

Uso de técnicas de agrupamiento en la clasificación de estilos de aprendizaje

Fernando Gudino-Penalosa¹, Miguel González-Mendoza²
y Jaime Mora-Vargas²

¹ Universidad Nacional Autónoma de México, DF,
México

² Tecnológico de Monterrey, Campus Estado de México,
México

`fernando.gudino@comunidad.unam.mx, {mgonza, jmora}@itesm.mx`
<http://www.unam.mx>
<http://www.itesm.mx>

Resumen. El presente trabajo muestra la utilización de k-means y Fuzzy c-means para la determinación de estilos de aprendizaje en escuelas de educación básica, esto con el fin de establecer estrategias de enseñanza acordes con los perfiles de los alumnos. Dicho análisis de perfiles se basa en el modelo de programación neuro-lingüística que divide a los estilos en tres, dependiendo de la forma en que favorecen la manera de percibir su entorno.

Palabras clave: algoritmos de agrupamiento, teoría neuro-lingüística, k-means, fuzzy C-means.

1. Introducción

Los estilos de aprendizaje son los rasgos cognitivos, afectivos y fisiológicos que sirven como indicadores relativamente estables, de cómo el alumno percibe interacciones y responde a su ambiente de aprendizaje. Es decir, tienen que ver con la forma en que los estudiantes estructuran los contenidos, forman y utilizan conceptos, interpretan la información, resuelven los problemas, seleccionan los medios de representación (visual, auditivo, kinestésico), etc. [24]. Esto último basado en el modelo cognitivo de programación neuro-lingüística (PLN) [23].

Cuando un profesor identifica el estilo de aprendizaje de sus alumnos tiene la oportunidad de saber por dónde y cómo encaminar su enseñanza; si por ejemplo; en un aula un 90 % de los alumnos son kinestésicos, un 6 % auditivos y 4 % visuales, no se debe solo basar en la mayoría pues el 10 % restante requieren de estrategias de enseñanza diferentes, al identificar a los alumnos y sus diferentes estilos de aprendizaje el profesor no basará su planeación solo en uno, si no en los tres pero ahora tiene la oportunidad de saber cómo cada uno de sus alumnos aprende y al desarrollar los tres estilos de aprendizaje en su clase

promueve también que todos desarrollen los tres, de esta manera estará formando alumnos kinestésicos, visuales y auditivos [23], entonces ellos podrán aprender posteriormente de cualquier modo que se les enseñe.

Una de las dificultades en el momento de la implementación de PLN es la complejidad del modelo para lograr una clasificación de un individuo o grupo de individuos dentro de los estilos principales: kinestésicos, visuales y auditivos [6]. La principal manera de hacerlo es el uso de encuestas [11,1,21]. Sin embargo la complejidad y diversidad de dichos test hacen difícil la interpretación de los resultados.

Es por ello que se decide utilizar un sistema basado en técnicas de agrupamiento - k-means, fuzzy C-means-, como clasificador para lograr una categorización de los perfiles de estudiantes de segundo nivel de educación secundaria, que permita determinar los estilos individuales y grupales de los alumnos para la implementación de estrategias adecuadas para el desempeño del grupo. Las técnicas de agrupamiento nos permiten utilizar parámetros cualitativos de manera cuantitativa y de esta manera determinar de manera precisa la estrategia didáctica adecuada. El objetivo final de este proyecto es proporcionar un conjunto de herramientas a docentes cuyas nociones de las técnicas de Inteligencia Artificial no son de uso común, pero que tiene la necesidad de un instrumento útil para el desarrollo de sus clases. Así mismo se usa el perfil para ajustar la planeación y desarrollo de las clases durante el ciclo escolar, y finalmente medir la efectividad de la decisión tomada a priori.

2. Representación mental de la información según la programación neuro-lingüística

La Programación Neuro-Lingüística, también conocida como VAK(Visual-Auditivo-Kinestésico), toma en cuenta el criterio neurolingüístico, que considera que la vía de ingreso de la información resulta fundamental en las preferencias de quien aprende o enseña. Por ejemplo, en una clase de historia al presentar un video de la biografía de un personaje; ¿qué le es más fácil recordar: la cara, el nombre o la impresión producida por el personaje?

