

USO DE TESTORES TÍPICOS PARA DETERMINAR EL IMPACTO DE LOS CONTENIDOS DE LAS ASIGNATURAS EN LA FORMACIÓN PROFESIONAL

Saturnino Job Morales Escobar*, Sandra Silvia Roblero Aguilar**, María Esther Guevara Cruz***, Héctor Rafael Orozco Aguirre*.

*Centro Universitario UAEM Valle de México de la Universidad Autónoma del Estado de México, Atizapán de Zaragoza, Estado de México, México.

**Instituto Tecnológico de Tlalnepantla, Tlalnepantla de Baz, Estado de México, México.

***Universidad Tecnológica Fidel Velázquez, Nicolás Romero, Estado de México, México.

ABSTRACT

In the context of professional training, it is assumed that educational programs offered by higher education institutions, consider needs of the labor market, and that students acquire and develop, the professional skills that satisfy those needs. Thus, the subjects and their thematic contents are defined. However, it is necessary to periodically assess the impact of those contents in vocational training and its relevance in the different areas of professional performance. To determine the impact and relevance of subjects, and their contents, for an educational program, can be addressed as a feature selection problem. Using typical testors, the subjects with the greatest impact respect to the obtained results in a general exit exam were determined, which is applied to the graduates of the educational program on Systems and Communications Engineering from the Autonomous University of Mexico State. For the analysis, the obtained scores for each subject were taken, grouped on nucleus of vocational training, so two classes were determined, candidates with a satisfactory result and those with a non-satisfactory one. From the obtained results, a dependence relationship among the knowledge of different subjects and their relative impact was observed, in order to see the obtained professional skills for the candidates.

KEYWORDS: Educational program, subject, feature selection, typical testors, relevance.

MSC: 62P10

RESUMEN

En el contexto de la formación profesional, se asume que los programas educativos ofertados por las Instituciones de Educación Superior, consideran las necesidades del mercado laboral, y que los estudiantes adquieren y desarrollan, las competencias profesionales que satisfacen esas necesidades. Así, se definen los contenidos de las asignaturas. Sin embargo, es necesario evaluar de manera periódica su impacto y pertinencia en los diversos ámbitos de desempeño profesional. Determinar el impacto de los contenidos de las asignaturas de un programa educativo, puede ser tratado como un problema de selección de variables. Con el uso de los testores típicos, se determinaron las asignaturas de mayor impacto con respecto a los resultados obtenidos en un examen general de egreso, aplicado a egresados de la carrera de Ingeniería en Sistemas y Comunicaciones de la Universidad Autónoma del Estado de México. Para el análisis, se tomaron las calificaciones obtenidas en cada asignatura, agrupadas por núcleos de formación, con ellas se determinaron dos clases, sustentantes con resultado satisfactorio y sustentantes con resultado no satisfactorio. De los resultados obtenidos, se observó una relación de dependencia entre conocimientos de varias asignaturas y su impacto relativo en las competencias profesionales obtenidas por los sustentantes.

1. INTRODUCCIÓN

A nivel mundial, los programas de las asignaturas orientadas a la formación de profesionales y la evaluación de su calidad de los mismos es un tema de enorme interés. En México, para el aseguramiento de la calidad de los programas educativos y la fortaleza de las Instituciones de Educación Superior (IES), se cuenta con mecanismos de evaluación externos a las IES entre los que sobresalen: evaluaciones que llevan a cabo los Comités Interinstitucionales para la Evaluación de la Educación Superior; las acreditaciones de programas que se efectúan al amparo del Consejo para la Acreditación de la Educación Superior; y los Exámenes Generales de Egreso de la Licenciatura (EGEL) del Centro Nacional de Evaluación (CENEVAL) [1].

En este trabajo, se presenta un análisis de los resultados obtenidos en el examen de Ingeniería Computacional (EGEL ICOMPU) [2], por los egresados del programa educativo (PE) de la carrera de Ingeniería en Sistemas y Comunicaciones (ISC) del Centro Universitario UAEM Valle de México de la Universidad Autónoma del Estado de México.

Para el análisis, se utilizaron los testores típicos desarrollados en el Reconocimiento Lógico Combinatorio de Patrones [3]. En el trabajo realizado por Torres et. al. [4], se puede consultar otra aplicación de los

testores típicos en la identificación de factores que influyen en el desempeño de sustentantes, que concluidos sus estudios de bachillerato, realizan el examen estandarizado de ingreso a nivel profesional EXANI-II, en este caso, aplicado por CENEVAL para la Universidad Autónoma de Aguascalientes en 2013.

