

ESTRATEGIA PARA DETECTAR ESTILOS DE APRENDIZAJE USANDO LA TÉCNICA DE PARTICIONES

Christian O. Díaz-Ovalle
Instituto Tecnológico de Roque, México.
chdiaz@itroque.edu.mx

Ana Karen Rico
Instituto Tecnológico de Roque, México.
anakaren_rico@hotmail.com

Andrea Arellano
Instituto Tecnológico de Roque, México.
andyanya@live.com.mx

Alejandro Guzmán-Zazueta
Instituto Tecnológico de Roque, México.
a_zazueta@hotmail.com

Resumen

La identificación de los estilos de aprendizaje en un grupo de alumnos es un apoyo fundamental para el docente, pero requiere la aplicación de técnicas de detección, que generalmente, arrojan resultados descriptivos. En este trabajo, se plantea una estrategia para predecir los estilos de aprendizaje en grupos de nuevo ingreso bajo una interfaz C# en un servidor SQL. La interfaz obtiene los datos del índice Felder-Soloman y los trata bajo la técnica de particiones, la cual predice tendencias multi-variables con una cantidad considerable de datos. Esta técnica emplea el cálculo de centroides geométricos para indicar las regiones de predicción de cada variable. La obtención de los centroides se realizó por un método numérico incluido en la base de datos. La aplicación de esta estrategia se llevó a cabo en el Instituto Tecnológico de Roque y los resultados indican una predicción aceptablemente por parte de esta estrategia.

Palabras clave: interfaz SQL, partición, centroides, minimización, predicción de estilos de aprendizaje.

AN APPROACH TO DETECT LEARNING STYLES APPLYING THE PARTITION METHOD

Abstract

The identification of learning styles is a fundamental supporting description of professor, but it requires some detecting techniques to provide descriptive results. In this paper, we propose an approach to predict a specific learning style on new students by obtaining data from Felder-Soloman test with a SQL interface. The treatment of test results is possible by the partition method to predict multi-variable trends with high information level. This approach considers the geometric centroid calculation to indicate several forecast regions per each variable; and, this calculation includes a database and SQL interface. The test was carried out at the Roque Institute Technology, and the results show an acceptable and useful prediction.

Key words: learning styles forecast, partition, centroid, SQL interface, minimization.

1. INTRODUCCIÓN

El alto índice de reprobación en las instituciones educativas, particularmente en México, es un problema que ha generado una gran cantidad de investigación enfocadas a prevenir y mitigar el problema. Actualmente, una gran cantidad de conclusiones, metodologías, estrategias y publicaciones han sido realizadas. Sin embargo, el problema tiene connotaciones particularizadas de forma social y económica (Gómez, 1990). Por lo cual, el problema ha sido analizado en base a este fundamento para encontrar soluciones eficientes en los distintos niveles educativos. En nivel superior, el área de ingenierías encabeza la existencia del fenómeno, donde el problema recae en clases hostiles con poca asistencia, errores de enseñanza y crítica hacia al maestro (Felder y Silverman, 1988). La consecuencia notoria se observa en la deserción de los alumnos. En este nivel, se ha mostrado una estrategia que aporta guías sólidas y simples para mantener los índices de deserción y reprobación bajos. Esta estrategia es el tratamiento y análisis de los estilos de aprendizaje (Navarro-Jiménez, 2008).

En principio, los estilos de aprendizaje han sido desarrollados en base a la descripción que los grupos muestran con una alta eficiencia de aprendizaje. Sin embargo, la particularización de este principio, en el caso de ingenierías, ha ayudado a determinar un estilo de aprendizaje para distintos tipos de ingenierías (Ortiz y Canto, 2013). Por otra parte, la determinación de los estilos de aprendizaje garantiza avances en la enseñanza, siempre y cuando se determine el estilo más real y próximo al existente en la clase. De esta forma, se garantiza una enseñanza concreta para evitar errores durante el proceso de aprendizaje.

