

Identificación de Estilos de Aprendizaje Dominantes en Estudiantes de Informática

Rosanna Costaguta y Mariela Gola

Facultad de Matemática Aplicada, Universidad Católica de Santiago del Estero
Avda. Alsina y Dalmacio Vélez Sársfield, Santiago del Estero, (CP4200) Argentina
rosanna@unse.edu.ar; mariela.gola@ucse.edu.ar

Resumen. Considerar las preferencias de aprendizaje de los estudiantes resulta una alternativa válida para mejorar los logros académicos. Esta investigación se centró en la aplicación de técnicas de minería de datos para descubrir las combinaciones de estilos de aprendizaje mostradas por estudiantes de una carrera universitaria de informática. Los resultados obtenidos indican que existen algunas diferencias entre los estilos de aprendizaje manifestados durante el ciclo básico de la carrera y en el ciclo de superior o de especialización. También se reconocieron algunas diferencias vinculadas con el género. En base a los conocimientos descubiertos se explicitan algunas pautas útiles para lograr la adecuación de los estilos de enseñanza de los profesores a los estilos de aprendizaje reconocidos en esta investigación como mayoritarios.

Palabras clave: agrupamiento, estilos de aprendizaje, minería de datos.

1 Introducción

Los estudiantes manifiestan un determinado modo de actuar cuando encaran las diferentes actividades que llevan a cabo para estudiar. Este comportamiento particular describe una inclinación hacia un estilo de aprendizaje específico. Así, el estilo de aprendizaje representa la forma en que una persona aprende.

Cuando los profesores inician el proceso de enseñanza aprendizaje suelen realizar evaluaciones diagnósticas que les proporcionan información útil para el desarrollo de futuras actividades. Sin embargo, esta información generalmente se vincula con el nivel de saberes previos de los estudiantes sin incluir referencias a los estilos de aprendizaje.

Para que un profesor logre elevados niveles en el aprendizaje de sus estudiantes resulta imprescindible que sea consciente respecto a cuál es la mejor forma de dirigirse a ellos. Cuando el estilo de enseñanza del profesor responde al estilo de aprendizaje de sus estudiantes se obtienen mejores resultados [1]-[5]. Cuando un profesor conoce el estilo de aprendizaje dominante en su grupo de estudiantes, cuenta con una herramienta que le posibilita modificar o afianzar su estilo de enseñanza a fin de maximizar los logros. Dado lo expuesto, no resulta extraño sugerir que los profesores deban adecuar sus formas de enseñar a las de aprender de sus estudiantes.

El propósito de esta investigación fue descubrir los estilos de aprendizaje predominantes entre los estudiantes de la carrera Ingeniería en Computación, perteneciente a la Facultad de Matemática Aplicada (FMA) de la Universidad Católica de Santiago del Estero (UCSE). Identificando, además, las diferencias que pudieran existir entre los estilos manifestados por los estudiantes del ciclo básico de la carrera con los del ciclo superior o de especialización. Para esto se aplicó el modelo de estilos de aprendizaje de Felder y Silverman [6] sobre una muestra de la población objeto de estudio. Los datos recabados fueron sometidos al Proceso de Descubrimiento de Conocimientos, lográndose aportes significativos para la carrera antes mencionada, a fin de mejorar las prácticas de sus profesores, y en consecuencia, maximizar los logros académicos de los estudiantes.

2 Un Modelo de Estilo de Aprendizaje

Un modelo de estilo de aprendizaje clasifica a los estudiantes de acuerdo con la forma en cómo reciben y procesan la información. Existen varios modelos, sin embargo en el año 1988, Felder y Silverman [6] propusieron un modelo particularmente aplicable sobre estudiantes de ingeniería. Los autores presentaron en su trabajo original las dimensiones percepción, entrada, organización, procesamiento y comprensión, como variables de análisis para identificar los estilos de aprendizaje manifestados. En una versión posterior suprimieron la dimensión organización. Los tipos de aprendizajes resultantes considerando las dimensiones propuestas por Felder y Silverman se describen brevemente en Tabla 1.

