

## CADERNOS DO IME – Série Estatística

Universidade do Estado do Rio de Janeiro - UERJ  
Rio de Janeiro - RJ - Brasil  
ISSN 1413-9022 / v. 25, p. 01 - 17, 2008

# APLICACIÓN DEL ANÁLISIS ESTADÍSTICO IMPLICATIVO AL ESTUDIO DEL RENDIMIENTO ACADÉMICO DE ESTUDIANTES DE PRIMER AÑO DE LAS CARRERAS DE MATEMÁTICA Y CIENCIA DE LA COMPUTACIÓN

Larisa Zamora Matamoros

Universidad de Oriente, Departamento de Matemática, Santiago de Cuba, Cuba  
larisa@csd.uo.edu.cu

Jorge Díaz Silvera

Universidad de Oriente, Departamento de Computación, Santiago de Cuba, Cuba  
jdiaz@csd.uo.edu.cu

### Resumen

*El objetivo del presente trabajo de investigación es revelar posibles relaciones de similitud, implicación y cohesión entre el rendimiento académico de estudiantes provenientes de preuniversitarios que ingresan a las carreras de Matemática y Ciencia de la Computación y el rendimiento que muestran en las asignaturas de corte matemático y de Programación que reciben en el primer año de las mencionadas carreras. El rendimiento fue analizado a través del índice de ingreso a la Educación Superior, el promedio en las asignaturas de Matemática de los tres últimos grados de la enseñanza preuniversitaria (10mo, 11no y 12mo grado), la nota del curso introductorio y las notas obtenidas en el 1er año de la carrera en Análisis Matemático I y II, Álgebra I y II, Programación, y Lógica para los estudiantes de la carrera de Ciencia de la Computación y Geometría para los de Matemática. Se consideraron algunas variables suplementarias como el sexo, la carrera, la provincia de residencia del estudiante, si era externo o becado, la vía de ingreso a la Educación Superior y la procedencia (Preuniversitario, Orden 18 o Enseñanza Técnica Profesional), con el objetivo de determinar si estas variables podrían estar ejerciendo influencia en las relaciones que se obtuviesen.*

**Palabras-claves:** Análisis Estadístico Implicativo (AEI), Similitud, Implicación, Cohesión, Rendimiento Académico.

## 1. Introducción

Año tras año nos enfrentamos a una contradicción entre los resultados que alcanzan los estudiantes en la Enseñanza Media Superior (enseñanza preuniversitaria) y la realidad que muestran cuando se inician en la Universidad, que se expresa en las siguientes peculiaridades, las cuales fueron obtenidas a partir del estudio de una muestra de estudiantes de nuevo ingreso en el curso 2007-2008 en la Facultad de Matemática y Computación de la Universidad de Oriente: tienen buenas calificaciones en Matemática en la Enseñanza Media Superior (EMS), 97.56 puntos como promedio, e ingresan a la universidad con un índice alto, 93.84 puntos como promedio. Sin embargo, estos estudiantes tienen un bajo resultado en el curso introductorio que se imparte en las primeras cuatro semanas de vida universitaria, 2.38 puntos de promedio en base a 5 puntos o 47.60 en base a 100. De aquí que el profesor que imparte las asignaturas matemáticas y de programación se encuentra con el hecho de que debe enseñar un conjunto de materias que requiere para su comprensión de conocimientos previos que el alumno debió haber aprendido en la enseñanza precedente y sin embargo aún no ha adquirido una actitud de madurez matemática.

Diferentes investigadores caracterizaron esta problemática, como un problema de discontinuidades didácticas que se producen en el paso de la Enseñanza Media y Media Superior a la Universidad, enfocado a las discontinuidades entre instituciones y la diferencia de contrato didáctico; bajo el marco teórico de las organizaciones matemáticas (CHEVALLARD, 1999; FONSECA *et al*, 2003; FONSECA, 2004; GASCÓN *et al.*, 2004; BOSCH *et al*, 2004; ORUS, 2001). En los trabajos de investigación se han mostrado discontinuidades didácticas entre la Universidad y la enseñanza precedente y su efecto en el rendimiento de los alumnos.

Como un primer intento de paliar esta discontinuidad, se impartió un curso introductorio en ambas carreras de la facultad, que ha contribuido a elevar la preparación de los estudiantes en temas básicos de la matemática correspondientes a la enseñanza media superior, como son: geometría y trigonometría, álgebra, fundamentos del cálculo, así como computación básica, algoritmos, el método aprender a aprender e introducción a la especialidad y la vida universitaria. Los cursos se desarrollaron satisfactoriamente, ayudando a nivelar en alguna medida los conocimientos del área de Matemática de la enseñanza precedente y a elevar la motivación por la carrera. Al

finalizar el curso, se realizó un examen diagnóstico en el que aprobó aproximadamente el 54 % de los estudiantes.