La determinación del tipo de estilo de aprendizaje ha estado basada en distintos instrumentos. Estos varían su evaluación en base a análisis, perfiles, inventarios, etc. Entre los instrumentos se pueden mencionar el inventario de Kolb, el cuestionario CHAEA, el perfil de Apter, etc. En la mayoría de los casos, la aplicación es muy generalizada, es decir se aplican a distintos niveles educativos, diferentes perfiles de enseñanza, variados escenarios, múltiples estrategias cognitivas, etc. Sin embargo, algunos investigadores los han

particularizado, como el caso a nivel ingeniería donde el rendimiento académico fue mejorado al aplicar el estilo de aprendizaje correcto (Ortiz y Canto, 2013). A nivel superior ha sido definida una relación entre el aprendizaje auto-regulado y los estilos de aprendizaje utilizando algunos de los instrumentos más representativos de análisis y manejando la información con la técnica estadística de ANOVA (Contreras y Lozano, 2012; Troyano *et al.*, 2009). Inclusive, desde una perspectiva de tutorías, la aplicación del análisis de estilos de aprendizaje permite al tutor la generación de un perfil grupal para fortalecer e implementar la correcta intervención educativa (Juárez *et al.*, 2012). Asimismo, la caracterización de los estilos de aprendizaje a nivel superior fue realizada bajo sus fundamentos teóricos, logrando una contextualización generalizada de su diversidad (Aguilera, 2012).

La aplicación de estas herramientas en México no ha garantizado una predicción rigurosa sobre el estilo de aprendizaje más adecuado a grupos de alumnos. Por lo cual, es necesario la realización de una estrategia de medición aceptable. Por lo cual, en este trabajo se plantea una estrategia que aproxime la predicción del estilo de aprendizaje con la técnica de minería de datos, en particular el método de particiones.

2. DESCRIPCIÓN DEL PROBLEMA

Una de los objetivos de este trabajo es determinar los estilos de aprendizaje de los estudiantes, para darlos a conocer a los docentes y así que ellos adecúen sus programas educativos. El estudio de los estilos de aprendizaje sirve como indicador relativamente estable, de la forma en que los alumnos perciben interacciones y responden a sus ambientes de aprendizaje. Este tipo de estudios genera grandes cantidades de información que, si fuera diagnosticada por una sola persona, requeriría tener asignada únicamente esa actividad y por un largo periodo de tiempo.

El Instituto Tecnológico de Roque ha mostrado un bajo rendimiento académico. Esto en muchos casos tiene como consecuencia la deserción de los alumnos, sobre todo de aquellos de los primeros semestres. La deserción ha afectado a todas las carreras, por lo que ha surgido la inquietud en algunos maestros y

alumnos en realizar estudios profundos de esta problemática. Así, este trabajo forma parte una sección de un estudio global que involucra el análisis de los estilos de aprendizaje.

Al realizar un sondeo general e informal entre la población estudiantil, fue posible detectar que una de las inconformidades más notorias es la falta de comprensión de las clases. Esto dado, en la mayoría, por alumnos de nuevo ingreso, e incluye la incomprensión por parte del maestro sobre el desarrollo académico de los alumnos. Claramente, el fenómeno presentado indica la aplicación incorrecta, en algunos de los casos, de la técnica de enseñanza. Por lo cual, la determinación del estilo de aprendizaje es una solución parcial al problema, el cual incluye factores complejos y externos para la institución.

3. MÉTODO

Esta investigación está dada por aplicación de test dentro de un paradigma cuantitativo con diseño no experimental, ya que el objetivo es lograr una clasificación de alumnos por estilo de aprendizaje bajo un procedimiento de análisis de información. La técnica empleada es la minería de datos, que a través de las particiones, puede pronosticar adecuadamente una clasificación para un conjunto alto de variables.