El EGEL ICOMPU, es una prueba que tiene como objetivo identificar en qué medida, los egresados de carreras afines a Ingeniería Computacional, cuentan con los conocimientos y las habilidades esenciales para el inicio del ejercicio profesional en el campo laboral. El examen es diseñado, revisado y actualizado por un Consejo Técnico que se conforma por representantes de IES públicas y privadas, así como por colegios o asociaciones de profesionales e instancias empleadoras del sector público o privado del país.

Este examen evalúa a los sustentantes en 5 áreas: selección de sistemas computacionales para aplicaciones específicas, nuevas tecnologías para la implementación de sistemas de cómputo, desarrollo de hardware y software asociado para aplicaciones específicas, adaptación de hardware y/o software para aplicaciones específicas, y por último, redes de cómputo para necesidades específicas.

En cada una de las áreas evaluadas por el EGEL ICOMPU, se consideran tres niveles de desempeño: aún no satisfactorio, satisfactorio y sobresaliente, en los cuales se clasifica a los sustentantes en función del puntaje obtenido. Dicho puntaje guarda relación con el nivel de conocimiento y desarrollo de habilidades alcanzado en su formación y está reflejado por las calificaciones obtenidas en las asignaturas. Esta relación brinda información valiosa para la determinación del impacto de su contenido en la formación profesional. Es claro que en el análisis del impacto se deben considerar las 53 asignaturas que forman el currículo completo de la carrera de ISC, así, primero se debería evaluar el impacto de cada una de ellas de manera individual, y dado que entre ellas hay conocimientos complementarios o dependientes para lograr una competencia, se deben continuar haciendo combinaciones entre ellas, hasta tomar todas. Esto sugiere revisar cada subconjunto del conjunto de asignaturas, en este caso $2^{53} - 1$ subconjuntos.

En este contexto, el uso de los testores típicos ofrece un mecanismo de análisis para determinar el impacto de las calificaciones obtenidas por el egresado en su trayectoria académica, asumiendo que una mayor calificación implica una mejor formación y mayor dominio del tema. De esta manera, el resultado obtenido en el examen permite evaluar el nivel de pertinencia de los contenidos del PE de ISC.

En términos generales, un testor típico, concepto introducido por Yablonskii y Cheguis, citado en [5], es un conjunto de variables, cuya combinación de valores permite diferenciar objetos que están en clases diferentes. En este caso, se tienen dos clases, alumnos que tienen resultado satisfactorio y aquellos que no lo tienen. Las descripciones están dadas por las calificaciones obtenidas por los alumnos en cada asignatura. Para el cálculo de los testores típicos, se construyeron 4 matrices de entrenamiento con base en los núcleos de formación: básico, sustantivo que se dividió en ciencias de la ingeniería e ingeniería aplicada, e integral, con la codificación de las calificaciones obtenidas por los sustentantes del EGEL ICOMPU en su aplicación de 2015 en cada asignatura. Luego, tomando como base los resultados y aplicando los testores típicos en cada matriz, se identificaron combinaciones de calificaciones de asignaturas que permitieron diferenciar sustentantes con testimonio satisfactorio (suficiente y sobresaliente) de aquellos sin testimonio.

Finalmente, a partir de los testores típicos se pudo determinar cuáles fueron las asignaturas de mayor impacto en los resultados de la aplicación del EGEL ICOMPU de dicha edición, esto mediante el cálculo de su relevancia o peso informacional, lo cual se detallará más adelante en la sección 3.

2. FUNDAMENTOS TEÓRICOS

De acuerdo con Shulcloper et. al. en [5], los objetos se describen mediante un conjunto de variables que da lugar a un espacio de representación formado por el producto cartesiano de los dominios de dichas variables. Así, un objeto se representa por un n-uplo donde se pueden mezclar variables de distinta naturaleza, numérica o no numérica. Para el planteamiento formal y la notación utilizada en el presente documento, se toma la dada en [5].

Sea U un universo de objetos estructurados en l clases K_1, \dots, K_l . Los objetos están descritos en términos del conjunto de variables $R = \{x_1, \dots, x_n\}$, para cada elemento $O_i \in U$ la descripción está dada por el n-uplo $I(O_i) = (x_1(O_i), \dots, x_n(O_i))$.

Sea M_p el conjunto de valores admisibles de la variable x_p , $p = 1, \dots, n$, es decir, $x_p(O_i) \in M_p, i = 1, \dots, m$. Para cada objeto O_i de U hay una l -upla de pertenencia $\alpha(O_i) = (\alpha_1(O_i), \dots, \alpha_l(O_i))$, en donde $\alpha_j(O_i) \in \{0, 1\}$, 1 indica que el objeto pertenece a la clase $K_j, j = 1, \dots, l$. Para efectos del cálculo, esta información se almacena en una estructura denominada

matriz de entrenamiento (ME). La Tabla 1, muestra de manera general el contenido de dicha matriz de entrenamiento, donde $x_i(O_j)$ representa el valor de la variable x_i en el objeto O_j .

