

ARQUITECTURA COMPUTACIONAL PARA PREDECIR EL RENDIMIENTO ACADÉMICO DE ALUMNOS DE LA UNIVERSIDAD AGOSTINHO NETO

A COMPUTATIONAL ARCHITECTURE TO PREDICT THE ACADEMIC PERFORMANCE OF STUDENTS AT THE UAN

M. Sc. Pedro António Kinsumba

Universidad Agostinho Neto, Angola

kiwipedro@msn.com

Dr. C. María Julia Becerra Alonso

mjuliab@ind.cujae.edu.cu

Dr. C. Rogelio Lau Fernández

lau@ceis.cujae.edu.cu

Instituto Superior José Antonio Echeverría, Cuba

Resumen

El estudio de los factores que intervienen en el rendimiento académico de los alumnos ha sido y sigue siendo un tema objeto de investigación pedagógica por cuanto aporta información de mucho valor en el proceso de personalización de la enseñanza y en la mejora del sistema educativo en su conjunto. A pesar de que esa información puede dar un indicio sobre las dificultades que presentarán individualmente los alumnos durante sus estudios inmediatos y futuros, es conveniente disponer de algún procedimiento que permita predecir con alguna certeza cuál será su rendimiento al finalizar un período. Este conocimiento facilitaría la creación de intervenciones oportunas que favorezcan un mejor aprendizaje de cada alumno en función de sus características personales. Para analizar la relación entre un grupo de factores que caracterizan a los alumnos que ingresan en la carrera de Ciencia de la Computación de la UAN y su rendimiento académico al finalizar el primer año se propone la utilización de un modelo de red neuronal del tipo Perceptron Multicapa (MLP), debido a su buen desempeño en la predicción del comportamiento de sistemas complejos. En este trabajo se describe una arquitectura computacional, que incluye una red neuronal MLP, con el fin de realizar una predicción del desempeño académico de los estudiantes al finalizar el primer año de la carrera.

Palabras Clave: rendimiento, factores, predicción, red neuronal, arquitectura computacional.

Abstract

The study of the factors affecting students' academic achievement continues being object of pedagogic research since it contributes major and valuable information to the process of teaching personalization and to improve the whole educational system. Although that information can indicate difficulties that will present the students individually during its immediate and future studies, it is convenient to have some procedure that allows to predict their academic achievement, with some certainty, when academic year is finished. When a prediction is known is easy to create an opportune intervention in order to encourage a student learning depending on its personal characteristics. To analyze the relationship between a group of factors characterizing first year university student of computer science in the course of science of the calculation at UAN university and their academic performance, when he/she conclude first year, this paper propose the use of a Multilayer Perceptron (MLP) neural network model, considering their good performance predicting the behavior of complex systems. In this work a computational architecture including a neural network MLP is described. It aims to carry out a prediction of academic performance of the students who conclude the first year of the career.

Keywords: performance, factors, prediction, neuronal network, computational architecture.



1. Introducción

Una enseñanza de calidad en la educación superior será aquella que logre que sus estudiantes alcancen un determinado nivel de aprendizaje y en consecuencia los objetivos establecidos. La calidad incluye la eficiencia educativa, es decir la capacidad del sistema educativo de elevar al máximo el rendimiento académico de los estudiantes.

Uno de los aspectos que más se ha tomado en cuenta para evaluar la eficiencia interna del proceso de formación de profesionales a nivel universitario es la eficiencia académica al final de la carrera o eficiencia de graduación. Se considera la eficiencia académica al final de la carrera como la cantidad de estudiantes que egresan de una generación de ingreso particular. Internacionalmente la diferencia entre la duración real de la carrera y la duración prevista son parámetros que se sugieren para evaluar las carreras y planes de estudio (De la Garza, 2008). Estos datos son objeto de análisis por parte de las direcciones académicas y son necesarios para elaborar estrategias proactivas que mejoren la eficiencia académica.

La eficiencia académica de graduación depende de múltiples factores, muchas veces interdependientes, que incluyen por ejemplo, las políticas institucionales para estimular la permanencia de los estudiantes dentro del sistema y evitar la deserción. En este sentido es natural prestar atención a la mejora de los procesos académicos y administrativos que intervienen en la formación y sus resultados, por lo que la preocupación por ofrecer una enseñanza de calidad supone considerar las variables involucradas en el proceso de enseñanza aprendizaje.

