# Estudio del rendimiento académico y determinación temprana de perfiles de alumnos en la Facultad Politécnica de la Universidad Nacional del Este de Paraguay.

### Gabriela Bobadilla de Almada<sup>1</sup> y David L. la Red Martínez<sup>2</sup>.

Facultad Politécnica - Universidad Nacional del Este<sup>1</sup>, Facultad Ciencias Exactas y Naturales y Agrimensura - Universidad Nacional del Nordeste <sup>2</sup>
Ciudad del Este - Paraguay<sup>1</sup>, Corrientes - Argentina<sup>2</sup>
gaby@fpune.edu.py<sup>1</sup>, laredmartinez@gigared.com<sup>2</sup>

### Resumen

La motivación para realizar este trabajo proviene de la acumulación de alumnos en los primeros semestres de las carreras tecnológicas de la Facultad Politécnica de la Universidad Nacional del Este (FPUNE), Paraguay; y del bajo porcentaje de egresados en su cohorte. Por esta razón se buscó identificar las variables que influyen en el rendimiento académico de los alumnos de las carreras de Análisis de Sistemas, Ingeniería de Sistemas e Ingeniería Eléctrica, utilizando tecnologías de almacén de datos (DW) y de minería de datos (DM). Con el DW se han preparado los datos sobre los cuales se aplicaron las técnicas de clústeres, asociación y clasificación de la DM, que han evidenciado las características representativas de alumnos con rendimiento académico muy bueno, regular y reprobado. Se observó que el grado educacional de los padres, la actitud general hacia el estudio y la utilización de las TICs inciden en el rendimiento académico de los alumnos y que los promedios generales del segundo semestre correlacionan significativamente con los valores de la situación académica global de los alumnos de los cinco primeros semestres. Con esta investigación se obtuvo una herramienta útil para identificar en los primeros semestres del cursado, a los alumnos que más tarde pudieran tener dificultades e incluso llegar a desertar de sus carreras.

Descriptores: Minería de Datos, Almacenes de Datos, Rendimiento Académico.

# Abstract

The motivation for this work comes from the accumulation of students in the first semesters of technological degree programs from Polytechnic Faculty of the Eastern National University (FPUNE), Paraguay; and the low percentage of graduates in their cohort. For this reason it was sought to identify variables that affect the academic performance of students from degree programs: Systems Analysis, Systems Engineering, and Electrical Engineering; employing techniques of data warehouse (DW) and data mining (DM). DW was used in preparing data on which DM techniques of clustering, association and classification were applied; representative characteristics have been highlighted of students with very good, fair and failed academic performance. It was observed that educational level of parents, general attitude towards study and use of ICTs affect the academic performance of students and the overall averages of the second semester correlate significantly with the values of the global academic situation of students of the first five semesters. With this research a useful tool was acquired to identify in the first semesters, students who later might have difficulty even deserting their careers.

 ${\bf Keywords:}\ {\bf Data}\ {\bf Mining},\ {\bf Data}\ {\bf Warehouse},\ {\bf Academic}\ {\bf Performance}.$ 

# 1. Introducción.

La motivación para realizar este trabajo proviene de la acumulación de alumnos en los primeros semestres de las carreras tecnológicas de la Facultad Politécnica de la Universidad Nacional del Este (FPUNE), Paraguay, y del bajo porcentaje de egresados en su cohorte. Esta realidad puede corroborarse en los gráficos de la figura 1, donde se analiza el porcentaje de egresados sobre los ingresantes en el periodo 1996 al 2010 y en la figura 2, donde se observa un desfasaje de egreso respecto del año de cohorte.



Figura 1. Porcentaje de egreso - (Dirección de Informática FPUNE, 2013).

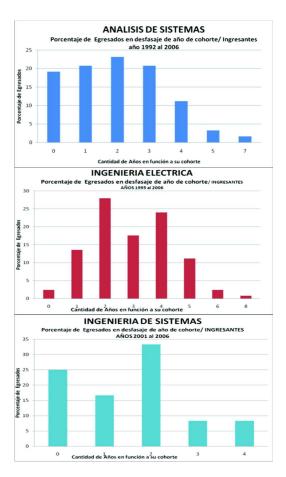


Figura 2. Porcentaje de egresados en desfasaje de cohorte - (Dirección de Informática FPUNE, 2013).