3.1 Participantes

La muestra se formó por alumnos de nuevo ingreso del Instituto Tecnológico de Roque en la generación de ingreso en agosto 2012. La distribución se basó en todas las carreras como: Ingeniería en Agronomía (IAG) 26 alumnos, Ingeniería en Industrias Alimentarias (IIA) 25 alumnos, Ingeniería en Gestión Empresarial (IGE) 40 alumnos, Ingeniería en Hidrología (IHI) 11 alumnos, Ingeniería en Innovación Agrícola (IIG) 12, Ingeniería en Tecnologías de la Información y Comunicación (IIC) 49 alumnos. El total son 163 alumnos, cuyas variables de descripción se centran en el promedio global obtenido en la educación media-superior en una escala de 0-100 (PR), y el puntaje obtenido en el examen de admisión Ceneval (CE).

3.2 Materiales y procedimientos

La obtención del estilo de aprendizaje sigue un instrumento de recolección ya conocido, test de Felder-Soloman (citado en Felder y Silverman, 1988). Los resultados de este test siguen una clasificación de dos clases de estilo de aprendizaje: clase A (activo, sensorial, visual y secuencial) y clase B (reflexivo, intuitivo, verbal y global). Así, los estilos de aprendizaje son mostrados bajo estas clases provenientes de un conjunto de alumnos. El conjunto de datos es analizado bajo la técnica de minería de datos y sobre esta se realizó una estrategia numérica para su solución. Esta sección incluye la descripción de estos puntos y una interfaz realizada para la predicción de los estilos de aprendizaje.

3.2.1 Minería de datos: Técnica de particiones

La solución de problemas por minería de datos está basada en la extracción de un resultado o predicción a partir de grandes cantidades de datos almacenados en distintos formatos (Witten y Frank, 2000). Dentro de este tema existen estrategias numéricas que logran el análisis de datos bajo diferentes principios, como inteligencia artificial, estadística, computación gráfica y procesamiento masivo (Pérez-López, 2007). Esta área involucra técnicas descriptivas y predictiva, en este trabajo la técnica predictiva de particiones es la parte central del análisis de la información proveniente del test de Felder-Soloman.

La técnica de particiones es aplicable al recubrimiento dado en subconjuntos que pertenecen a una misma familia de disjuntos, es decir datos con intersección en un mismo espacio. Este recubrimiento puede clasificar los subconjuntos en tantas clases como se hayan definido (Pérez-López, 2007). Para esto existen diversas técnicas de clasificación, la más adaptable al tema de este trabajo es la técnica de discriminante a través de un centroide. En esta parte, el conjunto de datos es asignado a una clase definida cuenta con un punto de masa central o centroide, en el cual la suma de su distancia a todos los puntos de ese conjunto es la mínima. La técnica de particiones toma su fundamento con la obtención de los centroides, los cuales se relacionan con una combinación lineal que permite aplicar una separación perpendicular a la mitad

de su separación. Así, los datos son asignados al conjunto del centroide que se encuentre en el espacio de estos datos.

3.2.2 Estrategia de clasificación: Centroides

La determinación del centroide para un conjunto de datos es la primer etapa de esta estrategia. En base a esto, la distancia de todos los puntos al centroide debe ser calculada, en este trabajo son dos variables descriptivas para las clases A y B de los estilos de aprendizaje, lo cual indica que el problema se formula en dos dimensiones, y la distancia propicia para el cálculo es la euclidiana que se calcula como:

$$D_{Ci} = \sqrt{(X_C - X_i)^2 + (Y_C - Y_i)^2} \quad (1)$$

donde D_{Ci} es la distancia de un dato i al centroide C , X e Y conjuntan la ubicación para el dato i y el centroide C . Ahora, el problema del centroide se formula mediante la sumatoria de las distancias como:

$$D_T = \sum_{i \in I} D_{Ci} = \sum_{i \in I} \sqrt{(X_C - X_i)^2 + (Y_C - Y_i)^2} \quad (2)$$