A partir de las combinaciones de los estilos de aprendizajes, descritos en Tabla 1, Felder y Silverman establecen la existencia de 16 estilos de aprendizaje. Así, es posible encontrar estudiantes que responden a un estilo de aprendizaje sensitivo, visual, activo, secuencial; mientras que otros lo hacen a un estilo intuitivo, visual, reflexivo, global; u a otra combinación posible.

Existen actualmente algunos antecedentes referidos a la indagación de estilos de aprendizaje en grupos de estudiantes. En [7] se trabajó con estudiantes de internado médico en hospitales mexicanos, reconociéndose la existencia de un estilo dominante en el que no influye el género de los estudiantes. Una investigación similar realizaron Amado Moreno y Brito Paez [8] con estudiantes mexicanos de Licenciatura en Contaduría. En el trabajo de Di Bernardo y Gauna Pereira [9] participaron estudiantes universitarios de bioquímica, a fin de detectar el estilo de aprendizaje dominante y redefinir las estrategias didácticas implementadas por sus profesores. Con similares objetivos se efectuó una investigación con estudiantes colombianos de la carrera de fisioterapeuta [10]. Figueroa y colegas [2] realizaron una investigación con estudiantes universitarios de ingeniería, logrando diferenciar los estilos de aprendizaje de los ingresantes a ingeniería en informática con los de ingresantes a otras carreras de ingeniería. Cabe aclarar, sin embargo, que en [2], [7], [8] y [9] se aplicó el modelo de estilos de aprendizaje descrito en este apartado mientras que en [10] se eligió otro modelo.

Tabla 1. Dimensiones y estilos de aprendizaje.

Dimensión	Estilos	Descripción
<i>Procesamiento</i>	<ul style="list-style-type: none"> • Activo • Reflexivo 	Un estudiante activo se siente más cómodo con la experimentación que con la observación reflexiva, al revés de un estudiante reflexivo. Un estudiante activo no aprende mucho en situaciones de pasividad, y trabaja bien en grupo. Un estudiante reflexivo no aprende bien en situaciones que no les proporcionan la oportunidad de pensar sobre la información que se le presenta, trabaja mejor solo y tiende a ser teórico.
<i>Percepción</i>	<ul style="list-style-type: none"> • Sensitivo • Intuitivo 	Un estudiante sensitivo gusta de hechos, datos, y experimentaciones; resuelve problemas comprendiendo los métodos, no le agradan las sorpresas ni las complicaciones; es paciente con los detalles; es bueno memorizando hechos; es cuidadoso pero lento. Un estudiante intuitivo prefiere principios y teorías; gusta de innovaciones y complicaciones; le disgusta la repetición; se aburre con detalles; es bueno para asimilar nuevos conceptos; es rápido pero descuidado.
<i>Entrada</i>	<ul style="list-style-type: none"> • Visual • Verbal 	Un estudiante visual recuerda mejor lo que ve (figuras, diagramas, cuadros, líneas de tiempo, demostraciones, etc.). Un estudiante verbal recuerda más lo que escucha, aprende a partir de la discusión, y prefiere las explicaciones verbales a las demostraciones visuales.
<i>Comprensión</i>	<ul style="list-style-type: none"> • Secuencial • Global 	Un estudiante secuencial aprende en un orden de progresión lógica, regido por el tiempo y el calendario. Un estudiante global no se rige por el tiempo ni el calendario, puede pasar días ocupado en resolver un simple problema o demostrando poca comprensión hasta que de repente logra una rápida comprensión del todo.