Tabla 1. Matriz de entrenamiento (ME) para el cálculo de testores típicos

	x_1	...	x_n	α_1	...	α_l
O_1	$x_1(O_1)$...	$x_n(O_1)$	$\alpha_1(O_1)$...	$\alpha_l(O_1)$
\vdots		\vdots			\vdots	
O_m	$x_1(O_m)$...	$x_n(O_m)$	$\alpha_1(O_m)$...	$\alpha_l(O_m)$

Definición 2.1. Un criterio de comparación para la variable $x_i \in R$ es una función $C_i : M_i \times M_i \rightarrow V_i$, en donde $\forall i, V_i$ es un conjunto totalmente ordenado. Esta función da el grado de similitud entre un par de valores admisibles para x_i . C_i puede ser booleano, k-valente o real.

Definición 2.2. Sea $M_{i_1} \times \dots \times M_{i_s}$ para cualquier $T = \{x_{i_1}, \dots, x_{i_s}\} \subseteq R$, siendo R el conjunto de variables en términos en los que son descritos los objetos, se define una función $\beta : (M_{i_1} \times \dots \times M_{i_s})^2 \rightarrow V$, donde V es un conjunto totalmente ordenado y β es una función de semejanza (parcial) con denominaciones análogas a C_i en dependencia de V , la cual cumple $\beta_T(O, O) \geq \max_{O' \in M} \{\beta_T(O, O')\}$, siendo M el conjunto de una muestra de objetos del universo. Cuando $s = n$, se dice que β es una función de semejanza total.

El conjunto de variables $\{x_{i_1}, \dots, x_{i_s}\}$, se denomina testor para una ME, con base en la definición inicial de Zhuravliov, descrita en [5], si después de eliminar todas las columnas de ME, excepto las correspondientes a cada variable del conjunto, no existen filas semejantes en clases diferentes. Un testor se llama típico, si al eliminar una variable cualquiera, el conjunto restante deja de ser testor para ME. Al número s se le denomina longitud del testor.

Ahora bien, para calcular la importancia de una variable, se tienen varias opciones: una, es utilizar la definición de peso informacional con base en la frecuencia de aparición de la variable en los testores típicos dado por la expresión siguiente:

$$P(x_i) = \tau(i)/\tau \text{ para } i=1, \dots, n, x_i \in R, \quad (1)$$

Donde τ es el número de testores típicos de ME y $\tau(i)$ el número de aquellos testores típicos en los que aparece la variable x_i .

Otra opción basada en la longitud de los testores típicos de ME se calcula con la siguiente expresión:

$$L(x) = \frac{\sum_{t \in \varphi^*(x)} \frac{1}{|t|}}{|\varphi^*(x)|} \quad (2)$$

Donde $\varphi^*(x)$ el conjunto de testores típicos que contienen a la variable x .

Una tercera opción, está definida como sigue:

$$\rho(x) = \theta P(x) + \beta L(x) \text{ con } \theta, \beta > 0 \text{ y } \theta + \beta = 1, \quad (3)$$

Siendo θ y β dos parámetros que ponderan la participación o influencia de $P(x)$ y de $L(x)$ respectivamente.

3. DETERMINACIÓN DEL IMPACTO

En este trabajo, un testor típico está representado por el siguiente conjunto: $\tau = \{x_{i_1}, \dots, x_{i_s}\}$. Donde x_{i_j} , $j=1, \dots, s$ es una asignatura tomada como variable.

Las columnas de ME son las asignaturas, y para cada fila, se toma la calificación aprobatoria obtenida por el estudiante en la asignatura correspondiente. La clase a la que éste pertenece es determinada con base en el resultado obtenido en el EGEL ICOMPU. En este caso, sólo hay dos clases, los que obtuvieron resultado satisfactorio y los que no.

Para encontrar los testores típicos, se utilizó el algoritmo BT presentado en [5]. Este algoritmo se basa en la idea de ir generando n-uplos booleanos, llamados lista, denotados por α , los cuales representan todos los subconjuntos posibles de variables, iniciando con $(0, \dots, 0, 1)$, que está asociado con el conjunto $\{x_n\}$, hasta llegar al $(1, 1, \dots, 1, 1)$, correspondiente al conjunto completo de variables en R . En el algoritmo se verifica si cada n-uplo generado se corresponde con un testor típico.