donde D_T es la suma de todas las distancias de los datos i con centroide en C . La minimización en este problema es no lineal sin restricciones y puede ser resuelta de manera convencional. Es decir, un mínimo equivale a un punto con derivada de valor cero; por lo cual, para las variables X_C y Y_C se obtiene:

$$\frac{\partial D_T}{\partial X_C} = \sum_{i \in I} \frac{X_C - X_i}{\sqrt{(X_C - X_i)^2 + (Y_C - Y_i)^2}} = 0 \quad (3)$$

$$\frac{\partial D_T}{\partial Y_C} = \sum_{i \in I} \frac{Y_C - Y_i}{\sqrt{(X_C - X_i)^2 + (Y_C - Y_i)^2}} = 0 \quad (4)$$

La ubicación del centroide proviene de la solución simultánea de (3) y (4). A lo cual, un método numérico para sistemas de ecuaciones no-lineales es recomendable, en cuyo caso el método de Newton-Raphson es el adecuado.

Este método es formulado para dos ecuaciones $g(X_C, Y_C)=0$ y $f(X_C, Y_C)=0$, equivalentes a las expresiones (3) y (4) respectivamente, como:

$$X_{C_{k+1}} = X_{C_k} - \frac{g(X_{C_k}, Y_{C_k})}{\frac{\partial g(X_{C_k}, Y_{C_k})}{\partial X_C}} \quad (5)$$

$$Y_{C_{k+1}} = Y_{C_k} - \frac{f(X_{C_{k+1}}, Y_{C_k})}{\frac{\partial f(X_{C_{k+1}}, Y_{C_k})}{\partial Y_C}} \quad (6)$$

En estas expresiones el cálculo de la derivada se realiza de forma numérica y la solución comienza con un valor inicial que corresponde a los promedios de las dos variables de representación sobre un conjunto de valores.

3.2.3 Estrategia de clasificación: Particiones

Las realización de las particiones se basa sobre el trazo de una línea recta perpendicular a la línea que une los centroides de los conjuntos. Así, los puntos ubicados sobre la línea pertenecen al conjunto del centroide de esa región. Como primer punto, la ubicación de la partición requiere el punto medio de la línea de los centroides, lo cual se puede obtener como:

$$xcorte = \frac{x_1+x_2}{2} \quad (7)$$

$$ycorte = \frac{y_1+y_2}{2} \quad (8)$$

Las variables $xcorte$ y $ycorte$ son el punto exacto donde se realiza la partición como lo muestra la Figura 1. Además, la pendiente de la recta entre los centroides se obtiene como:

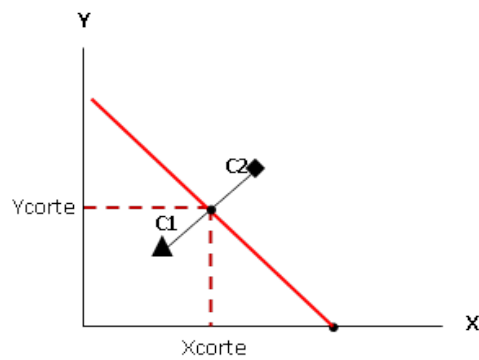


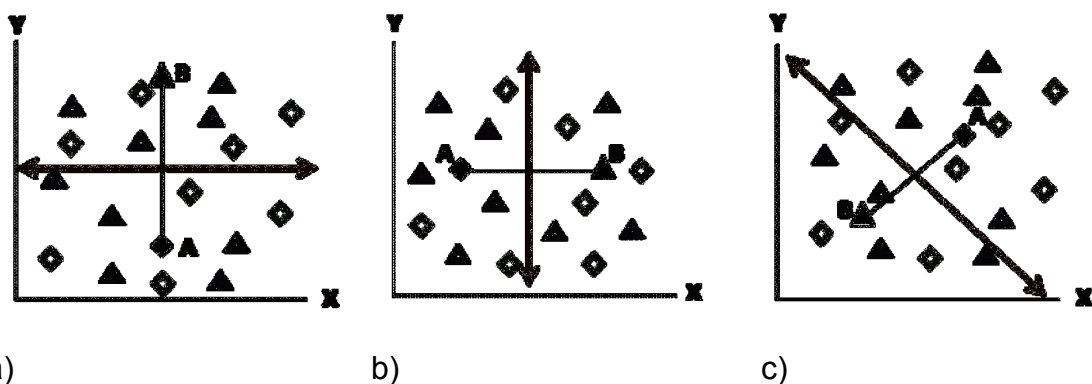
Figura 1. Grafica que representa las variables de “xcorte” y “ycorte”.