Por lo anteriormente expuesto, con el presente trabajo de investigación se pretende revelar posibles relaciones de similaridad, implicación y cohesión entre el rendimiento académico de los estudiantes del preuniversitario que ingresan a las carreras de Matemática y Ciencia de la Computación y el rendimiento que muestran en las asignaturas de corte matemático y de Programación que reciben en el primer año.

## **2. Datos y metodología**

Los datos para realizar la investigación fueron tomados de los registros de 85 estudiantes de nuevo ingreso de las carreras de Ciencia de la Computación (81 estudiantes) y Matemática (4 estudiantes) en el curso 2007-08, ubicados en la secretaría docente de la facultad. Las variables objeto de estudio fueron: el índice de ingreso a la Educación Superior (II), el promedio de las asignaturas de Matemática de 10mo, 11no y 12mo grado (PMP), la nota del curso introductorio (NCI) y las notas obtenidas en el 1er año de la carrera en Análisis Matemático I y II (AM\_I, AM\_II respectivamente), Álgebra I y II (Alg\_I, Alg\_II respectivamente), Programación (Prog) y además Lógica en Ciencia de la Computación y Geometría en Matemática (L\_G).

Se consideraron algunas variables suplementarias como el sexo, la carrera, la provincia de residencia, si es estudiante externo o becado, la vía de ingreso a la Educación Superior y la procedencia (Preuniversitario, Orden 18 o Enseñanza Técnica Profesional), con el objetivo de determinar si estas variables podrían estar ejerciendo influencia en las relaciones que se obtuviesen.

Dado que no todos los estudiantes disponían de la información a ser evaluada y del hecho que se descartan del estudio los estudiantes extranjeros, en un primer análisis se consideró una muestra constituida por 47 estudiantes de la carrera de Ciencia de la Computación y 2 de Matemática.

La metodología empleada consistió en realizar un análisis estadístico con las notas de los estudiantes en las asignaturas antes mencionadas, el cual consistió en primer lugar, en un estudio descriptivo de las variables consideradas y en segundo lugar, en la aplicación del Análisis Estadístico Implicativo (AEI).

El AEI es un método de análisis no simétrico de datos que permite la extracción y estructuración del conocimiento en forma de normas y reglas generalizadas, a partir de un conjunto de datos que interrelaciona una población de sujetos u objetos con un conjunto de variables. Su origen es la modelación estadística de la cuasi-implicación: cuando la variable o la conjunción de variables “*a*” es observada en la población, entonces generalmente la variable “*b*” lo es también.

A diferencia de los métodos de análisis simétricos basados, por ejemplo, en una distancia o en una correlación, los conjuntos de reglas obtenidas pueden conducir a hipótesis de causalidad. Estos conjuntos se estructuran según diferentes características comunes complementarias, como el grafo implicativo y la jerarquía orientada. La determinación cuantitativa de los sujetos o descriptores responsables de estas estructuras viene dada por su contribución o su tipicalidad.

Las técnicas del AEI se implementan computacionalmente mediante el programa informático CHIC (Classification Hiérarchique Implicative et Cohésitive) adaptado por Regis Gras (GRAS & LARHER, 1992) a partir de los índices de proximidad o distancia de I. C. Lerman (LERMAN 1981), el cual realiza el cálculo de los índices de similaridad, cohesión e implicación entre las variables, calculando además la tipicalidad y contribución de los individuos y/o variables suplementarias a la clasificación de las variables. Muestra además estos índices de forma gráfica a través del árbol de similaridad, grafo implicativo y árbol de cohesión.

### **3. Estudio descriptivo de las variables**

En la tabla 1 se muestran la media y la desviación estándar de cada una de las variables principales consideradas en la investigación. En dicha tabla se observa un cambio brusco entre los resultados obtenidos por los estudiantes en la Enseñanza Media Superior (II y PMP) y el alcanzado en el examen de matemática realizado al culminar el curso introductorio (NCI). Por otro lado, en las notas de las asignaturas estudiadas en el primer año de las carreras se observa un avance con respecto a la media de los resultados obtenidos en el curso introductorio, lo cual es lógico debido al trabajo desarrollado por los profesores y estudiantes en el transcurso del curso, sin embargo, dichas notas se mantienen muy alejadas de los resultados promedios que muestran los estudiantes en la Enseñanza Media Superior.