Un aspecto importante para evaluar la eficiencia del proceso docente educativo es el rendimiento académico o rendimiento escolar alcanzado por el estudiante. A un nivel colectivo se puede entender el rendimiento académico de un año como la relación entre los alumnos que aprobaron el año y los alumnos que inicialmente se inscribieron en las listas oficiales. Este indicador ha sido definido de varias maneras, pero en general la idea básica se mueve alrededor del cumplimiento de los objetivos establecidos en la asignatura, año o carrera que

está cursando el alumno (Vélez y Roa, 2005). Desde un punto de vista operativo a nivel individual, este indicador se limita generalmente a la expresión de una nota cuantitativa o cualitativa, que indica el resultado de un aprendizaje por parte del alumno.

El rendimiento académico del alumno es, posiblemente, una de las dimensiones más importantes en el proceso de enseñanza aprendizaje. Este concepto tiene estrecha relación con el término de éxito académico.

Cuando se trata de evaluar el rendimiento académico y cómo mejorarlo, se analizan los factores que pueden influir en él. Generalmente en la literatura se consideran diversos factores, dependiendo de la relevancia que se le otorguen en cada contexto educativo (Navarro, 2003; Rodríguez, Ariza y Ramos, 2014; Montero, Villalobos y Valverde, 2007; Li y Miller, 2008; Yamamoto y Holloway, 2010).

Desde su creación la facultad de Ciencias de la Computación de la UAN (Universidad Agostinho Neto) no ha logrado graduar más del 15 % de los estudiantes que se matriculan. La mayor responsabilidad en esos resultados la tienen los dos primeros años de la carrera en las que más del 50 % de los estudiantes matriculados no logra transitar al año siguiente.

La baja tasa de graduados es un fenómeno bastante generalizado, incluso en países desarrollados, como se cita en Karamouzis y Vrettos (2008). En el caso de Angola es muy urgente la necesidad de la producción acelerada de graduados, que se conviertan en miembros productivos y contribuyan a la prosperidad económica de la nación. Adicionalmente las tasas de graduación muchas veces se utilizan como indicadores de la efectividad escolar por parte de las autoridades del gobierno y las instituciones acreditadoras.

En el contexto de la UAN se estima que influyen en el bajo rendimiento académico muchos de los factores que se han considerado en otros escenarios, pero en este caso tienen un peso relevante una muy débil preparación en el nivel medio y preuniversitario de la mayor parte de los alumnos, la heterogeneidad acentuada en cuanto a currículos y categorías de las escuelas de procedencia y la diversidad cultural de origen de los alumnos en cuanto a lenguas y



costumbres. A lo anterior se añade que la UAN dispone de un cuerpo docente con poca o ninguna preparación pedagógica.

Los estudios sobre los factores que intervienen en el rendimiento académico de los alumnos pueden suministrar información valiosa para el proceso de individualización de la enseñanza a través de la orientación personal de los alumnos y propiciar el diseño de intervenciones oportunas que mejoren la eficiencia del sistema en su conjunto. Sin embargo, como el rendimiento no es consecuencia de un solo factor, sino el resultado de una combinación no muy conocida de factores que actúan sobre y desde la persona que aprende, adquiere importancia los esfuerzos que se realicen para predecir el rendimiento escolar, estimando una variable dependiente (rendimiento) en función de una cierta cantidad de variables independientes (factores que influyen en el rendimiento).

2. Materiales y métodos

2.1 Selección de las variables independientes

En términos formales la variable dependiente es una expresión del rendimiento académico del alumno y las variables independientes expresan los rasgos que se supone, tienen alguna relación con la variable dependiente (criterio) a estimar.

La situación más simple, teóricamente, es aquella en que solo existiera una variable dependiente y otra independiente; por ejemplo; rendimiento académico y la heterogeneidad acentuada en cuanto a currículos y categorías de las escuelas de procedencia.

La estimación de la primera, conocidos valores de la segunda, puede plantearse de una manera sencilla. Pero en procesos educativos, en donde interviene un entramado complejo de elementos, no es posible estimar el rendimiento esperado de un alumno en función de una sola variable sin cometer errores.

El aprendizaje de los estudiantes depende de múltiples factores, muchas veces correlacionados entre sí. Existe una extensa literatura internacional sobre los factores que afectan el rendimiento académico (Vélez y Roa, 2005; Karamouzis y Vrettos, 2008; Fraser y

Pillen, 2003; Cunha y Carrillo, 2005; Tonconi, 2010; Tomás, Expósito y Sempere, 2014; Hernández, Almuiñas y Vargas, 2012; Barahona, 2014). En este trabajo se considera que la variable dependiente, rendimiento académico, está influida por cuatro variables independientes generales (Fig. 1). Estas últimas se han distribuido operativamente en otras variables independientes más específicas, llamadas aquí factores, como se muestra en la Tabla 1.