$$m_{AB} = \frac{Y_{C1} - Y_{C2}}{X_{C1} - X_{C2}} \quad (9)$$

donde m_{AB} es la pendiente de la línea entre los centroides C_1 y C_2 . Así, para la pendiente perpendicular a esta línea:

$$m_{Pen} = \frac{-1}{m_{AB}} \quad (10)$$

La partición puede tener pendientes que generen problemas numéricos, por lo cual se manejan tres posibles valores, dos de los cuales son predefinidos: pendiente infinita y pendiente cero. Estos se muestran en Figura 2.



a) b) c)
 Fig 2. Casos de pendiente para particiones: a) Pendiente cero, b) Pendiente infinita y c) Pendiente diferente a cero y al infinito.

La ecuación de la recta de la partición permite definir los puntos que se encuentran en las dos zonas de centroides. Para determinar estos puntos, el

problema es simple para los casos a) y b) de la Figura 2. Sin embargo, el caso c) se plantea en base a la proyección que realiza la partición sobre el eje coordenado X. De lo cual, la intersección con el eje se basa en un valor de 0 para Y con la misma pendiente de la partición. Esto es mostrado en la Figura 3 donde se observa la proyección de los centroides A y B sobre el eje X así como de la partición, el punto azul es un dato por clasificar cuya proyección indica su pertenencia al centroide A.

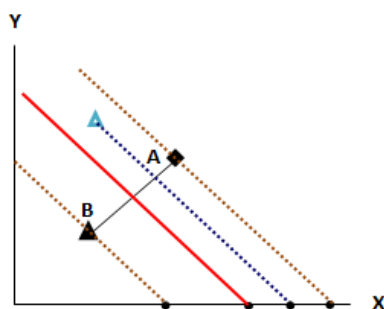


Figura 3. Aplicación de la partición a un punto a evaluar.

3.2.4 Instrumento

La aplicación de la metodología propuesta en este trabajo se logró con una interfaz gráfica. Esta interfaz es una página web con parte visual programada en lenguaje C# y la administración de la base de datos en SQL. La interfaz está integrada al sistema del Instituto Tecnológico de Roque y así es posible acceder a través de la cuenta de cada alumno. En la página de inicio la interfaz se identifica como Estilos de aprendizaje para mostrar el cuestionario de Felder-Soloman. Cabe señalar, que a diferencia de la página desarrollada por estos autores, la página de este trabajo no es pública, mantiene un control de su acceso para clasificar a los alumnos por carrera y logra el análisis de particiones a una fecha específica. La Figura 4 muestra la interfaz, por su parte la Tabla 1 muestra el código referente a las particiones.



Fig. 4. Interfaz de estilos de aprendiza del Instituto Tecnológico de Roque.

Tabla 1. Código referente al cálculo de particiones.

```

1 @YLOOK, @XLOOK
1.1Begin Transaction
1.1.1IF((@TOGX>=@TGY1)AND(@TGYX1>=@TOGY))
    //@TOGX, @TGY1, @TGYX1, @TOGY
1.1.2 IF ((@TGY1-@TOGX) = 0
    BEGIN
        @YLOOK, @XLOOK.
    END
1.1.3 @M1=(@TGYX1-@TOGY)/(@TGY1-@TOGX)
    IF (@M1=0)
        BEGIN
            @YLOOK, @XLOOK.
        1.1.3.1 ELSE
            BEGIN
                @A= -1/@M1
                @Blook= @YLOOK-@A*@XLOOK
                @Xcrosslook= -@Blook/@
                @YLOOK, @XLOOK.
            END
        END
    END
    END
    
```