Tabla 1 – Media y desviación estándar de las calificaciones

	<b>Media</b>	<b>Desviación Estándar</b>
NCI	2,376	1,8659
<b>II</b>	<b>93,844</b>	<b>5,3648</b>
<b>PMP</b>	<b>97,563</b>	<b>3,2153</b>
AM_I	3,265	1,0160
AM_II	3,061	0,8757
Alg_I	3,469	1,0227
Alg_II	3,265	0,9953
Prog	3,204	1,1898
L_G	3,938	0,9662

Hemos usado dos esquemas de calificación, uno con nota máxima 100 y otro con nota máxima 5, que cualitativamente se expresan de la forma siguiente, para una nota dada x:

- Excelente:  $90 \leq x \leq 100$  ó de  $4,5 \leq x \leq 5$ ;
- Bien:  $80 \leq x < 90$  ó de  $4 \leq x < 4,5$ ;
- Regular:  $60 \leq x < 80$  ó de  $3 \leq x < 4$ ;
- Mal:  $x < 60$  ó  $x \leq 2$ .

Aclaremos que en la educación superior cubana lo usual es un esquema de calificación en base a 5 puntos, con los niveles de notas 2 (desaprobado), 3, 4 y 5.

El cálculo de la matriz de correlaciones muestra que todas las calificaciones están correlacionadas y de forma positiva, con un nivel de significación del 1% o del 5%, como se muestra en la tabla 2.

Tabla 2 – Correlaciones entre las calificaciones de las asignaturas

	NCI	II	PMP	AM_I	AM_II	ALG_I	ALG_II	PROG	L_G
NCI	1	,478(**)	,298(*)	,523(**)	,489(**)	,487(**)	,435(**)	,466(**)	,487(**)
II		1	,455(**)	,592(**)	,528(**)	,623(**)	,655(**)	,609(**)	,534(**)
PMP			1	,338(*)	,372(**)	,384(**)	,351(*)	,496(**)	,325(*)
AM_I				1	,777(**)	,820(**)	,774(**)	,764(**)	,632(**)
AM_II					1	,712(**)	,746(**)	,667(**)	,571(**)
ALG_I						1	<b>,817(**)</b>	,776(**)	,620(**)
ALG_II							1	,780(**)	,754(**)
PROG								1	,718(**)
L_G									1

\*\* Correlación significativa al 0.01 nivel (bilateral). \* Correlación significativa al 0.05 nivel (bilateral).

Las correlaciones más bajas se dan al 5% entre:

- la nota del Curso Introductorio y el promedio en matemática de la EMS;
- el promedio en matemática de la EMS y las notas de las asignaturas de Análisis Matemático I, Álgebra II y Lógica y Geometría.

Las notas que muestran una mayor correlación al 1% son Análisis Matemático I con Álgebra I y Álgebra I con Álgebra II.

Cabe destacar que, a pesar de la significación del coeficiente de correlación en todos los casos, el promedio en matemática de la EMS es el valor que muestra una menor correlación con respecto a las notas obtenidas por los estudiantes en las asignaturas del primer año analizadas en ambas carreras.

#### 4. Empleo del AEI mediante el programa informático CHIC

A partir de la información recopilada, se procedió a la confección de una matriz binaria, en lo adelante denotada por MBin, para lo cual las variables, inicialmente medidas, fueron codificadas como se muestra en la siguiente tabla:

Tabla 3 – Codificación binaria de las variables

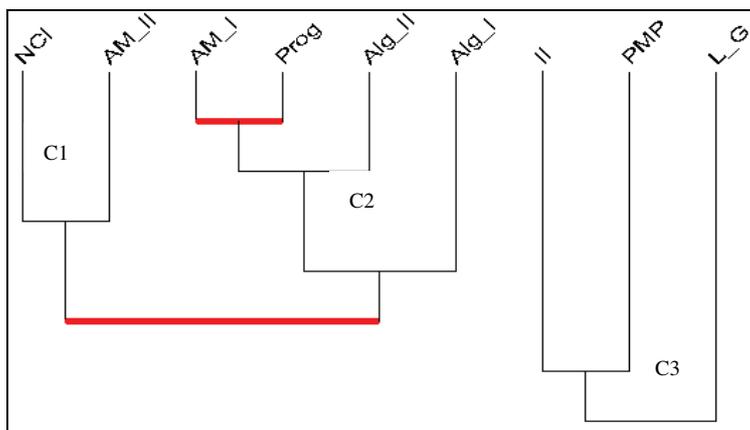
Característica medida	Variable	Codificación
Nota del curso introductorio	NCI	0 si la nota es menor a 60 puntos (desaprobado), 1 en caso contrario (aprobado).
Carrera	CM	0 si el alumno estudia Computación, 1 si el alumno estudia Matemática
	CC	0 si el alumno estudia Matemática , 1 si el alumno estudia Computación.
Sexo	SexM	0 si es del sexo Femenino 1 si es del sexo Masculino
	SexF	0 si es del sexo Masculino 1 si es del sexo Femenino
Provincia	Prov_a	1 si el alumno es de Las Tunas, 0 si es de otra provincia.
	Prov_b	1 si el alumno es de Holguín, 0 si es de otra provincia.
	Prov_c	1 si el alumno es de Granma, 0 si es de otra provincia.
	Prov_d	1 si el alumno es de Santiago de Cuba, 0 si es de otra provincia.
	Prov_e	1 si el alumno es de Guantánamo, 0 si es de otra provincia.
Índice de Ingreso a la Educación Superior	II	0 si la nota es menor a 60 puntos, 1 en caso contrario.
Clase	Clas_a	1 si el alumno es externo, 0 si es becado.