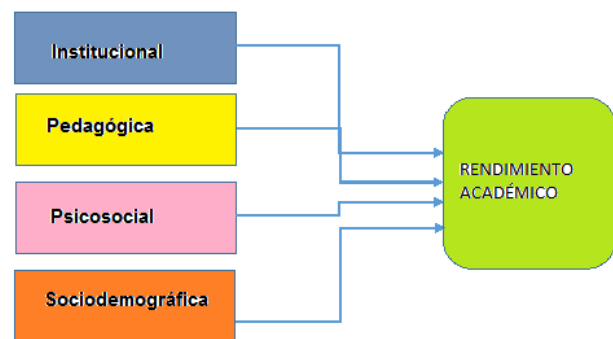


Figura 1: Variables generales que influyen en el rendimiento académico de alumnos de la UAN.

La variable de tipo institucional incluye aquellos factores que caracterizan e identifican el funcionamiento de la institución formadora. La variable pedagógica incluye el rendimiento en la educación media, así como características del profesor y sus relaciones con el alumno. La variable psicosocial se refiere a las conexiones que se dan entre la persona y la sociedad. La variable sociodemográfica se refiere al ambiente social y económico en el que se desarrolla una persona.

2.2 Selección de la variable dependiente

Como se ha señalado el rendimiento académico se ha definido de varias maneras (Vélez y Roa, 2005; Navarro, 2003; Rodríguez, Ariza y Ramos, 2014; Salcedo y Villalba, 2008). En general se entiende esa idea como la consecuencia de un proceso que se expresa en los resultados alcanzados por los alumnos de acuerdo a objetivos de aprendizaje previstos. También hay quienes lo definen, según se indica en (Vigo, 2013) como el éxito o fracaso en el estudio que se refleja en las calificaciones.

**Tabla 1. Variables y factores seleccionados para predecir rendimiento escolar de alumnos de la UAN**

Variable	Factores
Institucional (I)	1. Horarios de los cursos (sesión). 2. Tamaños de los grupos. 3. El ambiente institucional (condiciones de permanencia para estudiar). 4. Acceso a las tecnologías de la información.
Pedagógica (P)	1. Rendimiento en la educación media. 2. Formación pedagógica de los profesores. 3. Categoría docente del profesor. 4. Dedicación del profesor (parcial o total).
Psicosocial (Psi)	1. Aptitud intelectual (Examen de ingreso). 2. Trabaja (Vínculo laboral). 3. Opción en que se le otorgó la carrera.
Sociodemográfica (Soc)	1. Sexo. 2. Renta familiar. 3. Categoría del colegio donde terminó la educación media. 4. El nivel educativo del padre y de la madre. 5. Región de procedencia (dialectos, costumbres). 6. Edad.

Al tratar de establecer una relación más precisa entre ambos términos parece mejor decir que el éxito escolar se asocia con un rendimiento académico alto. Por tanto, si la medida del rendimiento académico se expresa por medio de las calificaciones otorgadas al alumno, esas notas se convierten en el indicador principal del éxito escolar. Por ejemplo, si el promedio de calificaciones de un alumno, en el caso de Angola, es mayor o igual que 10, entonces se podrá decir que su rendimiento escolar es al menos aceptable (considerando que la calificación máxima es 20 y 10, es el aprobado). Otro punto de vista es identificar el éxito escolar, con el logro de las metas generales de la educación y no solo con objetivos instructivos específicos; en este caso, el criterio de éxito escolar va más allá de los marcos de la institución educativa.

Lo que se pretende en los estudios de predicción del rendimiento es realizar una

estimación de una variable dependiente en función de una cantidad de variables independientes que expresan aquellos rasgos que tienen relación con lo que se quiere estimar. El caso más simple, en teoría, es aquel en que existe una variable dependiente y una independiente, pero en la práctica la naturaleza compleja que está presente en el contexto educativo descarta la posibilidad de estimar el rendimiento esperado de un alumno en función de una sola variable.