3 El Proceso de Descubrimiento de Conocimientos

El constante progreso en informática y en las tecnologías asociadas, sumado a la expansión creciente de su uso en variados aspectos de la vida, ha tornado al almacenamiento de gran cantidad de datos una situación frecuente. Con esto también ha surgido la necesidad de contar con metodologías de análisis inteligente de datos que permitan extraer conocimiento útil de ellos [11]. Para solucionar este problema surge el Proceso de Descubrimiento de Conocimiento en Bases de Datos (*Knowledge Discovery in Database – KDD*), entendido como el proceso de identificar en grandes volúmenes de datos, patrones significativos que resulten válidos, novedosos, potencialmente útiles y comprensibles para un usuario. El proceso KDD consta de tres fases: preprocesamiento, minería de datos, y postprocesamiento [12], [13], [14].

La fase de *preprocesamiento* tiene por objetivo preparar los datos para la fase siguiente del proceso KDD. Dentro de las técnicas posibles de aplicar durante el preprocesamiento cabe mencionar a [13]: limpieza de datos, a fin de remover ruido e inconsistencias; integración de datos, para generar un único almacén de datos coherente en aquellos casos donde los datos provienen de diferentes fuentes; transformaciones datos, para normalizarlos; y reducción de datos, a fin de reducir el tamaño de los datos, por ejemplo, eliminando características redundantes. La importancia del preprocesamiento de los datos se debe a que la calidad de los datos sobre los que se aplican técnicas de KDD impacta de manera directa en la calidad del conocimiento que se descubre a partir de ellos [13].

La fase de *minería de datos* puede definirse sobre la base de un conjunto de primitivas diseñadas especialmente para facilitar un descubrimiento de conocimientos eficiente y fructífero. Tales primitivas incluyen [13]: la especificación de las porciones de la base de datos o del conjunto de datos en los que se quiere trabajar; la clase de conocimiento a ser descubierto; los conocimientos existentes que podrían resultar útiles para guiar el proceso de KDD; las métricas de interés para llevar a cabo la evaluación de patrones en los datos analizados; y finalmente, las formas en que el conocimiento descubierto podría ser visualizado. Esta fase se materializa mediante la realización de tareas del tipo predictivas o del tipo descriptivas. Dentro de las tareas predictivas cabe mencionar a la *clasificación* y a la *regresión*, mientras que el *clustering*, las *correlaciones* y las *reglas de asociación* corresponden a las tareas descriptivas. Con la clasificación cada nueva instancia de la base de datos es clasificada como perteneciente a una de las clases predefinidas. La regresión asigna un valor numérico real a cada instancia. El clustering permite etiquetar grupos como clases, estos grupos o clusters están conformados por instancias similares contenidas en la base de datos. Mediante la correlación se puede examinar el grado de similitud existente entre los valores que asumen dos variables numéricas. Con las reglas de asociación es posible identificar relaciones no explícitas entre atributos, aunque sin implicar causalidad.

La fase de *postprocesamiento* implica la realización de algún tipo de reformulación de los resultados obtenidos en la fase anterior a fin de hacer a los conocimientos descubiertos más fáciles de entender y utilizar por el usuario a quien finalmente están destinados.

4 Metodología

Según el propósito planteado, se llevó a cabo un estudio exploratorio, descriptivo y de corte transversal. La población afectada por esta investigación fueron los estudiantes de la carrera Ingeniería en Computación, perteneciente a la Facultad de Matemática Aplicada (FMA) de la Universidad Católica de Santiago del Estero (UCSE). La muestra estuvo conformada por 90 (noventa) estudiantes de ambos sexos, elegidos aleatoriamente, los cuales constituyen aproximadamente un 70 % de la población total. En la muestra considerada para este estudio, el 46 % de los estudiantes cursaba el ciclo básico de la carrera, mientras que el 54 % restante cursaba el ciclo de especialización. Considerando la distribución de géneros en la muestra, se puede afirmar que entre quienes cursaban el ciclo básico, seis eran mujeres y treinta y seis eran varones; en el caso del ciclo de especialización, catorce fueron mujeres mientras que treinta y cuatro fueron varones.