Para la implantación del algoritmo, a partir de la ME, se construyen la Matriz de Diferencia (MD) y la Matriz Básica (MB). MD contiene en cada fila el resultado de comparar, con base en el criterio de comparación definido para cada variable, las descripciones de objetos que están en clases diferentes y MB

contiene solamente las filas (filas básicas) de la matriz de diferencia, que garantizan que se conservan todos los testores típicos presentes en la matriz de entrenamiento.

3.1 Análisis del PE de ISC

El PE de ISC, contiene 53 asignaturas pertenecientes a las áreas: ciencias básicas y matemáticas; ciencias de la ingeniería; ingeniería aplicada y ciencias sociales y humanidades. Las asignaturas están distribuidas en tres núcleos de formación: básico (formación elemental y general de carácter multidisciplinario), sustantivo (formación propia de la disciplina) e integral (visión integradora orientada hacia el ejercicio profesional).

Para la evaluación del impacto de los contenidos de las asignaturas, se tomaron los núcleos de formación y se aplicó el algoritmo BT para encontrar los testores típicos. Se conformaron 4 matrices de entrenamiento, la primera para las 16 asignaturas del núcleo básico, la segunda y tercera para las 16 asignaturas del área de ciencias de la ingeniería y 10 de ingeniería aplicada, estas dos, correspondientes al núcleo sustantivo, y la última matriz para las 11 del núcleo integral. Para cada ME se ingresaron 26 filas correspondientes a egresados de ISC que aplicaron el EGEL ICOMPUS en 2015. En cada fila, se almacenaron las calificaciones finales obtenidas por los egresados en cada asignatura. El criterio de comparación para cada variable fue booleano de diferencia con base en dos intervalos, [60,80) y [80,100]. Para la clasificación, se consideró el resultado del EGEL ICOMPUS, conformando dos clases. Así, de las 26 filas, 19 corresponden a los alumnos que alcanzaron testimonio satisfactorio o sobresaliente y 7 a los que no lo obtuvieron.

4. RESULTADOS

A partir de la primera ME, se calcularon 1826 testores típicos para las asignaturas del núcleo básico, y de acuerdo a las ecuaciones (1-3), se calculó la relevancia informacional para determinar el impacto de los contenidos de cada asignatura. Para la presentación en este trabajo, se tomaron como muestra las asignaturas que tuvieron el impacto más alto, como se observa en la tabla 2, de donde se desprende que los conocimientos obtenidos en éstas influyen en la adquisición de los conocimientos evaluados en el examen de egreso. Estática y dinámica aparece en todos los testores, mientras Inglés c2 en un 66.8% de los mismos, Introducción a la computación en el 65.1 % y Álgebra lineal en el 58.9%.

Tabla 2. Asignaturas más significativas del núcleo básico

Asignatura	Frecuencia	Longitud	Combinado
Estática y dinámica	1	0,121	0,56
Inglés c2	0,668	0,117	0,392
Introducción a la computación	0,651	0,12	0,386
Álgebra lineal	0,589	0,12	0,355

Para las correspondientes al núcleo sustantivo, se encontraron 4156 testores típicos para las asignaturas de ciencias de la ingeniería, los cálculos de su impacto se presentan en la tabla 3, como se puede observar, estas dan una formación sólida en el área de computación y desarrollo de sistemas. Para las asignaturas de ingeniería aplicada, se encontraron solamente 6 testores típicos, cuyos impactos se muestran en la tabla 4, y sin duda las mismas aportan conocimientos que todo profesional en el área debe tener.

Tabla 3. Asignaturas más significativas del área de ciencias de la ingeniería del núcleo sustantivo

Asignatura	Frecuencia	Longitud	Combinado
Introducción a la ingeniería	0,7589	0,1166	0,4377
Ingeniería de software	0,6936	0,1109	0,4023
Lenguajes formales y autómatas	0,6665	0,1106	0,3885
Sistemas de información	0,6638	0,1112	0,3875

Finalmente, para las asignaturas pertenecientes al núcleo integral se tienen los resultados presentados en la tabla 5, con base en 976 testores típicos, de los resultados en este núcleo se observa la integración de conocimientos que éstas proporcionan al ser impartidas en los últimos años de formación.