En términos formales el rendimiento académico R de un estudiante puede entenderse como la salida de una función en la que las variables independientes se agrupan en categorías, entre las que pueden seleccionarse las indicadas en la Tabla 1. Es decir,

$$R = f(I, P, Psi, Soc) \quad (1)$$

Es de señalar que existe acuerdo en cuanto a lo poco preciso que puede ser la medición del rendimiento académico. A los efectos de los valores numéricos que se utilizarán en la continuación de este trabajo se utilizará como variable dependiente la relación entre la cantidad de asignaturas aprobadas en el año respecto al total de asignaturas que componen el año, como se muestra en la ecuación (2).

$$R = \frac{\# \text{Asignaturas Aprobadas}}{\# \text{Asignaturas del Año}} \quad (2)$$

De acuerdo al valor de R que obtenga cada alumno la calificación de su rendimiento y éxito académico se evalúa según la Tabla 2.

Tabla 2. Calificación del rendimiento y éxito académico de acuerdo al rango de R

R	Rendimiento	Éxito
>0,9	Alto	Sí
0,8 - 0,9	Aceptable	Sí
0,7 - 0,8	Cuestionable	Sí
<0,7	Bajo	No

3. Resultados y discusión

3.1 Posibilidad de aplicar un modelo estadístico de regresión

En problemas de predicción, la situación típica que se presenta es la de estimar el

comportamiento de una variable (salida o criterio) en función de una o más variables de entrada (predictores). Como ya se ha indicado puede resultar incompleto explicar de forma exclusiva el rendimiento académico a partir de un solo factor.

Una aproximación típica a este tipo de problema es aplicar un análisis de regresión en el cual se busca un mejor ajuste de los datos históricos de las variables predictoras a una función (rendimiento académico en este caso). Formalmente ese modelo es una ecuación en la que la variable dependiente se estima a partir de una suma ponderada de las variables independientes, según el tipo de la ecuación (3).

$$Y = a + b_1X_1 + b_2X_2 + \dots + b_nX_n + e \quad (3)$$

donde

Y: criterio a predecir,

a, b₁, b₂, ..., b_n: pesos,

X₁, X₂, ..., X_n: predictores y

e: perturbación o error de la estimación

El objetivo de esta aproximación es estimar los parámetros (a, b₁, ..., b_n) de modo que el modelo resultante se ajuste lo mejor posible a las observaciones. Cada variable X mantiene una relación de linealidad con la variable criterio Y, es decir, se supone un incremento regular en Y por cada cambio en X. En el modelo (3) el cambio de Y se debe a la suma de los incrementos por separado de cada variable predictora, es decir, el modelo se considera aditivo.

Adicionalmente, para establecer adecuadas estimaciones de los coeficientes de la ecuación, el modelo de regresión (3) requiere que las variables predictoras no presenten entre sí correlaciones altas. Si eso ocurriera los coeficientes pueden sufrir modificaciones grandes debido a que cada uno de ellos refleja el efecto específico de cada predictor con el criterio.

De acuerdo con las consideraciones anteriores la ecuación (3) adoptaría la forma (4).

$$R = a + b_1I + b_2P + b_3Psi + b_4Soc + e \quad (4)$$

donde

R: criterio a predecir,

a, b₁, b₂, ..., b_n: pesos,

I: variable institucional que incluye 4 subvariables o factores,

P: variable pedagógica que incluye 4 subvariables o factores,

Psi: variable psicosocial que incluye 3 subvariables o factores,

Soc: variable sociodemográfica que incluye 6 subvariables o factores y

e: perturbación o error de la estimación.

3.2 Aplicación de un modelo de red neuronal

Una alternativa para resolver problemas de regresión son las Redes Neuronales Artificiales (RNA). Las RNA son aproximaciones generales que pueden manejar este tipo de problema y relajar los supuestos anteriores que necesitan cumplir los datos de predicción, al tiempo que puedan mantener una buena calidad en estimar el valor del criterio.

Las RNA proporcionan un modelo donde es difícil la interpretación de los parámetros y, de otro lado, se necesita de un cierto empirismo en su proceso de construcción puesto que no hay una fórmula clara y unívoca en cuanto a la arquitectura general para su diseño. Otro ingrediente de empirismo es requerido también para determinar la cantidad de datos para el entrenamiento y la validación.

En este trabajo se decidió utilizar como modelo de predicción una RNA, atendiendo a la habilidad para aprender y aproximar relaciones entre las variables de entrada y salida, independiente del tamaño y la complejidad del problema; y a que una de sus virtudes es el buen rendimiento ante problemas no lineales, así como su capacidad de incorporar automáticamente relaciones entre las variables analizadas sin necesidad de hacer explícitas esas relaciones en el modelo, algo que es necesario incluir desde un inicio en algunas técnicas estadísticas.