4. RESULTADOS

Una vez aplicados los cuestionarios a los alumnos, se inició el proceso de la información recabada. El promedio de CENEVAI y promedio de la preparatoria, de los alumnos que contestaron el test, se tomó como el valor inicial al problema numérico. En todos los casos se consideraron las clases A y B de los estilos de aprendizaje, y fueron estas representadas por el estilo de aprendizaje más dominante por cada carrera.

La aplicación de la metodología de este trabajo permitió definir los centroides por cada carrera. La Figura 5 es un esquema de la distribución de los centroides de las carreras obtenidos por esta metodología, los símbolos son indicados en la Tabla 2 y un resumen numérico se muestra en la Tabla 3. En base a la definición del centroide, los puntos indicados son representativos de cada carrera según las clases A y B. Los estilos de aprendizaje dominantes son para la clase A, visual, y para la clase B, global.

La carrera con mayor puntaje es la IIA representada por los estilos visual y global; en contra parte, la carrera IIG es presentada por los estilos activo e intuitivo. Esto es un claro ejemplo de la necesidad de aplicar distintas técnicas docentes entre estas carreras, esto se justifica con la ubicación distante entre los centroides. Aunque, es claro que la tendencia de las respuestas esperaría que los alumnos de más bajo puntaje sean activo-intuitivo. Sin embargo, la diferencia entre los perfiles e intereses de los alumnos son un factor fundamental para analizarlos por carrera, es decir el alumno de menor puntaje para IIA no necesariamente es activo-intuitivo.

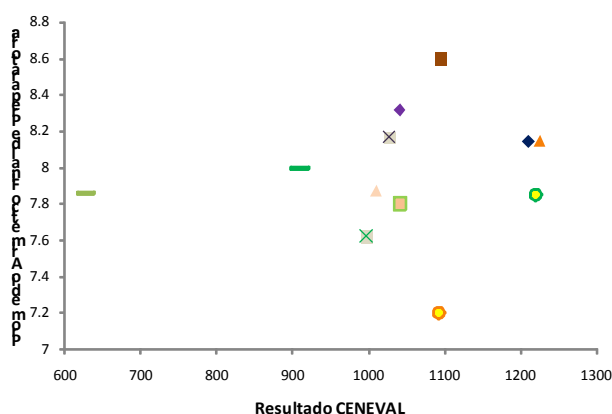


Figura 5. Presentación de centroides.

Tabla 2. Presentación de centroides de la Figura 5.

Carrera	A		B	
	Estilo	Figura	Estilo	Figura
IAG	Sensorial	▲	Global	▲
IIA	Visual	■	Global	■
IGE	Visual	⊗	Global	⊗
IHI	Activo	●	Verbal	●
IIG	Activo	—	Intuitivo	—
IIC	Visual	◆	Verbal	◆

Tabla 3. Resultados obtenidos de centroides.

Carrera	N° Alumnos	Clase	Puntos en Ceneval	Promedio de Preparatoria	Estilo de Aprendizaje
IAG	26	A	1225.765	8.147	Sensorial
		B	1010	7.873	Global
IIA	25	A	1093.923	8.597	Visual
		B	1042	7.8	Global
IGE	40	A	1028.555	8.164	Visual

		B	997.743	7.619	Global
IHI	11	A	1220.908	7.847	Activo
		B	1093	7.2	Verbal
IIG	12	A	628.407	7.86	Activo
		B	910	8	Intuitivo
IIC	49	A	1040.502	8.315	Visual
		B	1210.596	8.143	Verbal

Los datos obtenidos bajo esta propuesta están enfocados en predecir estilos de aprendizaje para estudiantes que no aplicaron el test. Esto es la aplicación fundamental del trabajo. Para esto, un conjunto de alumnos de nuevo ingreso, de la misma generación, está fuera de aquellos que presentaron el test, su información, puntos CENEVAL y promedio, está descrita en la Tabla 4.

