

NACS = Numero de Aciertos de los Casos del Sistema

Aplicando la Formula:

GCA = ?

TTEE = 28

NACS = 28

Como se muestra en el siguiente cuadro los datos detallados para obtener el grado de confiabilidad de la aplicación es de la siguiente manera:

Tabla 5

Detalle del total de casos de la aplicación

	Total de Test Evaluados por el Especialista	Número de Aciertos de los Casos del Sistema	Grado de Confiabilidad de la Aplicación
Test	28	28	100%

b) Grado de ocurrencia de los estilos de aprendizaje

Es el número porcentual de ocurrencias de identificación por cada estilo de aprendizaje por la aplicación; para lo cual se utilizó la siguiente fórmula:

$$GO = (NP/TC)*100$$

Dónde:

GO = Grado de Ocurrencia

TC = Total de Casos

NP = Número de Pruebas

En el siguiente cuadro se detalla la cantidad de test que corresponden a cada estilo de aprendizaje, para determinar el grado de ocurrencia que tiene cada estilo de aprendizaje; el cual representa el 100% de ocurrencia de todas la pruebas realizadas, las cuales fueron 28.

Tabla 6

Detalle de los test y estilos de aprendizaje

Estilos	Número de Pruebas	Porcentaje (%)
Visual	9	32,14
Auditivo	7	25,00
Read	6	21,43
Kinésico	6	21,43
Total de Casos	28	
Grado de Ocurrencia		100,00

De un total de 28 test evaluados, que representan el 100%, se determinó que el grado de ocurrencia para el estilo visual es de 33%, para el estilo auditivo es de 25%, para read (lectura) es de 21% y para el estilo Kinésico es de 21%; lo que se observó que el grado de ocurrencia más alto, es en el estilo visual y con menos grado de ocurrencia en los estilos de lectura y kinésico porque tienen el mismo porcentaje, dando como grado de ocurrencia de los estilos de aprendizaje el 100%, de todos los test evaluados a los alumnos del sexto grado de la Institución Educativa 10006 "Arturo Shutt Saco" – Chongoyape.

4.3 Interfaz



Posterior a ello, los alumnos del sexto grado de la Institución Educativa 10006 “Arturo Shutt y Saco” – Chongoyape; interactúan directamente con la Aplicación Inteligente para Identificar los Estilos Individuales de cada uno de ellos.



El alumno tendrá que ingresar su usuario y contraseña, en caso no cuente con ello; tendrá la opción de registrar sus datos, para luego acceder a la aplicación y poder realizar el test respectivo; el formulario de registro se muestra en la Figura 5.

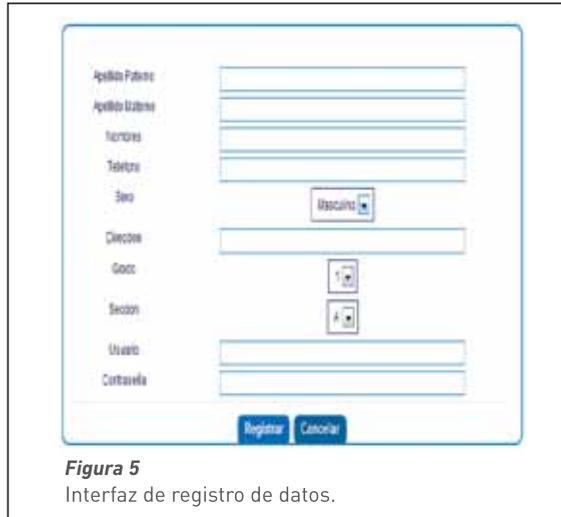


Figura 5
Interfaz de registro de datos.

Luego de acceder a la aplicación, se visualiza la interfaz en la que se muestra el test a realizar por el alumno, en un total de 16 preguntas con 4 opciones cada una.

A continuación, se muestra algunas preguntas del test que realiza el alumno para obtener el estilo de aprendizaje predominante.