	Clas_b	1 si el alumno es becado, 0 si es externo.
Procedencia	Proc_a	1 si el alumno proviene del Preuniversitario, 0 si es de otra procedencia.
	Proc_b	1 si el alumno es Orden 18, 0 si es de otra procedencia
	Proc_c	1 si el alumno proviene de la Enseñanza Técnico Profesional, 0 si es de otra procedencia.
Vía de ingreso a la Educación Superior	Vía_a	1 Diferido 0 No diferido
	Vía_b	1 Orden 18 0 No orden 18
	Vía_c	1 Concurso 0 No concurso
	Vía_d	1 Otros 0 No otros
	Vía_e	1 Escalafón 0 No escalafón
	Vía_f	1 Atleta 0 No atleta
Promedio en Matemática en el preuniversitario	PMP	0 si la nota es menor a 60 puntos, 1 en caso contrario.
Nota en la asignatura Análisis Matemático I	AM_I	0 si la nota es 2 (desaprobado), 1 en caso contrario (notas 3, 4 y 5 aprobado).
Nota en la asignatura Análisis Matemático II	AM_II	0 si la nota es 2, 1 en caso contrario.
Nota en la asignatura Álgebra I	Alg_I	0 si la nota es 2, 1 en caso contrario.
Nota en la asignatura Álgebra II	Alg_II	0 si la nota es 2, 1 en caso contrario.
Nota en la asignatura Programación	Prog	0 si la nota es 2, 1 en caso contrario.
Nota en la asignatura de Lógica o de Geometría	L_G	0 si la nota es 2, 1 en caso contrario.
Aprobado en el año	Aprob	1 si el alumno aprobó el año, 0 en caso contrario

De la aplicación del CHIC a la matriz MBin se obtuvo, en primer lugar, el árbol de similaridad que se muestra en la figura 1, marcándose los nodos significativos (en trazos más gruesos), siendo el nivel 1 el más significativo. De dicho árbol se aprecia que se forman las siguientes clases de cuasi equivalencia:

$$C1=\{NCI, AM\_II\}, C2=\{AM\_I, Prog, Alg\_II, Alg\_I\} \text{ y } C3=\{II, PMP, L\_G\}$$

Figura 1 – Árbol de similaridad de la matriz a MBin.



La clase C1 agrupa las notas del curso introductorio y de la asignatura Análisis Matemático II, con un índice de similaridad de 0.792101, lo cual pone de manifiesto la similitud en el comportamiento de las notas de los estudiantes en el curso introductorio y en Análisis Matemático II.

La clase C2 agrupa en una primera instancia, y a un nivel significativo, con un índice de similaridad de 0.939975, las asignaturas de Análisis Matemático I y Programación, posteriormente adiciona a esta clase la asignatura de Álgebra II (0.883553) y por último a Álgebra I (0.72012).

Las clases antes mencionadas están unidas a su vez al nivel 5, el cual es un nodo significativo.

Estos resultados corroboran el comportamiento histórico del rendimiento de los estudiantes en las asignaturas matemáticas y de programación de ambas carreras, según se puede comprobar en las actas de exámenes finales y en los chequeos evaluativos que se desarrollan periódicamente en las juntas de años.

La tercera clase, C3, agrupa el índice de ingreso de los estudiantes, el promedio en matemática en la enseñanza media superior y la nota en la asignatura de Lógica o Geometría. Como se observa, esta clase no muestra ningún vínculo con el resto de las variables analizadas, la misma contiene dos variables que permiten caracterizar la preparación matemática adquirida por el estudiante en la enseñanza media superior.

Los resultados alcanzados en esas asignaturas no guardan relación con los resultados de los estudiantes en las álgebras, los análisis matemáticos y la programación, sólo muestran guardar cierta semejanza con los alcanzados en Lógica y

Geometría. Esto también se corrobora al observar la matriz de las correlaciones entre las variables analizadas, codificadas en valores binarios, que se muestra en la tabla 4.

A partir de los resultados obtenidos hasta aquí, se decidió eliminar del estudio a las variables II, PMP y L\_G, lo cual a su vez nos permitió trabajar con una muestra mayor de estudiantes, al incorporar otros nueve estudiantes, obteniéndose así una nueva muestra de 58 estudiantes, la cual fue procesada con la misma metodología explicada anteriormente.