El instrumento utilizado para recolectar los datos fue el Test de estilos de aprendizaje ideado por Felder y Soloman [15]. Este Test consiste de cuarenta y cuatro preguntas con dos opciones de respuesta cada una (a y b), en las que el estudiante debe elegir necesariamente sólo una de ellas. Cada dimensión del modelo de estilos de aprendizaje propuesto por Felder y Silverman [6] se vincula con once preguntas de este cuestionario, resultando así los cuarenta y cuatro interrogantes (Tabla 2).

Tabla 2. Vinculación entre las dimensiones y los estilos de aprendizaje.

Dimensión	Preguntas	Estilo	Respuestas
<i>Procesamiento</i>	1-5-9-13-17-21-25-29-33-37-41	Activo (A)	Opciones a
		Reflexivo (R)	Opciones b
<i>Percepción</i>	2-6-10-14-18-22-26-30-34-38-42	Sensitivo (SEN)	Opciones a
		Reflexivo (R)	Opciones b
<i>Entrada</i>	3-7-11-15-19-23-27-31-35-39-43	Visual (VI)	Opciones a
		Verbal (VE)	Opciones b
<i>Comprensión</i>	4-8-12-16-20-24-28-32-36-40-44	Secuencial (SEC)	Opciones a
		Global (G)	Opciones b

Los estudiantes no tuvieron límite de tiempo para contestar el cuestionario, aunque se les recomendó hacerlo en no más de treinta minutos. También se les aclaró que no existirían respuestas correctas y erróneas, sino que todas serían útiles en la medida en que fueran sinceras. Todos los datos recopilados a través de este test se almacenaron en el archivo *cuestionarioing*. Cada tupla correspondió a un estudiante encuestado, conteniendo los siguientes atributos: nombre y apellido (*nomape*), sexo (*sex*), ciclo que cursa (*ciclo*), respuesta a pregunta 1 (*p1*), respuesta a pregunta 2 (*p2*),..., respuesta a pregunta 44 (*p44*).

Sobre el archivo generado se aplicó el proceso KDD. Dentro de la fase de preprocesamiento, se realizó la limpieza de datos reemplazando valores faltantes por el signo "X", y se eliminó el atributo *nomape* por cuanto la identificación de nombre y apellido de cada estudiante resulta irrelevante para los objetivos de esta investigación. Puesto que se trabajó con un único archivo no fueron necesarias tareas de integración ni de transformación.

Dado el tipo de conocimiento a descubrir, se decidió utilizar tareas de minería de datos del tipo descriptivo. En particular, se aplicó clustering [12] para identificar subgrupos homogéneos dentro de la muestra de estudiantes encuestada. Para ello se utilizó al software WEKA [16], por lo que se almacenó al archivo *cuestionarioing* con la terminación *.arff* y los formatos requeridos por este software (Fig. 1). En particular, para la ejecución se seleccionó la opción *Cluster*. Además, se optó por el algoritmo *FarthestFirst* por tratarse de un problema de *k* centros, es decir, donde se pretende que la máxima distancia entre una tupla y su centroide sea mínima [17]. Para detectar los estilos de aprendizaje dominantes se decidió mantener en dos la cantidad de clusters a generar por cada ciclo de la carrera y género.