La aplicación de esta propuesta sobre los datos de la Tabla 4 inicia al compararlos con los centroides obtenidos, lo que permite una aproximación visual de la partición de la que pueden formar parte. Sin embargo, la determinación de la partición para cada dato siguió el algoritmo y no necesariamente se basó en los datos próximos a los centroides, esto debido al efecto de la pendiente de la línea de partición. La Figura 6 muestra la ubicación de los datos de la Tabla 4 siguiendo el proceso de particiones para cada una de las carreras.

Tabla 4. Datos de alumnos sin contestar el cuestionario y sus resultados.

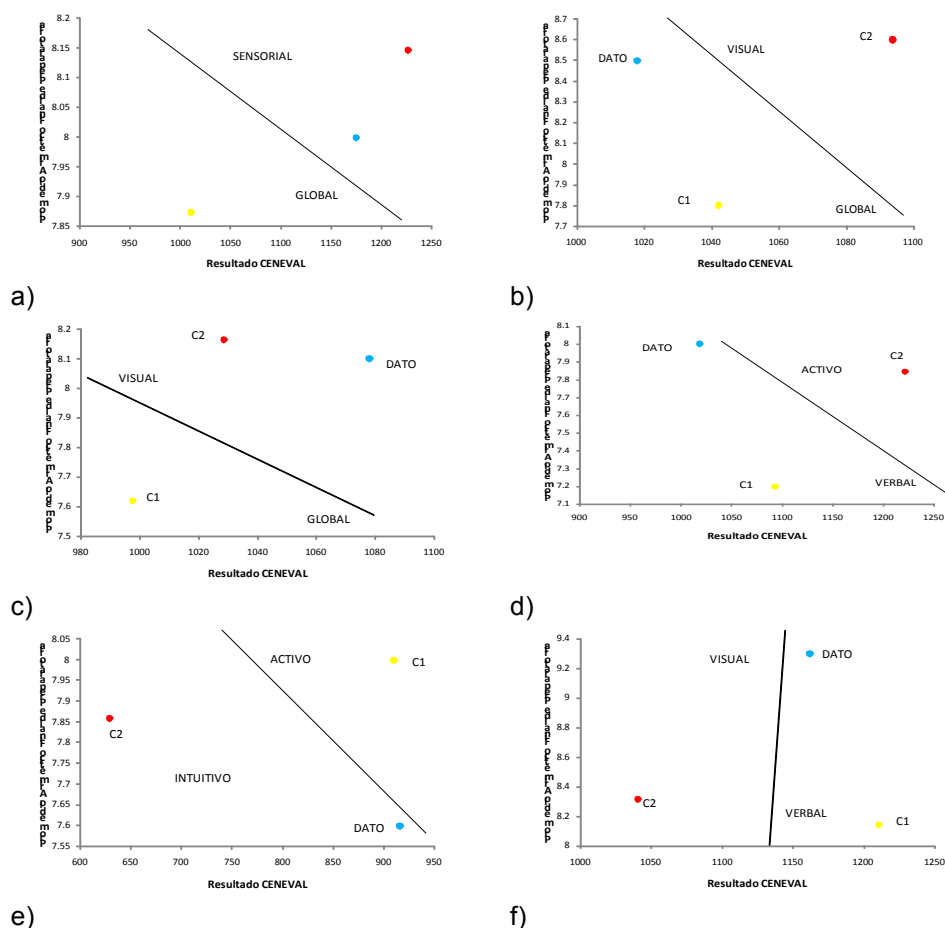
Carrera	Puntos en Ceneval	Promedio de Preparatoria	Estilo de aprendizaje
IAG	1174	8	Sensorial
IIA	1018	8.5	Global
IGE	1078	8.1	Visual
IHI	1018	8	Verbal
IIG	916	7.6	Intuitivo
IIC	1162	9.3	Verbal

5. DISCUSIÓN

El sistema de interfaz fue posible aplicar para el análisis de los alumnos dispuestos para la investigación. Así, la identificación de los estilos de aprendizaje en la institución se llevó a cabo. Esto concluye en la lista de estilos

de aprendizaje dominantes por carrera. Además, el caso de análisis del grupo de alumnos que no presentó el test sirvió estratégicamente para probar la propuesta de este trabajo.