Entre las múltiples opciones de RNA disponibles el tipo de red utilizada en el trabajo fue el Perceptron Multicapa (MLP), con el algoritmo de aprendizaje de retropropagación y variantes. Este tipo de red se encuentra entre las



arquitecturas de red más poderosas y populares y pueden aproximar hasta el nivel deseado cualquier función continua en un intervalo. En el tipo de problema que aquí se aborda se ha obtenido, en algunos casos, que los ajustes ofrecidos por las redes MLP son superiores a los obtenidos por las redes Función de base Radial (FBR), aplicados a los mismos conjuntos de datos (Longoni, Porcel, López y Dapozo, 2010).

La red tipo MLP pertenece a la clase de redes de aprendizaje supervisado unidireccionales. La arquitectura típica de una red tipo MLP está constituida por varias capas de nodos con interconexión completa entre ellos. La cantidad de capas y la cantidad de neuronas por capa que especifican la arquitectura a utilizar es, además de otros parámetros, un aspecto que debe definirse entre una gran variedad de posibilidades que existen. Generalmente se considera que es suficiente para la mayoría de los problemas disponer de una red de tres capas: una capa de entrada, una capa oculta y una capa de salida (Karamouzis y Vrettos, 2008; Oladokun, Adebajo y Charles-Owaba, 2008; Carvajal, Mosquera y Artamonova; Abu Naser, Zaqout, Abu Ghosh, Atallah y Alajrami, 2015). Se toma en cuenta que, mientras más compleja sea una red, mayor número de pesos se tendrán que calcular, más esfuerzo de cálculo se requerirá para el entrenamiento, se puede incrementar el número de mínimos locales y es de esperar un sobreajuste que dificulte la capacidad de generalización de la red.

La clase de función de transferencia o de activación sigmoideal es utilizada para las capas de entrada y oculta, procurándose seleccionar entre las funciones de activación la logarítmica y la tangente hiperbólica mediante corridas experimentales. Para la capa de salida la función de activación seleccionada fue la función lineal, ya que se desea obtener a la salida el rango de valores mostrados en la Tabla 2 y facilitar la interpretación.

Aunque en general se puede establecer que el número de neuronas de entrada puede ser menor que la cantidad de parámetros (factores en este caso) a la entrada de la red, se decidió que el número de neuronas en la capa de entrada fuera igual a la cantidad parámetros (Figura 2). Los valores de las variables

independientes o de entrada al modelo neuronal se codifican en forma de valores numéricos dicotómicos o no, dependiendo del factor considerado, como se indican a modo de ejemplo en la Tabla 3.

Tabla 3. Codificación de algunas variables independientes

Factor	Codificación
Sexo	1. hombre 2. mujer
Nivel educativo de los padres	1. primaria 2. medio 3. superior 4. postgrado
Examen de ingreso	1. <10 pts 2. 10-12 pts 3. 12-14 pts 4. 14-18 pts 5. >18 pts

La determinación de la cantidad de nodos en la capa oculta tiene una alta componente empírica. Se han considerado aquí varias reglas aproximadas para la selección del número de neuronas en la capa oculta que adoptan el criterio que aconseja escoger el número de neuronas de esa capa siguiendo una forma piramidal, es decir, con un número decreciente de neuronas de la entrada a la salida.

Actualmente se realizan pruebas variando la cantidad de neuronas en la capa oculta entre 4 y 11 neuronas, insertando una neurona cada vez y observando el comportamiento del error mínimo cuadrático. Bajo estas premisas la cantidad máxima de pesos a ser calculados durante el entrenamiento es de 198 ($17 \times 11 + 11$), lo cual cumple con la recomendación de que el tamaño de la muestra sea entre 5 y 10 veces mayor que la cantidad de pesos (La base de datos de alumnos entre los cursos 2009-2014 contiene datos de algo más de 1 200 alumnos).

En la Figura 2 se presenta una vista arquitectónica de un sistema que permite predecir de manera automatizada el rendimiento académico de los alumnos, utilizando datos que aparecen registrados en las bases de datos de la UAN de los alumnos que ingresaron en la carrera de Ciencia de la Computación durante cinco cursos.