En este contexto se ha considerado oportuno realizar una investigación que permita determinar las variables que inciden en el rendimiento académico de los alumnos [20], [2], [3], [17], [6], [13],[10], [11], [8], [4], [21], [16],[18], [19], [24], identificar perfiles de alumnos exitosos (los que promocionan en su cohorte), como así también los perfiles de alumnos que no lo logran (los que quedan desfasados a su cohorte o desertan). Una vez determinados los perfiles de alumnos, esto podrá servir de información referencial para plantear acciones tendientes a evitar potenciales fracasos académicos. Se utilizó como herramientas para el estudio de la problemática presentada, las técnicas de Almacenes de Datos (Data Warehouse: DW) y Minería de Datos (Data Mining: DM) [7], [14], [15], [22], [23], [5], [1].

# 2. Modelo utilizado.

Se aplicó la metodología CRISP-DM [3] para el desarrollo de las etapas del proceso de descubrimiento del conocimiento (KDD), figura 3 se muestran las fases del proceso de modelado.

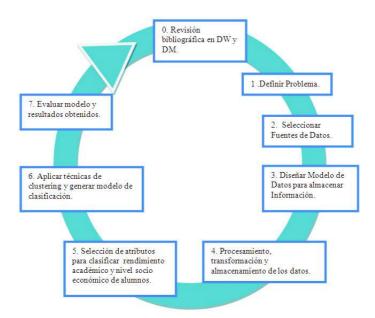


Figura 3. Fases del proceso de modelado de la metodología CRISP-DM aplicado (fuente propia).

Los datos sobre los cuales se realizó el estudio se obtuvieron a través de las encuestas socio económicas aplicadas a los alumnos de las carreras de Licenciatura en Análisis de Sistemas, Ingeniería Eléctrica e Ingeniería de Sistemas y de la base de datos del sistema de gestión académica de la FPUNE, de donde se tomaron los promedios generales obtenidos por los alumnos desde el primer semes-

tre al quinto semestre. El universo estuvo constituido por los alumnos que ingresaron en los años 2007 al 2013 en las carreras mencionadas.

El DW es construido según el modelo User Driven [9] y la metodología Big Bang [12], de estructura multidimensional con el esquema en estrella que se muestra en la figura 4.

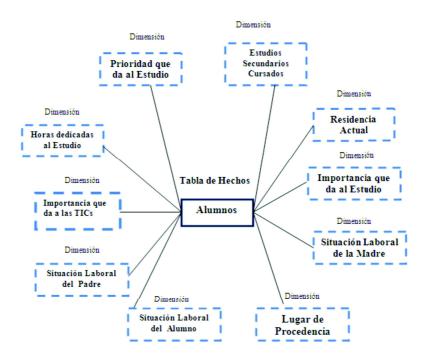


Figura 4. Esquema básico del Almacén de Datos (fuente propia).

Para modelar la técnica de DM se utilizó el software de IBM Business Intelligence, particularmente DB2 WareHouse Desing Studio.

Se ha aplicado las técnicas de DM de clústeres, asociación y clasificación, sobre el DW construido, que han evidenciado las características de las

clases representativas de alumnos con rendimiento académico regular muy bueno, regular y reprobado.

# 3. Resultados obtenidos.

Con el modelo de clústeres se identificó en las agrupaciones formadas las características de los alumnos de acuerdo a su situación final, figura 9.



Figura 5. Cuadro resumen de resultados de Cluster (fuente propia).

Los resultados obtenidos con Árboles de Decisión se han resumido en las tablas 1, 2, 3, correspondientes a las tres categorías en que se ha clasificado la situación final según el rendimiento académico: regular, regular muy bueno y reprobado.

**Tabla 1.** Resumen de resultados de la clase Regular (fuente propia).

Clase	Atributo	Valor	
Regular	110110410	Predominante	
regular	Situación	Regular SIT_FINAL > 2	
		_	
	final	2  y < 3.5 (100 %).	
	Género del alumno	Masculino (74 %)	
	Tipo de	Bachiller Técnico	
	Bachillerato	en Informática (31 %)	
	Tipo de institución		
	educativa en que	Nacional (72 %)	
44,75%	culminó sus		
de la	estudios secundarios		
población	Opinión sobre la	Facilitan el proceso de	
	utilización de las TICs	enseñanza (45 %)	
	Importancia que le	Más que a la	
	da al estudio	diversión (66 %)	
	Tipo de residencia	Con familiares (82 %)	
	Situación laboral	No trabaja (60 %)	
	del alumno		
	Situación laboral	Ocupado (81 %)	
	del padre	, , ,	
	Último estudio	Escuela Secundaria	
	realizado por el padre	Completa (32 %)	