Una vez calculados los distintos clusters, ya dentro de la fase de posprocesamiento, se procedió a reemplazar cada uno de los elementos incluidos en los centroides por el código del estilo de aprendizaje relacionado según Tabla II. Luego, se procedió a contar la cantidad de ocurrencias de cada estilo a fin de determinar la combinación presente en los mismos. Finalmente, para visualizar los patrones descubiertos, se optó por gráficos de torta que muestren los clusters resultantes en función del porcentaje de tuplas que incluye cada uno.

```

@RELATION cuestionarioing

@ATTRIBUTE sex {m,f}
@ATTRIBUTE ciclo {bas,esp}
@ATTRIBUTE p1 {a,b,x}
...
@ATTRIBUTE p42 {a,b,x}
@ATTRIBUTE p43 {a,b,x}
@ATTRIBUTE p44 {a,b,x}

@DATA
f,bas,a,b,a,b,b,a,a,a,a,b,a,a,b,b,b,a,a,a,b,b,a,a,b,b,a,a,b,b,a,b,b,a,b,b,a,a,a,b,b
m,esp,b,a,b,b,a,b,b,b,b,b,b,b,b,b,a,b,a,b,b,a,X,a,a,a,b,b,X,b,b,a,b,a,a,a,b,X,a,a,a,a,b,a
...

```

Fig. 1. Archivo ingresado a Weka

5 Resultados

En Tabla 3 se muestran los centroides de los clusters detectados por la herramienta sobre la muestra de estudiantes analizada, junto con el porcentaje de cobertura de cada uno. Además, cada centroe se presenta reformulado utilizando los códigos de los estilos de aprendizaje correspondientes. Esto se realizó, como se explicara en la sección previa, reemplazando cada atributo original del cluster (cada respuesta *a* o respuesta *b*) por el código del estilo vinculado, según las relaciones establecidas para ello en Tabla 2. Luego, observando la cantidad de ocurrencias de cada estilo en cada uno de los centroides se pudo determinar la combinación de estilos de aprendizaje resultante para cada caso (Tabla 4).

Considerando sólo a los estudiantes de sexo femenino del ciclo básico de la carrera, se detectaron dos clusters con idéntica distribución de porcentajes (50 %). Los estilos de aprendizaje vinculados fueron: *Activo-Sensitivo-Visual-Secuencial* y *Activo-Sensitivo/Intuitivo-Visual-Secuencial*. Considerando el mismo ciclo para estudiantes del sexo masculino, se reconoció un cluster dominante al que pertenece el 81 % de los encuestados, y cuyo estilo de aprendizaje fue Activo-Sensitivo/Intuitivo-Visual-Secuencial. El 19 % restante de los estudiantes varones del ciclo básico presentaron un estilo de aprendizaje Reflexivo-Intuitivo-Visual-Secuencial.

Respecto al ciclo de especialización de la carrera, y considerando sólo a los estudiantes de sexo femenino, se detectó un cluster mayoritario que responde al estilo de aprendizaje *Activo-Sensitivo/Intuitivo-Visual-Global*, al que pertenece el 57 % de las encuestadas. El 43 % restante responde al estilo *Activo/Reflexivo-Sensitivo/Intuitivo-Visual-Secuencial*. Para el mismo ciclo pero considerando el sexo masculino, se reconoció un cluster principal al que correspondió el 68 % de los estudiantes encuestados, y cuyo estilo de aprendizaje fue *Activo-Sensitivo/Intuitivo-Visual-Global*. El 32 % restante de los estudiantes varones del ciclo de especialización presentaron un estilo de aprendizaje *Reflexivo-Sensitivo-Verbal-Secuencial*.

Tabla 3. Clusters y centroides detectados.