La mayoría de los resultados indican el dominio de los estilos visual y global en todas las carreras, por lo cual es recomendable aplicar técnicas de enseñanza bajo estos principios, pero sin olvidar las minorías existentes de los otros estilos. Los resultados presentes del análisis pueden incluir las sugerencias de Felder y Spurlin (2005) sobre las técnicas de enseñanza para los distintos estilos de aprendizaje. Esto describe acertadamente la aplicación de la interfaz y la metodología numérica para predecir con una mayor aceptación el estilo de aprendizaje para los alumnos de grupos que no hayan realizado el test.



e) f)
 Fig. 6. Resultados sobre el grupo de alumnos a evaluar para las distintas carreras: a)IAG, b) IIA, c)IGE, d)IHI, e) IIG, f)IIC.

REFERENCIAS

Aguilera, E. (2012) "Los estilos de enseñanza, una necesidad para la atención de los estilos de aprendizaje en la educación universitaria". *Revista de Estilos de Aprendizaje*, 10(10), 79-87.

Contreras, Y. I. y Lozano, A. (2012) "Aprendizaje auto-regulado como competencia para el aprovechamiento de los estilos de aprendizaje en alumnos de educación superior". *Revista de Estilos de Aprendizaje*, 10(10), 114-147.

Felder, R. M. y Silverman, L.K. (1988) "Learning and Teaching Styles in Engineering Education". *Engr. Education*, 78(7), 674-681.

Felder, R. M. y Spurlin, J. (2005) "Applications, reliability and validity of the index of learning styles". *Int. Journal of Engineering Education*, 21(1), 103-112.

Gómez, V. (1990) "El rezago escolar en la educación superior: Un breve resumen", *Perfiles Educativos*, 49-50, 14-26.

Juárez, C. S, Rodríguez, G. y Luna, E. (2012) " El cuestionario de estilos de aprendizaje chaea y la escala de estrategias de aprendizaje acra como herramienta potencial para la tutoría académica". *Revista de Estilos de Aprendizaje*, 10(10), 148-171.

Nascimento, M. C. (2012) "Los estilos de aprendizaje descortinando las competencias profesionales en la visión de los estudiantes universitarios ". *Revista de Estilos de Aprendizaje*, 10(10), 88-113.

Navarro-Jiménez, M. J. (2008) *Cómo diagnosticar y mejorar los estilos de aprendizaje*. Asociación Procompal. Almería, España.

Ortiz, A. F. y Canto, P. J. (2013) "Estilos de aprendizaje y rendimiento académico en estudiantes de ingeniería en México". *Revista de Estilos de Aprendizaje*, 11(11), 160-177.

Pérez-López, C. (2007) *Minería de datos: Técnicas y herramientas*. Editorial Paraninfo. Madrid, España.

Troyano, Y., García, A. J., Vázquez, A. I., Alducin, J. M., González, J. R. (2009) "Estilos de aprendizaje de los estudiantes de ingeniería de edificación, enfermería, pedagogía, publicidad y relaciones pública, periodismo y comunicación audiovisual de la Universidad de Sevilla". *Revista de Enseñanza Universitaria*, 34(34), 24-36.

Witten, I. H., Frank, E., y Hall, M. A. (2011) *Data mining. Practical machine learning tools and techniques with Java implementations*. Morgan Kaufmann Publishers. Burlington, MA, EE. UU.

Recibido en: septiembre de 2013

Aceptado en octubre de 2013