**Tabla 2.** Resumen de resultados de la clase Regular Muy bueno (fuente propia).

Clase Regular	Atributo	Valor
Muy Bueno		Predominante
-	Situación	Regular Muy Bueno
	final	$SIT\_FINAL \ge 3.5$
		$y \le 5 (100\%)$
	Género del alumno	Femenino (64 %)
	Tipo de	Bachiller Científico
	Bachillerato	Humanístico (38 %)
	Tipo de institución	
	educativa en que	
	culminó sus estudios	Nacional (83 %)
	secundarios	
33,25 %		Será imprescindible
de la	Opinión sobre la	su dominio para el
población	utilización de las TICs	ejercicio profesional
		(68 %)
	Importancia que le	Más que a la
	da al estudio	diversión (83 %)
	Tipo de residencia	Con familiares (95 %)
	Situación laboral	No trabaja
	del alumno	(54 %)
	Situación laboral	Ocupado
	del padre	(73 %)
	Último estudio	Escuela Primaria
	realizado por el padre	Incompleta (25 %)
	Situación laboral	Ocupado
	de la madre	(59 %)
	Último estudio	Escuela Primaria
	realizado por la madre	Completa (29 %)

**Tabla 3.** Resumen de resultados de la clase Reprobado (fuente propia).

Clase	Atributo	Valor	
Reprobado		Predominante	
	Situación	Regular	
	final	SIT_FINAL ;2 (100 %)	
	Género del alumno	Masculino (74%)	
	Tipo de	Bachiller Científico	
	Bachillerato	Humanístico (50 %)	
	Tipo de institución		
	educativa en que	Nacional (75 %)	
	culminó sus estudios		
	secundarios		
22%	Opinión sobre la	Facilitan el proceso	
de la	utilización de las TICs	de enseñanza (56 %)	
población	Importancia que	Más que a la	
	le da al estudio	diversión $(50\%)$	
	Tipo de residencia	Con familiares (88 %)	
	Situacion laboral	Trabaja	
	del alumno	(57%)	
	Situación laboral	Ocupado	
	del padre	(76%)	
	Último estudio	Escuela Primaria	
	realizado por el padre	Completa (30 %)	
	Situación laboral	No trabaja	
	de la madre	(52%)	
	Último estudio	Escuela primaria	
	realizado por la madre	Incompleta (26 %)	

Con la minería de predicción con regresión a los datos de la tabla de notas, se obtiene como resultado que los promedios del segundo semestre influyen en mayor porcentaje en las del quinto semestre de la carrera que cursa, figura 6.

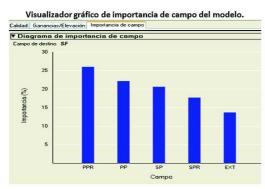


Tabla de importancia de campo.

Campo	Descripción	Importancia
PPR	segundo semestre	25,97%
PP	primer semestre	22,13%
SP	tercer semestre	20,59%
SPR	cuarto semestre	17,66%
EXT	quinto semestre	13,65%

Figura 6. Resultados obtenidos con predicción con regresión (fuente propia).

# 4. Conclusiones.

Los resultados obtenidos con la aplicación de las técnicas de minería de datos de clústeres, asociación y clasificación han evidenciado las características de las clases representativas de alumnos con rendimiento académico regular muy bueno, regular y reprobado.

Con el modelo de clústeres se identificó en las agrupaciones formadas las características de los alumnos de acuerdo a su situación final. Con la aplicación de la asociación se logró fijar las variables que consistentemente se asocian en función de las características de la situación final del alumno. Con el modelo de clasificación a través de árboles de decisión, se predijo las características de las clases formadas de acuerdo a la situación final del alumno. Con el modelo de clasificación con regresión se predijo cuál de los promedios de las notas de los cinco primeros semestres influyen en la situación final del alumno.

Con esta metodología se podría identificar en los primeros semestres del cursado de la carrera, a los posibles alumnos que podrían llegar a desertar de sus carreras; con la aplicación a tiempo del programa de tutoría y otras medidas a los alumnos identificados se podría evitar su mal desempeño académico y que llegaran a la deserción.

# Referencias bibliográficas

- [1] Ballard, Ch.; Rollins, J.; Ramos, J.; Perkins, A.; Hale, R.; Dorneich, A.; Cas Milner, E. & Chodagam, J. (2007). *Dynamic Warehousing: Data Mining Made Easy.* IBM International Technical Support Organization. IBM Press. USA.
- [2] Carrasco Pradas, A.; Gracia Expósito, E.; de la Iglesia Villasol, C. (2005). Las TIC en la construcción del espacio europeo de educación superior. Dos experiencias docentes en teoría económica. Revista Iberoamericana de Educación. 36, 1-16.
- [3] Di Gresia, L. (2007). Rendimiento Académico Universitario. Tesis Doctoral. Universidad Nacional de La Plata. Argentina.
- [4] Fazio, M. V. (2004). Incidencia de las horas trabajadas en el rendimiento académico de estudiantes universitarios argentinos. Documentos de Trabajo UNLP, 52. Argentina.
- [5] Fayyad, U. M.; Grinstein, G. & Wierse, A. (2001). Information Visualization in Data Mining and Knowledge Discovery. Morgan Kaufmann. Harcourt Intl.
- [6] García, M. M.; San Segundo, M. J. (2001). El Rendimiento Académico en el Primer Cur-