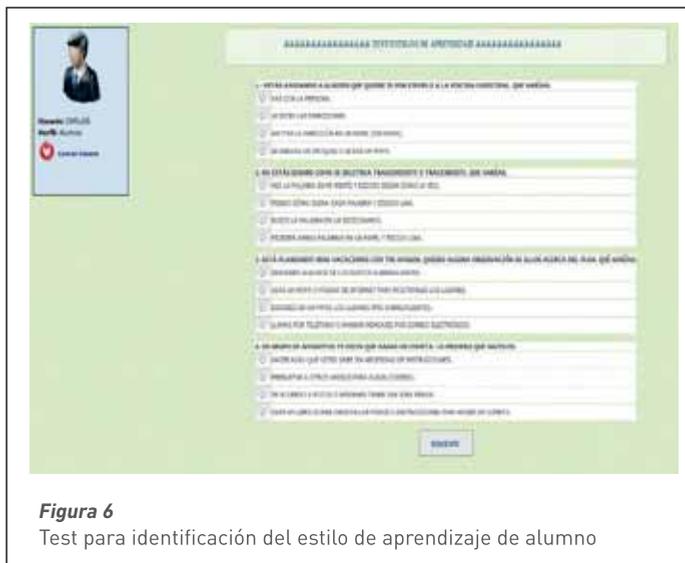


Figura 6
Test para identificación del estilo de aprendizaje de alumno

Finalmente, el resultado del test se puede verificar a través de un mensaje, el cual es evaluado por el especialista con el test que se realiza físicamente, para verificar la confiabilidad del resultado.

5. Conclusiones

- Se recopiló la información relevante, la misma que se utilizó en el modelamiento de la estructura de la base de datos y la aplicación inteligente.
- Se seleccionó como herramienta el lenguaje de programación JSP con conexión al gestor de Base de Datos Mysql, los cuales permitieron el desarrollo de la aplicación inteligente planteada.
- Se diseñó el modelo de desarrollo para la aplicación inteligente mediante la metodología de Jhon Durkin que nos garantizó una propuesta viable y con una estructura metodológica más adecuada a los objetivos que se persiguen.
- Se implementó la aplicación inteligente para identificar los estilos individuales de aprendizaje de alumnos, permitiendo identificar cuál es el estilo por el que mejor entienden y dominan su proceso de enseñanza aprendizaje a través de sus clases tutoriadas.
- La aplicación inteligente obtuvo resultados confiables para cada caso, permitiendo obtener los estilos individuales de aprendizaje de los alumnos, pudiendo identificarse un alto grado de confiabilidad de la propuesta.
- A través del análisis económico de la propuesta planteada, se determinó que es factible desarrollar la aplicación inteligente, para la institución educativa porque el costo de la situación propuesta es menor a la de la situación actual; el cual beneficia al administrativo, docente y alumno.

6. Referencias

- Escurra, L. J. (1990). *Inventario de estilos de aprendizaje de Kolb en una muestra de estudiantes de psicología de ambos sexos procedentes de la UNMSM y PUC*. (Tesis de Licenciado en Psicología). Universidad Nacional Mayor de San Marcos. UNMSM. Lima.
- Joseph, G. R. (2001). *Sistemas Expertos Principios y Programación*. (3ra Edición). México: Thomson.

- Lozano, R. A. (2001). *Estilos de aprendizaje y enseñanza*. México: Trillas.
- Palma, J. T. y Marín, R. (2008). *Inteligencia Artificial Técnicas, Métodos y Aplicaciones*. (1ra Edición). España: McGRAW-Hill.
- Ponce, C. P. (2010). *Inteligencia Artificial con aplicaciones a la Ingeniería*. (1ra Edición). México: Alfa omega.
- Russell, S. J. y Norvig, P. (2004). *Inteligencia artificial un enfoque moderno*. (Segunda edición). Madrid-España: Pearson Prentice Hall. Consultado de: [http://iarp.cic.ipn.mx/~hcalvo/Inteligencia_Artificial_files/Inteligencia%20Artificial,%20Un%20Enfoque%20Moderno%20-%20Stuart%20J.%20Russell,%20Peter%20Norvig%20-%20Prentice%20Hall%20\(ocr,%20caps%201-11\).pdf](http://iarp.cic.ipn.mx/~hcalvo/Inteligencia_Artificial_files/Inteligencia%20Artificial,%20Un%20Enfoque%20Moderno%20-%20Stuart%20J.%20Russell,%20Peter%20Norvig%20-%20Prentice%20Hall%20(ocr,%20caps%201-11).pdf)