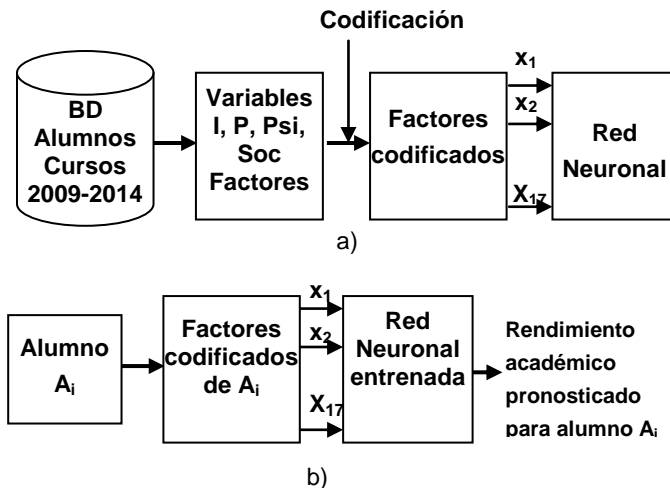


Figura 2. a) Fase de entrenamiento de la red.
b) Fase de operación de la red

Se observa que, en una primera etapa, la red neuronal artificial debe ser entrenada con la información referida a los 17 factores seleccionados como influyentes en el rendimiento académico y que está disponible en la base de datos. Durante esa primera fase se exploran las arquitecturas de RNA de mejores desempeños y la calibración adecuada de las tasas de aprendizaje y de los factores de momentos que intervienen en el entrenamiento de cada arquitectura que se experimente.

Una vez que ha finalizado el proceso de entrenamiento y que los pesos de la red neuronal han sido calculados, se realiza la validación para comprobar la calidad del modelo resultante. En el caso de aprendizaje supervisado, una medida de la calidad se calcula en términos de los errores entre los valores de salida deseados y los obtenidos por la red neuronal, tomando una porción de los datos no utilizados para el entrenamiento.

Para estudiar factores asociados al rendimiento académico que puedan interpretarse de acuerdo con alguna teoría, se deben también identificar y definir variables que puedan ser manipuladas, controladas o modificadas por las mismas instituciones de enseñanza. Este tipo de investigación es importante para que las instituciones implementen los cambios que produzcan los resultados deseados.

Por ejemplo, si se encuentra una relación significativa entre la metodología empleada por el docente y el rendimiento, se puede sugerir

una política que promueva el uso de aquellas estrategias metodológicas que estén asociadas a mejores rendimientos.

Para que estos métodos de regresión sean aplicables a la predicción de manera confiable, los datos deben cumplir algunas condiciones, entre ellas: independencia, linealidad y tamaño suficiente de la muestra, entre otros. Una dificultad surge cuando las premisas de los métodos estadísticos no se cumplen, o no se pueden demostrar.

En el problema planteado aquí algunas de las variables de entrada seleccionadas pueden tener un grado de correlación, por ejemplo el factor Examen de ingreso y Categoría del colegio donde terminó la educación media. Sin embargo, con las RNA es posible proponer un modelo de predicción que contiene implícitamente las relaciones entre las variables analizadas sin necesidad de describirlas explícitamente en el modelo y han demostrado constituir una herramienta muy efectiva en la predicción en general, además de ser una de las aproximaciones más utilizadas para predecir el desempeño académico estudiantil.

De otro lado, la principal desventaja de las RNA es que proporciona un modelo de caja negra en la que no se dispone de una clara interpretación de los parámetros de la misma manera que se pueden interpretar los resultados de regresión lineal. Adicionalmente se necesita de un cierto empirismo en su proceso de construcción puesto que no hay una fórmula clara y unívoca en cuanto a la arquitectura general para su diseño. Otro ingrediente de empirismo es requerido también para determinar la cantidad de datos para el entrenamiento y la validación.

La determinación de la cantidad de nodos en la capa oculta tiene un alto componente empírico. Se han considerado aquí varias reglas aproximadas para la selección del número de neuronas en la capa oculta que adoptan el criterio que aconseja escoger el número de neuronas de esa capa siguiendo una forma piramidal, es decir, con un número decreciente de neuronas de la entrada a la salida.

Actualmente se realizan pruebas variando la cantidad de neuronas en la capa oculta entre 4 y 11 neuronas, insertando una neurona cada vez y observando el comportamiento del error



mínimo cuadrático. Bajo estas premisas la cantidad máxima de pesos a ser calculados durante el entrenamiento es de 198 ($17 \cdot 11 + 11$), lo cual cumple con la recomendación de que el tamaño de la muestra sea entre 5 y 10 veces mayor que la cantidad de pesos (La base de datos de alumnos entre los cursos 2009-2014 contiene datos de algo más 1 200 alumnos).