Ciclo	Sexo	Centroides detectados	%	Centroides reformulados
<i>Básico</i>	Femenino	aaabbaabbaa aaabaaaaabb bbabababaa baaaabaaab	50	A SEN V G R SEN V G R SEN V SEC A SEN VE SEC A SEN V SEC R I VE G A I V SEC R SEN VE SEC A I V SEC A SEN VE SEC A SEN V G
		bbbabbbaaba aaaabbaaaaa aabababaaa baaaaaaaa	50	R I VE SEC R I V SEC A I V SEC A SEN V G R SEN V SEC A SEN V SEC R SEN V G A I V SEC A I V SEC A SEN V SEC A SEN V SEC
	Masculino	aaaaabaaaba baabbbbbaaba baababaaaa baaaaabbaaa	81	A SEN V SEC A I V SEC A I V G A SEN VE G R I V SEC R SEN V SEC A I V G A SEN V SEC A I V SEC A SEN V G R SEN V SEC
		bbbaabbbbbb aababbaabbb aabaaababb babbaabbaab	19	R I V SEC R I VE G R I V SEC A I V G R SEN V G R I V SEC R SEN V SEC R I V G R I V G R SEN V SEC R SEN V G
<i>Especialización</i>	Femenino	ababbabbaaa aababbbaabab aabbbbabbaab bbbaabbaaaa	57	A I V G R SEN VE G A SEN V SEC A I V G R SEN V G A I V SEC R I VE G A I V SEC R I VE G A SEN VE G A SEN V SEC
		aabbaaaabba aabababaaaa bbbbaabbaaa baabaaaaaaa	43	A SEN VE G A SEN V SEC R I V SEC A I V SEC R SEN V SEC A SEN VE G R I V SEC R R I V SEC A I V SEC R SEN V SEC A SEN V G
	Masculino	ababaaabaaa abbaaababab abbbbbbbaaaa aabaaaaabab	68	A I V G A SEN V G A SEN V SEC R I V SEC A I V G A I V G R I VE G A SEN V SEC A SEN V G A SEN V SEC A I V G
		baaababaaab aabbabababa babbbabaaab bbbbaaaaaaba	32	R SEN V SEC R SEN VE SEC A SEN VE SEC A I VE SEC R SEN VE SEC R SEN VE SEC R I VE SEC R SEN V G R I VE G R I VE G R SEN V SEC A SEN VE SEC

Tabla 4. Combinación de estilos descubiertos.

Ciclo	Sexo	Cantidad de ocurrencias	Estilos Descubiertos
Básico	Femenino	A=7 R=4, SEN=8 I=3, V=7 VE=4, SEC=7 G=4	Activo Sensitivo Visual Secuencial
	Masculino	A=8 R=3, SEN=6 I=5, V=10 VE=1, SEC=7 G=4	Activo Sensitivo/Intuitivo Visual Secuencial
		A=1 R=10, SEN=4 I=7, V=10 VE=1, SEC=5 G=6	Reflexivo Intuitivo Visual Secuencial/Global

Tabla 4. (Cont.)

Ciclo	Sexo	Cantidad de ocurrencias	Estilos Descubiertos
Especialización	Femenino	A=7 R=4, SEN=5 I=6, V=7 VE=4, SEC=4 G=7	Activo Sensitivo/Intuitivo Visual Global
		A=6 R=5, SEN=6 I=5, V=9 VE=2, SEC=8 G=3	Activo/Reflexivo Sensitivo/Intuitivo Visual Secuencial
	Masculino	A=9 R=2, SEN=5 I=6, V=10 VE=1, SEC=4 G=7	Activo Sensitivo/Intuitivo Visual Global
		A=3 R=8, SEN=8 I=3, V=3 VE=8, SEC=9 G=2	Reflexivo Sensitivo Verbal Secuencial

6 Conclusiones

La realización de esta investigación permite asegurar que todos los estilos de aprendizaje descritos por Felder y Silverman se encuentran presentes en los estudiantes de la carrera Ingeniería en Computación, aunque con diferente intensidad. Mediante la aplicación de técnicas de minería de datos fue posible detectar diferencias en los estilos de aprendizaje manifestados por los estudiantes considerando el ciclo básico y el de especialización. También se reconocieron algunas diferencias en función del sexo de los estudiantes encuestados.