Tabla 4. Asignaturas más significativas del área de ingeniería aplicada del núcleo sustantivo

Asignatura	Frecuencia	Longitud	Combinado
Arquitectura de computadoras	1	0,1355	0,5677
Protocolos de comunicación de datos	1	0,1355	0,5677
Redes	1	0,1355	0,5677
Matemáticas discretas	0,6666	0,1443	0,4055

Tabla 5. Asignaturas más significativas del núcleo integral

Asignatura	Frecuencia	Longitud	Combinado
Interconexión y seguridad en redes	1	0,13	0,56
Transmisión y comunicación de datos	1	0,13	0,56
Inteligencia artificial	0,84	0,13	0,48
Sistemas expertos	.75	0,13	0,44

En general, el impacto promedio de las asignaturas, pondera de la misma manera al determinado por la frecuencia (cantidad de testores en los que aparece) y por longitud (cantidad de variables con las que aparece). Así, las calificaciones obtenidas por el egresado en las asignaturas con mayor impacto, influirán en un posible resultado satisfactorio en el EGEL ICOMPU, siendo las de mayor relevancia en su formación profesional.

5. CONCLUSIONES Y TRABAJO FUTURO

En el estudio aquí presentado, los testores típicos, proporcionan una herramienta de análisis importante para la evaluación del impacto de los contenidos de las asignaturas del PE de ISC con respecto a las calificaciones y al resultado obtenido en el EGEL ICOMPU por los sustentantes.

Por otra parte, se puede observar la relación de dependencia presente entre asignaturas que en conjunto desarrollan las competencias profesionales que se requieren en un egresado de Ingeniería en Sistemas y Comunicaciones, vistas a través del EGEL ICOMPU aplicado a egresados de carreras afines a Ingeniería Computacional.

Este estudio, se puede llevar a cabo para la evaluación de otros PEs con respecto a los exámenes de egreso que les son aplicados, al considerar que estos ofrezcan un impacto satisfactorio con respecto a las competencias evaluadas en el examen de egreso correspondiente.

En cuanto a trabajo futuro, se pueden utilizar otros algoritmos [6-7] para el cálculo de los testores típicos, incluso, se pueden analizar los resultados considerando extensiones de los conceptos de testor y testor típico [7-9]; por otra parte, se puede utilizar el nivel de impacto para el pronóstico del resultado de un egresado de ISC en el EGEL ICOMPU.

RECEIVED: JULY, 2016
REVISED: MARCH, 2017

REFERENCIAS

- [1] CENEVAL: Centro Nacional de Evaluación para la Educación Superior, A.C. Disponible en <http://www.ceneval.edu.mx/ceneval-web/content.do?page=0>. **Consulted** 15-2, 2017.
- [2] CENEVAL: Guía para el sustentante, EGEL para Ingeniería Computacional. Disponible en http://ceneval.edu.mx/documents/20182/37547/GUIA+FINAL_EGEL-COMPU_20012017.pdf/6d88f564-b277-467e-83a3-685d28b3ef3c. **Consulted** 15-2, 2017.
- [3] MARTÍNEZ, T. J. F., and GUZMÁN, A. A. (2001): **The logical combinatorial approach to pattern recognition an overview through selected works**. Pattern Recognition 34,741-751.
- [4] TORRES, S. M. D., TORRES, S. A., TAPIA, D. O. A, and PONCE, G. J. C. (2016): **Factores que Inciden en el Desempeño del Exani-II en la Ciudad de Aguascalientes**, Tecnología Educativa, Revista CONAIC, Vol. III, 2, 62-70.
- [5] RUIZ, S.J., GUZMÁN, A. A., and MARTÍNEZ, T. J. F. (1999): **Enfoque Lógico Combinatorio al reconocimiento de Patrones. Selección de Variables y Clasificación Supervisada**. IPN, México.
- [6] TORRES M.D, TORRES A, PONCE De L., and OCHOA, A. (2006): **Búsqueda Dispersa y Testor Típico**. 11° Simposio de Informática y 6° Mostra de Software Academico SIMS 2006. Uruguiana, Brasil. Hífen, Uruguiana, 30-58.

- [7] SANCHEZ, D. G., and LAZO, C. M., (2008): **CT-EXT: An algorithm for Computing Typical Testor Set.** LNC, Springer, Heidelberg 4756, 506-514.
- [8] GUEVARA, C. M. E., MORALES, E. S. J., RODRÍGUEZ, P. I. and MARTÍNEZ, T. J. F. (2011): **Cálculo de FS-testores Difusos Utilizando Algoritmos Genéticos.** In: GONZÁLEZ, M. M., HERRERA A. O. **Avances Recientes en Sistemas Inteligentes**, 132-141. Sociedad Mexicana de Inteligencia Artificial, México.
- [9] LAZO, C. M., RUIZ, S. J., and ALBA, C. E. (2001): **An overview of the evolution of the concept of testor.** Pattern Recognition. 34, 753-762.