Tabla 4 – Matriz de las correlaciones de las variables binarias

	NCI	II	PMP	AM_I	AM_II	Alg_I	Alg_II	Prog	L_G
NCI		0.00	0.00	0.10	0.35	0.21	0.29	0.38	0.00
II			0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
PMP				0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
AM_I					0.49	0.65	0.67	0.71	0.00
AM_II						0.45	0.72	0.67	0.00
Alg_I							0,65	0.63	0.00
Alg_II								0.71	0.00
Prog									0.00

### 5. Estudio descriptivo de las variables de la segunda muestra

El estudio descriptivo desarrollado con la segunda muestra no evidencia diferencias significativas con respecto a los alcanzados para las variables en común con la primera muestra. (Ver tablas 5 y 6). Sin embargo, cabe señalar que, si bien las correlaciones que se establecen entre las variables se conservan al mismo nivel de significación, el hecho de haber incorporado a nuevos estudiantes en el estudio provocó que las variables más altamente correlacionadas fuesen Alg\_I y Alg\_II, lo cual, desde el punto de vista del diseño curricular es un resultado más lógico que el obtenido con la primera muestra, la cual correlacionó Alg\_I y AM\_I.

Tabla 5 – Media y desviación estándar de las calificaciones de la segunda muestra

	Media	Desviación Estándar
NCI	2,4181	1,88842
AM_I	3,1897	,99924
AM_II	2,9483	,86699
Alg_I	3,3621	1,02081
Alg_II	3,1552	,98767
Prog	3,1207	1,17096

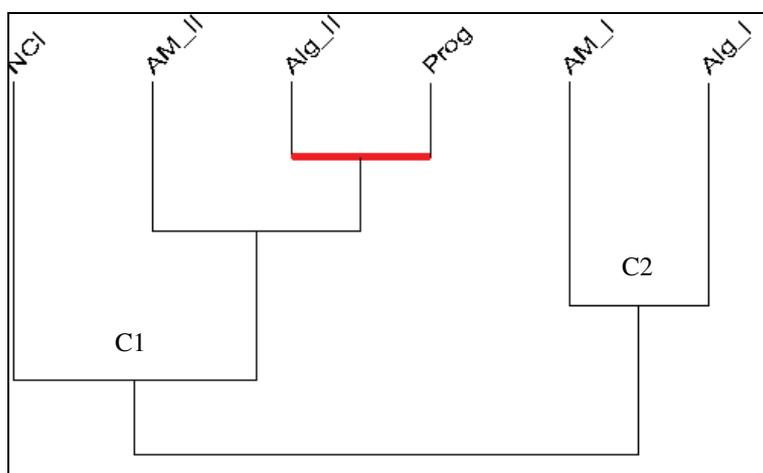
Tabla 6 – Correlaciones entre las calificaciones de las asignaturas de la segunda muestra

	NCI	AM_I	AM_II	Alg_I	Alg_II	Prog
NCI	1	,442(**)	,461(**)	,480(**)	,445(**)	,485(**)
AM_I		1	,761(**)	,809(**)	,752(**)	,685(**)
AM_II			1	,735(**)	,768(**)	,646(**)
Alg_I				1	,831(**)	,755(**)
Alg_II					1	,772(**)
Prog						1

\*\* Correlación significativa al nivel 0.01 (bilateral).

Al aplicar el CHIC a la nueva muestra se obtuvo en primer lugar el árbol de similaridad (ver figura 2), en el cual se aprecia la formación de dos clases de cuasi equivalencia. La primera agrupa a las notas de las asignaturas Álgebra II, Programación, Análisis Matemático II y el Curso Introdutorio, la misma contiene al único nodo significativo, el cual se da en el nivel 1 con un índice de similaridad de 0.978961. La segunda clase agrupa las notas de las asignaturas de Análisis Matemático I y Álgebra I.

Figura 2 – Árbol de similaridad de la segunda muestra



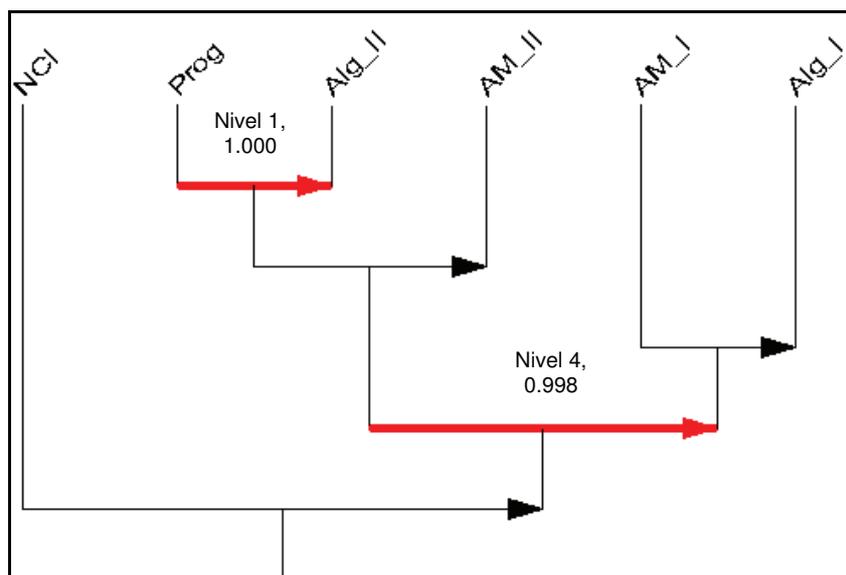
De este árbol se puede concluir que:

- a) Se manifiesta similitud entre grupos de asignaturas cuyos reportes evaluativos se dan en el mismo semestre, los de la primera clase en el segundo semestre y los de la segunda en el primer semestre.
- b) La nota del Curso Introdutorio muestra una mayor similitud con las notas de las asignaturas del segundo semestre, las cuales, del estudio descriptivo,

se aprecia que son más bajas que las del primer semestre, lo cual puede estar determinado por el hecho de que pocos estudiantes pasan limpios (con todas las asignaturas del primer semestre aprobadas) al segundo semestre, provocando un obstáculo psicológico y académico en el estudiante, que tiene que vencer las asignaturas del segundo semestre, para las cuales requiere de habilidades que no ha logrado adquirir, y teniendo pendiente un grupo de asignaturas del primer semestre, con una única oportunidad de vencer en exámenes extraordinarios de fin de curso.

La figura 3, correspondiente al árbol cohesitivo, muestra que se ha conformado una sola clase de asignaturas, la cual resulta significativa con un índice de cohesión de 0.963. Esta clase contiene a los nodos más significativos, al nivel 1 y 4, con índices de cohesión de 1 y 0.998 respectivamente.

Figura 3 – Árbol Cohesitivo



A partir de la estructuración que se ha obtenido del árbol cohesitivo se desprende la formación de las siguientes *meta reglas*<sup>1</sup>  $C : C_1 \Rightarrow C_2$ , donde a su vez  $C_1 : (Prog \Rightarrow Alg\_II) \Rightarrow AM\_II$ , con un índice de cohesión de 1 y

<sup>1</sup> *Meta regla*: Reglas de reglas.

*Regla*: Significado semántico de una cuasi-implicación del tipo: “si a entonces b”. Es una especie de “teorema” vinculando una premisa y una conclusión. (Ayuda online del C.H.I.C)

$C_2 : AM\_I \Rightarrow Alg\_I$ , con un índice de cohesión de 0.999 y  $NCI \Rightarrow C$ , con un índice de 0.998, son meta reglas definidas a partir de reglas o meta reglas, las cuales se detallan a continuación:

- C1: si el estudiante aprueba Programación entonces aprueba Álgebra II, y de aprobar ambas asignaturas, entonces aprueba Análisis Matemático II;
- C2: si el estudiante aprueba Análisis Matemático I, aprueba entonces Álgebra I;
- $NCI \Rightarrow C$  : si el estudiante aprueba el Curso Introductorio, entonces ocurre C.

Las asignaturas que aparecen involucradas en las meta reglas antes enunciadas, estaban próximas en el árbol de similaridad.

En la tabla 7 se muestran, a modo de ejemplo de salida del CHIC, los valores de riesgo de la tipicidad de cada una de las variables suplementarias definidas, en el nodo más significativo del árbol cohesitivo. Los resultados obtenidos del análisis de la contribución de las variables suplementarias no se incluyen debido a que fueron idénticos a los obtenidos en el análisis de la tipicidad.

Tabla 7 – Tipicidad de las variables suplementarias

card GO 34	p 0.586	1-p 0.414
La variable CC es típica a esta clase con un riesgo de : 0.589 Intersección con el grupo óptimo: 32		
La variable CM es típica a esta clase con un riesgo de : 0.344 Intersección con el grupo óptimo: 2		
La variable Sex_M es típica a esta clase con un riesgo de : 0.887 Intersección con el grupo óptimo: 24		
La variable <b>Sex_F</b> es típica a esta clase con un riesgo de : <b>0.00479</b> Intersección con el grupo óptimo: 10		
La variable Prov_a es típica a esta clase con un riesgo de : 0.977 Intersección con el grupo óptimo: 2		
La variable <b>Prov_b</b> es típica a esta clase con un riesgo de : <b>0.146</b> Intersección con el grupo óptimo: 8		
La variable Prov_c es típica a esta clase con un riesgo de : 0.207 Intersección con el grupo óptimo: 7		
La variable Prov_d es típica a esta clase con un riesgo de : 0.683 Intersección con el grupo óptimo: 14		
La variable Prov_e es típica a esta clase con un riesgo de : 0.89 Intersección con el grupo óptimo: 3		
La variable Clas_a es típica a esta clase con un riesgo de : 0.844 Intersección con el grupo óptimo: 10		