En particular, considerando el modelo de estilos de aprendizaje utilizado y los resultados de esta investigación, se puede caracterizar el perfil de aprendizaje de los estudiantes universitarios de informática en base a la consideración de cuatro dimensiones: Procesamiento, Percepción, Entrada y Comprensión. El estilo dominante, en la dimensión Procesamiento, es el **activo**, sin importar sexo de los estudiantes ni ciclo de la carrera al que pertenecen. Respecto a la dimensión Percepción, se encontró mayoría de estilo **sensitivo-intuitivo**, es decir, la mezcla de los dos estilos puros (sensitivo e intuitivo) sin diferenciar sexo ni ciclo de la carrera. Considerando la dimensión Entrada, el estilo dominante es el **visual**, aunque se observa una baja aparición del estilo **verbal** sólo en estudiantes varones que cursan el ciclo de especialización de la carrera. En el caso de la última dimensión, Comprensión, los resultados indican que desde el ciclo básico al de especialización, tanto los estudiantes de sexo masculino como los femeninos, tienden a pasar del estilo **secuencial** al **global**. Sin embargo, dados los porcentajes observados, no puede afirmarse que el estilo global sea un estilo dominante para esta dimensión.

Dado lo expuesto, y considerando que el conocimiento descubierto debería ser tenido en cuenta por los profesores de la carrera, a fin de maximizar los logros en el proceso de enseñanza-aprendizaje, se sugieren las siguientes pautas para que los

profesores adecuen sus prácticas a los estilos identificados como mayoritarios y dominantes:

- El estilo de aprendizaje **activo** requiere un estilo de enseñanza que propicie la participación activa del estudiante. Son aconsejables actividades que tengan que ver con “hacer” más que con “reflexionar”, donde incluso se presenten opciones de trabajar colaborativamente con otros, favoreciendo el intercambio de opiniones para llegar a decisiones consensuadas. Los estudiantes activos no aprenden escuchando clases y tomando notas, es preferible que puedan hacer algo “activamente” con el objeto de conocimiento, como discutirlo, explicarlo a otros, o directamente aplicarlo.
- El estilo de aprendizaje **sensitivo-intuitivo** requiere un estilo de enseñanza que proporcione un balance entre información concreta (hechos, datos, experimentos, etc.) y conceptos abstractos (principios, teorías, modelos matemáticos, etc.). Esta combinación resulta beneficiosa para el aprendizaje, puesto que ambas modalidades son requeridas en un aprendizaje efectivo. Cuando existe supremacía de intuición se pierden detalles importantes o se cometen errores, mientras que si se prioriza lo sensitivo no se pone el énfasis necesario en la comprensión y en el pensamiento innovador.
- El estilo de aprendizaje **visual** requiere un estilo de enseñanza que se valga mayoritariamente de diagramas, figuras, videos, demostraciones, etc., más que de clases basadas en lecturas y explicaciones orales.
- El estilo de aprendizaje **secuencial** requiere un estilo de enseñanza que tienda a incrementar la comprensión de los contenidos en pasos unidos en forma lógica. Es aconsejable, mostrar el flujo lógico de los temas a desarrollar tanto en cada clase como en la asignatura en su conjunto. También resulta conveniente bajo este estilo indicar qué métodos o herramientas es conveniente aplicar en la resolución de los problemas. Por el contrario, el estilo de aprendizaje **global** demanda un estilo de enseñanza que vincule los contenidos a aprender con otros tópicos o temas desarrollados en las diferentes asignaturas, y también con experiencias previas que pudieran tener los estudiantes. Este estilo requiere libertad para elegir las estrategias, técnicas y herramientas a aplicar en la solución de problemas.

Puesto que a ningún estilo de aprendizaje correspondió el 100 % de los estudiantes, se sugiere que además de considerar los lineamientos planteados arriba para los estilos reconocidos como mayoritarios y dominantes, también se incluyan algunas actividades que respondan a los estilos minoritarios. Esto tenderá a mejorar el aprendizaje de todos los estudiantes de la carrera y no sólo de aquellos que respondan a los estilos detectados.