4. Conclusiones

Entre las propiedades de las RNA que han sido tomadas en cuenta en este trabajo destacan las relativas a su buen rendimiento ante problemas no lineales o datos con “ruido”, y el poderse utilizar independientemente del cumplimiento de los supuestos teóricos relativos a las técnicas estadísticas. Por ello las RNA se han aplicado a problemas de tradición estadística como predicción y clasificación.

Es de señalar que, como en cualquier otro método de aproximación de funciones, es recomendable que las variables de entrada sean linealmente independientes o utilizar el método más laborioso de ensayo y error, entrenando la red con todas las variables e ir eliminando una variable de entrada cada vez y volver a entrenar la red.

Una vez resueltas las dificultades anteriores, decidida la arquitectura apropiada y efectuado el entrenamiento la RNA podrá ser utilizada en períodos futuros para predecir el rendimiento académico de cada alumno que ingresa a la carrera. Adicionalmente será conveniente realizar un análisis de sensibilidad para cuantificar la contribución de cada variable de entrada a la variable de salida del modelo, para diferenciar aquellos factores de entrada que tienen mayor influencia.

5. Referencias bibliográficas

Abu Naser, S., Zaqout, I., Abu Ghosh, M., Atallah, R. y Alajrami, E. (2015) Predicting Student Performance Using Artificial Neural Network in the Faculty of Engineering and Information Technology. *International Journal of Hybrid Information Technology*, 8 (2), 221-228. Recuperado de www.sersc.org/journals/IJHIT/vol8_no2.../20.pdf

Barahona, P. U. (2014) Factores determinantes

del rendimiento académico de los estudiantes de la Universidad de Atacama. *Estudios Pedagógicos*, XL (1), 25-39. Recuperado de <http://mingaonline.uach.cl/pdf/estped/v40n1/art02.pdf>

Carvajal, P., Mosquera M. y Artamonova, I. (2009) Modelos de predicción del rendimiento académico en matemáticas en la Universidad Tecnológica de Pereira. *Scientia et Technica*, XV (43). Recuperado de <http://dialnet.unirioja.es/descarga/articulo/4727382.pdf>

Cunha, S. M. y Carrillo, D. M. (2005) O processo de adaptação ao ensino superior e o rendimento académico. *Psicologia Escolar e Educacional*, 9 (2). Recuperado de http://www.scielo.br/scielo.php?pid=S1413-85572005000200004&script=sci_arttext

De la Garza, J. (2008) Evaluación y acreditación de la educación superior en América Latina y el Caribe. En: Tunnermann, C. B. *La Educación superior en América Latina y el Caribe: diez años después de la Conferencia Mundial de 1998*. Caracas: IESALC, 2008. Recuperado de http://www.iesalc.unesco.org.ve/index.php?option=com_content&view=article&id=2367&Itemid=469&lang=es.

Fraser, W. J. y Pillen, R. (2003) Factors influencing academic success or failure of first-year and senior university students: do education students and lecturers perceive things differently? *South African Journal of Education*, EASA, 23 (4), 254-260. Recuperado de <http://www.ajol.info/index.php/saje/article/download/24943/20629>

Hernández, D. de la C., Almuiñas, J. L. y Vargas, A. (2012) Modelo integracionista de las variables fundamentales que influyen sobre la eficiencia académica en instituciones de educación superior. *Pedagogía Universitaria*, XVII (1). Recuperado de <http://cvi.mes.edu.cu/peduniv/index.php/p>