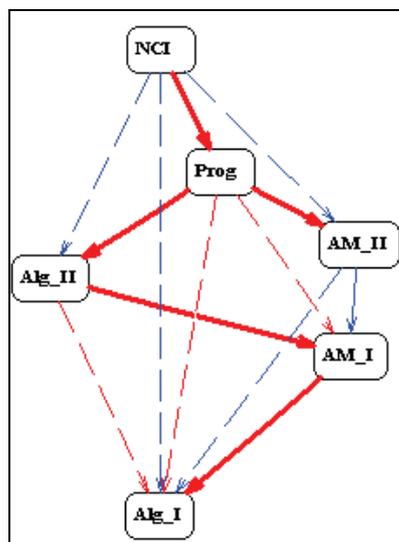
La variable <b>Clas_b</b> es típica a esta clase con un riesgo de : <b>0.347</b> Intersección con el grupo óptimo: 24
La variable <b>Proc_a</b> es típica a esta clase con un riesgo de : <b>0.315</b> Intersección con el grupo óptimo: 34
La variable Proc_b es típica a esta clase con un riesgo de : 1 Intersección con el grupo óptimo: 0
La variable Proc_c es típica a esta clase con un riesgo de : 1 Intersección con el grupo óptimo: 0
La variable Vía_a es típica a esta clase con un riesgo de : 0.863 Intersección con el grupo óptimo: 20
La variable Vía_b es típica a esta clase con un riesgo de : 1 Intersección con el grupo óptimo: 0
La variable Vía_c es típica a esta clase con un riesgo de : 1 Intersección con el grupo óptimo: 0
La variable Vía_d es típica a esta clase con un riesgo de : 0.658 Intersección con el grupo óptimo: 3
La variable <b>Vía_e</b> es típica a esta clase con un riesgo de : <b>0.00479</b> Intersección con el grupo óptimo: 10
La variable Vía_f es típica a esta clase con un riesgo de : 0.586 Intersección con el grupo óptimo: 1
La variable Aprob es típica a esta clase con un riesgo de : 5.38e-007 Intersección con el grupo óptimo: 32

De esta tabla podemos resumir que las variables suplementarias más típicas y contributivas a la formación de la clase 1 (Prog  $\Rightarrow$  Alg\_II) son: la carrera de Matemática, el sexo femenino, la provincia de Holguín, los estudiantes becados, los estudiantes que provienen del preuniversitario y los estudiantes que ingresan por escalafón.

Para el nodo 4, también significativo, los resultados obtenidos en el análisis de la tipicidad y contribución de las variables suplementarias, son muy similares a los obtenidos para la clase 1 y por eso no se incluyen en el trabajo.

El grafo implicativo de la figura 4 muestra las relaciones de implicación entre las asignaturas, en el sentido de que el número de contraejemplos en los que cumpliéndose el antecedente se verifica el consecuente es significativamente bajo. En el grafo aparecen las implicaciones con un índice de cuasi implicación, según la teoría del Análisis Estadístico Implicativo, de 0.99 con trazos gruesos y 0.95 con trazos más finos.

Figura 4 – Grafo Implicativo



El origen del grafo lo constituye la nota del Curso Introductorio y a partir de él se conforma la estructuración de las cadenas de implicaciones.

- El camino  $NCI \rightarrow Prog \rightarrow Alg\_II \rightarrow AM\_I \rightarrow Alg\_I$  marca que los alumnos que aprueban el Curso Introductorio, aprueban la asignatura Álgebra I, si son capaces de aprobar las asignaturas de Programación, Álgebra II y Análisis Matemático I. Todas estas implicaciones son válidas con un nivel de confiabilidad del 99%.
- El camino  $NCI \rightarrow Prog \rightarrow AM\_II \rightarrow AM\_I \rightarrow Alg\_I$  coincide con el anterior, excepto por el hecho de que contiene ahora como elemento central las notas en la asignatura de Análisis Matemático II y que la implicación hacia el Análisis Matemático I se da con un nivel de confiabilidad del 95%.
- No hay implicación directa del NCI al AM\_I, pero sí al resto de las variables con un nivel de confiabilidad del 95%, exceptuando la Programación que la implica con un nivel de confiabilidad del 99%.
- Del grafo también se observa que los estudiantes que aprueban Programación, aprueban el resto de las asignaturas consideradas en el estudio, con una confiabilidad del 99%, exceptuando la asignatura de AM\_I, para la cual existe una implicación por transitividad.

## 6. Conclusiones

El estudio realizado sobre el rendimiento académico de los estudiantes del primer año de las carreras de Licenciatura en Matemática y Licenciatura en Ciencia de

la Computación, en el curso 2007-2008, mostró la existencia de una contradicción entre la supuesta preparación que traen los estudiantes de la Educación Media Superior, reflejada en los altos valores de índices de ingreso y promedio de las calificaciones en Matemática, y los bajos resultados que obtienen en el Curso Introdutorio y en las asignaturas de corte matemático y de programación.