- so Universitario. X Jornadas de la Asociación de Economía de la Educación. Libro de Actas, pp. 435-445. España.
- [7] García Jiménez, M. V.; Alvarado Izquierdo, J. M.; Jiménez Blanco, A. (2000). La predicción del rendimiento académico: regresión lineal versus regresión logística. *Psicothema* Vol. 12, Supl. N° 2, pp. 248-252. España.
- [8] Giovagnoli, P. I. (2002). Determinantes de la deserción y graduación universitaria: Una aplicación utilizando modelos de duración. Documentos de Trabajo UNLP, 37. Argentina.
- [9] Gutting, R. (1994). An Introduction to spatial database systems. *VLDB Journal*, 3, 357-399.
- [10] Hanushek, E. (1979). Conceptual and empirical issues in the estimation of educational productions. *Journal of Human Resources*, (14), pp. 351 388.
- [11] Hanushek, E. (1986). The economics of schooling production and efficiency in public schools. Journal of Economic Literature, (24), pp. 1141-1177.
- [12] Harinarayan V.; Rajaraman, A.; Ullman, J. (1996). Implementation data cubes efficiently. ACM SIGMOD Record, 25 (2), 205 - 216.
- [13] Herrera Clavero, F. et al. (2004). Cómo Interactúan el Autoconcepto y el Rendimiento Académico en un Contexto Educativo Pluricultural. Revista Iberoamericana de Educación. España.
- [14] Inmon, W. H. (1992). Data Warehouse Performance. John Wiley & Sons. USA.
- [15] Inmon, W. H. (1996). Building the Data Warehouse. John Wiley & Sons. USA.
- [16] Johnson, D.; Johnson, R. (1985). Motivational processes in cooperative, competitive, and individualistic learning situations. New York. C. Ames & R. Ames Eds. Research on motivation in education. Vol. 2: The classroom milieu (pp. 249-286). Academic Press. USA.
- [17] La Red Martínez, D.L.; Acosta, J.; Agostini, F.; Uribe, V.; Rambo, A. (2011). La importancia otorgada al estudio y su relación con

- el rendimiento académico. Revista Documentación. Año IV, 24, 54-62.
- [18] La Red Martínez, D. L.; Podestá Gómez, C. E. (2014). Contributions from Data Mining to Study Academic Performance of Students of a Tertiary Institute; Volume 02 N° 9; American Journal of Educational Research; pp. 713-726; ISSN N° 2327-6126; U.S.A.
- [19] La Red Martínez, D. L.; Karanik, M.; Giovannini, M.; Pinto, N. (2015). Academic Performance Profiles: A Descriptive Model Based on Data Mining; Volume 11 N° 9; European Scientific Journal (ESJ); pp. 17-38; ISSN N° 1857-7881; University of the Azores, Portugal.
- [20] Montero Rojas, E.; Villalobos Palma, J.; Valverde Bermúdez, A. (2007). Factores Institucionales, Pedagógicos, Psicosociales y Socio demográficos Asociados al Rendimiento Académico en la Universidad de Costa Rica: Un Análisis Multinivel. Revista Electrónica de Investigación y Evaluación Educativa (RELIEVE). Universidad de Costa Rica, 13 (2), 215-234.
- [21] Navarro, R. E. (2003). Factores Asociados al Rendimiento Académico. Revista Iberoamericana de Educación. España.
- [22] Simon, A. (1997). Data Warehouse, Data Mining and OLAP. John Wiley & Sons. USA.
- [23] Trujillo, J. C.; Palomar M.; Gómez, J. (2000). Applying Object-Oriented Conceptual Modeling Techniques to the Design of Multidimensional Databases and OLAP Applications. First International Conference On Web-Age Information Management (WAIM'00). Lecture Notes in Computer Science 1846:83-94.
- [24] Wilson, R. L.; Hardgrave, B. C. (1995). Predicting graduate student success in an MBA program: Regression versus classification. Educational and Psychological Measurement, 55, 186-195. USA.
- [25] Chapman, P. et al. (2000). CRISP-DM 1.0: Step-by-step. Data Mining Guide. http://www. crisp-dm.org/CRISPWP-0800.pdf