Referencias

1. Luengo Gonzalez, R., y Gonzalez Gomez, J.: Relación entre los estilos de aprendizaje, el rendimiento en matemáticas y la elección de asignaturas optativas en alumnos de enseñanza secundaria obligatoria (E.O.S.). *Revista Iberoamericana de Educación Matemática*. Vol. 3, 25-46 (2005).
2. Figueroa, N., Cataldi, Z., Méndez, P., Zander, J., Costa, G., Salgueiro, F., y Lage, F.: Los estilos de aprendizaje y el desgranamiento universitario en carreras de informática. *Primeras Jornadas de Educación en Informática y TICS en Argentina, Bahía Blanca, Argentina*, 14-15 (2005).
3. Castro, S., y Guzmán de Castro, B.: Los estilos de aprendizaje en la enseñanza y en el aprendizaje. Una propuesta para su implementación. *Revista de Investigación*. Vol. 58, 83-102 (2005).
4. Figueroa, N., y Viglicca, M.: Reflexiones sobre nuevos enfoques de enseñanza en ingeniería a partir de las experiencias con estilos de aprendizaje. *Revista de Informática Educativa y Medios Audiovisuales*. Vol. 3 (7), 32-36 (2006).
5. Durán, E., y Costaguta, R.: Experiencia de Enseñanza Adaptada al Estilo de Aprendizaje de los Estudiantes en un Curso de Simulación. *Revista Internacional Formación Universitaria*. Vol. 1 (1), 19-28 (2008).
6. Felder, R., y Silverman, L.: Learning and Teaching Styles in Engineering Education Application. *Journal of Engineering Education*. Vol. 78(7) (1988).
7. Rodríguez Suárez, J., Fajardo Dolci, G., F. Higuera Ramirez, G., y Gonzalez Martinez, J.: Estilos de aprendizaje en internos de pregrado. *Revista Hospital General Dr. Gea González*. Vol. 7(3), 102-107 (2006).
8. Amado Moreno, M., y Brito Páez, R.: Estilos de aprendizaje de estudiantes de contaduría. *III Congreso Internacional de Ciencias Económico-Administrativas*. Instituto Tecnológico de Mexicali, México (2008).
9. Di Bernardo, J., y Gauna Pereira, M.: Determinación de los estilos de aprendizaje de los estudiantes de bioquímica como paso inicial en la búsqueda de un aprendizaje significativo. *Comunicaciones científicas y tecnológicas*, Universidad Nacional del Nordeste, Chaco-Corrientes, Argentina (2005).
10. Correa Bautista, J.: Identificación de los estilos de aprendizaje en los estudiantes de fisiología del ejercicio de la Facultad de Rehabilitación y Desarrollo Humano. *Revista Ciencias de la Salud*. Universidad del Rosario, Colombia. Vol. 4, 41-53 (2006).
11. Riquelme, J., Ruíz, R., y Gilbert, K.: Minería de datos: Conceptos y Tendencias. *Revista Iberoamericana de Inteligencia Artificial*. Vol. 10, 11-18 (2006).
12. Witten, I., y Frank, E.: *Data Mining: Practical machine, learning tools and techniques with Java implementations*. USA, Morgan Kaufmann Publishers (1999).
13. Han, J., y Kamber, M.: *Data Mining: Concepts and Techniques*. USA, Academic Press (2001).
14. Hernández Orallo, J., Ramirez Quintana, M., y Ferri, C.: *Introducción a la minería de datos*. España, Prentice Hall – Addison Wesley (2006).
15. Felder, R., y Soloman, V.: *Index of Learning Styles* (1984) Disponible en: <http://www.ncsu.edu/felder-public/ILSpage.html>.
16. Software WEKA. Disponible en: <http://www.cs.waikato.ac.nz/ml/weka>
17. Chaudhuri, S., Garg, N., y Ravi, R.: The p-Neighbor k-Center Problem. *Information Processing Letters*. Vol. 65, 131-134 (1998).