Otros resultados evidenciados con el estudio son el hecho de que los estudiantes que aprueban el Curso Introdutorio tienen una alta probabilidad de vencer las asignaturas contempladas en el estudio y que la asignatura de Programación desempeña un papel dominante dentro del conjunto de asignaturas analizadas.

Las variables suplementarias más típicas y contributivas a la formación de las clases significativas formadas son: el sexo femenino, la provincia de Holguín, los estudiantes becados, los estudiantes que provienen del preuniversitario y los estudiantes que ingresan por escalafón, lo cual nos dice que los estudiantes que cumplen con estas características son los que mejores resultados han obtenido en cuanto a porcentaje de aprobados.

Para la obtención de los resultados de esta investigación, el empleo del sistema informático CHIC resultó ser un instrumento de gran valor, pues permitió identificar asociaciones y estructuraciones entre las asignaturas que posibilitaron profundizar en la interpretación de los resultados.

## Referencias

BOSCH, M., FONSECA, C., GASCÓN, J. Incompletitud de las organizaciones matemáticas locales en las instituciones escolares. **Recherches en Didactique des Mathématiques**, Vol. 24, n° 2.3, 2004. p. 205-250.

CHEVALLARD, Y. L'analyse des pratiques enseignantes en théorie anthropologique du didactique. **Recherches en Didactique des Mathématiques**, Vol. 19, n° 2, 1999. p. 221-266.

FONSECA, C. **Discontinuidades Matemáticas y Didácticas entre la Enseñanza Secundaria y la Enseñanza Universitaria**. Tesis doctoral. Universidad de Vigo, 2004.

FONSECA, C.; GASCÓN, J.; ORÚS, P. **Las Organizaciones Matemáticas en el paso de Secundaria a la Universidad. Análisis de los resultados de una Prueba de Matemáticas de los alumnos de 1º de la UJI**. Universitat Jaume I. Castellón, 2003.

GASCÓN, J.; MUÑOZ-LENCADA, M.; SALES, J.; SEGURA, R. Matemáticas en secundaria y Universidad: razones y sinrazones de un desencuentro. Comunicación presentada en el marco de las “**Xornadas sobre Educación Matemática**”. Santiago de Compostela, 2004. En [http://www.agapema.com/activ/act\\_formacion/jornadas.htm](http://www.agapema.com/activ/act_formacion/jornadas.htm). Visitado en 15 de enero de 2009.

GRAS R., LARHER A. L'implication statistique, une nouvelle méthode d'analyse de données.

**Mathématique, Informatique et Sciences Humaines**, E.H.E.S.S. Paris, n°120, 1992, p. 5-31.

LERMAN, I. C. **Classification et analyse ordinale des données**. Dunod, 1981.

ORÚS, P. Análisis de datos e Investigación en Didáctica de las Matemáticas. **Ponencia Invitada del Seminario sobre Metodología del V Simposio de la Sociedad Española de Investigación en Educación Matemática**, Almería, 2001.

ORÚS, P y ORTEGA, L. La percepción de los alumnos respecto de sus aprendizajes en Matemáticas de 1º año de universidad. **XX Jornadas de Matemática de la Zona Sur**. Universidad de los Lagos: 26-04-2006. [http://www.uji.es/CA/departaments/mat/estructura/personal/&p\\_per\\_id=65237](http://www.uji.es/CA/departaments/mat/estructura/personal/&p_per_id=65237)

## **APPLICATION OF THE STATISTICAL IMPLICATIVE ANALYSIS TO THE STUDY OF THE ACADEMIC YIELD OF STUDENTS OF FIRST YEAR OF MATHEMATICS AND COMPUTER SCIENCE CAREERS**

### **Abstract**

*The objective of the present work is to reveal possible similarity, implication and cohesion relationships between the academic results of students coming from high schools that enter to Mathematics and Computer Science careers and the results that they show in undergraduate courses related to Mathematics and Programming, which they receive in the first year of the mentioned careers. The academic results were analyzed through the average index in high school, the average in the subjects of Mathematics of the last three grades of the pre-university teaching (10<sup>th</sup>, 11<sup>th</sup> and 12<sup>th</sup> grades), the note of the introductory course and the notes obtained in the first year of the career in Mathematical Analysis I and II, Algebra I and II, Programming, and Logic for the students of the career of Computer Science or Geometry for those of Mathematics. They were considered some supplementary variables as the sex, the career, the county of the student's residence, if it was external or granted a scholarship, the input way to the Superior Education and the origin (high school, Order 18 or Professional Technical Teaching), with the objective of determining if these variables could be exercising influence in the relationships that one obtains.*

**Key-words:** *Statistical Implicative Analysis, Similarity, Implication, Cohesion, Academic Result.*