eduniv/article/download/5/5

- Karamouzis, S. T. y Vrettos, A. (2008) *An Artificial Neural Network for Predicting Student Graduation Outcomes* - Proceedings of the World Congress on Engineering and Computer Science 2008. San Francisco, USA, 22-24 October 2008. Recuperado de http://www.iaeng.org/publication/WCECS2008/WCECS2008_pp991-994.pdf.
- Li, N. y Miller G. (2008) Seeking Factors For and Promoting Student Academic Success, Noviembre 21-22. University of San Francisco. Recuperado de <http://www.nyu.edu/frn/publications/definingsuccess/Li.html>.
- Longoni, M. G., Porcel, E., López, M. V. y Dapozo, G. N. (2010) *Modelos de Redes Neuronales Perceptrón Multicapa y de Base Radial para la predicción del rendimiento académico de alumnos universitarios*. XVI Congreso Argentino de Ciencias de la Computación (CACIC 2010), 692-701, Facultad de Ciencias Exactas y Naturales y Agrimensura, Universidad Nacional del Nordeste, Argentina.
- Montero, E., Villalobos, J. y Valverde B. (2007) Factores institucionales, pedagógicos, psicosociales y sociodemográficos asociados al rendimiento académico en la Universidad de Costa Rica. Un análisis multinivel. *RELIEVE*, 13 (2), 215-234. Recuperado de www.uv.es/RELIEVE/v13n2/RELIEVEv13n2_5.htm
- Navarro, R. E. (2003) El Rendimiento Académico: concepto, investigación y desarrollo. *Revista electrónica iberoamericana sobre calidad, eficacia y cambio en la educación*, julio/diciembre, 1 (002). Recuperado de <http://www.ice.deusto.es/rinace/reice/vol1n2/Edel.pdf>.
- Oladokun, V. O., Adebajo, A. T. y Charles, O. E. (2008) Predicting Students' Academic Performance using Artificial Neural Network: A Case Study of an Engineering Course. *The Pacific Journal of Science and Technology*, 9 (1). Recuperado de http://www.akamaiuniversity.us/PJST9_1_72
- Olani, A. (2009) Predicting First Year University Students' Academia Success. *Electronic Journal of research in Educational Psychology*, 7 (3), 1053-1072 (nº 19). Recuperado de <http://www.redalyc.org/articulo.oa?id=293121984007>
- Rodríguez, G., Ariza, M. y Ramos, J. L. (2014) Calidad institucional y rendimiento académico. El caso de las universidades del Caribe colombiano. *Perfiles Educativos XXXVI (143)*. Recuperado de http://www.scielo.org.mx/scielo.php?pid=S0185-26982014000100002&script=sci_arttext
- Rodríguez, M. N. (2007) Análisis multivariado del desempeño académico de estudiantes universitarios de Química. Tesis de doctorado, Facultad de Psicología, Universidad Autónoma de Madrid. Recuperado de <https://repositorio.uam.es/handle/10486/1800>.
- Salcedo, M. y Villalba, A. M. (2008) El rendimiento académico en el nivel de educación media como factor asociado al rendimiento académico en la universidad. *Civilizar*, 8 (15). Recuperado de http://www.scielo.org.co/scielo.php?pid=S89532008000200012&script=sci_arttext
- Tomás, J. V., Expósito, M. y Sempere, S. (2014) Determinantes del rendimiento académico en los estudiantes de grado. Un estudio en administración y dirección de empresas. *Revista de Investigación Educativa*, 32 (2), 379-392. Recuperado de <http://revistas.um.es/rie/article/view/177581>
- Tonconi Q., J. (2010) Factores que influyen en el rendimiento académico y la deserción de los estudiantes de la facultad de ingeniería económica de la UNA-Puno, periodo 2009. *Cuadernos de Educación y Desarrollo*, 2 (11). Recuperado de



www.eumed.net/rev/ced/11/jtg.pdf.

Vélez, A y Roa, C. (2005) Factores Asociados al Rendimiento Académico en estudiantes de medicina. *Educación Médica*, 8 (2), 74-82. Recuperado de <http://scielo.isciii.es/pdf/edu/v8n2/original1.pdf>.

Vigo, A. (2013) *Influencia de los hábitos de estudio en el rendimiento académico de los estudiantes del primer año de la carrera profesional de producción agropecuaria de los institutos de educación superior tecnológicos públicos de la región Lima provincias -2011*, Tesis de doctorado, Perú. Recuperado de http://issuu.com/alfonso_vigo/docs/tesis_doctorado_completa

Yamamoto, Y. y Holloway S. (2010) Parental Expectations and Children's Academic Performance in Sociocultural Context. *Educ Psychol Rev*, (22), 189-214. Recuperado de <http://link.springer.com/article/10.1007%2Fs10648-010-9121-z#page-1>

Zambrano, C., Rojas, D., Carvajal, K. y Acuña, G. (2011) Análisis de rendimiento académico estudiantil usando data warehouse y redes neuronales. *Ingeniare, Revista Chilena de Ingeniería*, 19 (3), 369-381. Recuperado de http://www.scielo.cl/scielo.php?pid=S0718-3052011000300007&script=sci_arttext.

Fecha de recepción: 20 de abril de 2016

Fecha de aceptación: 5 de mayo de 2016