De manera sintetizada, la teoría maneja tres categorías para representar mentalmente la información: el visual(imágenes abstractas y concretas), el auditivo(voces, sonidos, música) y el kinestésico(sabores, o sentimientos y emociones). La mayoría de nosotros utilizamos los sistemas de representación de forma desigual, potenciando unos e infra-utilizando otros. Los sistemas de representación se desarrollan más cuanto más los utilizamos. Utilizar más un sistema implica que hay sistemas que se utilizan menos y, por lo tanto, que distintos sistemas de representación tendrán distinto grado de desarrollo [3].

El concepto de PNL hace referencia a la unión de tres términos Programación (aptitud para implementar programas de comportamiento), Neuro (percepciones sensoriales que marcan el estado emocional de un individuo) y Lingüística (medios verbales y no-verbales que utilizamos los seres humanos para comunicarnos).

Para implementar el estilos de aprendizaje adecuado es imprescindible realizar un diagnóstico adecuado. Para ello existen instrumentos y herramientas que posibiliten este diagnóstico. Una de las causas que ha impedido un mayor desarrollo y aplicaciones de este enfoque de la educación reside, precisamente, en la pluralidad de definiciones, enfoques y herramientas que se ponen a nuestra disposición[5,4,8].

Sin embargo podemos decir que existen 3 modelos básicos para clasificar las distintas herramientas y modelos [4]. El primer modelo se centra en las preferencias instruccionales y ambientes de aprendizaje[5].

El segundo modelo, se basa en las preferencias acerca de cómo se procesa la información. Esta teoría facilita al estudiante identificar sus preferencias vitales en el modo de aprendizaje en el aula [11]. El tercer nivel, se relaciona con las diferencias de aprendizaje debidas a la personalidad [17].

Después de analizar los tres modelos, se logra la conclusión de que es el segundo modelo es el más apropiado, toda vez que permite el acercamiento a la identificación de los estilos de aprendizaje de los estudiantes.

3. Detección automática de perfiles

En la literatura, podemos encontrar técnicas de modelado de perfiles de estudiantes en ambientes virtuales[25] y en ambientes reales, tales como: métodos basados en reglas[10], razonamiento basado en casos[19] o redes bayesianas[9]. Estas obras pueden cubrir diferentes aspectos de la conducta del alumno y el conocimiento. Nuestro trabajo se puede colocar entre aquellos que modelan los estilos de aprendizaje de acuerdo a sus preferencias en los sistemas mentales de representación [10].

3.1. Algoritmos de agrupamiento

En las técnicas de agrupación el objetivo es dividir a los datos en clases o grupos homogéneos de modo que los elementos de la misma clase son tan similares como sea posible; mientras que elementos de diferentes clases son tan diferentes como sea posible. Aunque dichos algoritmos no están diseñados para la clasificación. Podemos adaptarlo a los efectos de clasificación supervisada.

Dependiendo de los datos y de la aplicación, diferentes tipos de medidas de similitud pueden ser utilizados para identificar las clases. Algunos ejemplos de valores que pueden ser utilizados como medidas de similitud incluyen la distancia, la conectividad, y la intensidad. Los agrupamientos detectados dependen del algoritmo empleado, del valor dado a sus parámetros, de los datos utilizados y de la medida de similaridad adoptada [22]. Se han propuesto cientos de algoritmos de agrupamiento más o menos específicos. Según se use o no una función criterio se distinguen los algoritmos paramétricos y no paramétricos[2].

3.2. Formulación matemática del problema

Una definición del problema del agrupamiento, puede enunciarse de la siguiente manera:

Dado un conjunto S , de N elementos, se quiere encontrar la partición S_1, S_2, \dots, S_k , tal que cada uno de los N elementos se encuentre sólo en un grupo S_i , y que cada elemento sea más similar a los elementos de su mismo grupo que a los elementos asignados a los otros grupos[14].

- $S_i \neq \emptyset$
- $S_i > 0$
- $i \neq j \rightarrow S_i \cap S_j = \emptyset$
- $N = \coprod S_i = \{X_1, X_2; \dots, X_N\} | X_i \in \mathfrak{R}^n$

Para poder definir medidas de semejanza entre los objetos a agrupar, éstos se representan mediante vectores $v = (a_1, a_2, \dots, a_m)$, donde cada componente del vector es el valor de un atributo del objeto. De esta forma, cada uno de los objetos a agrupar es un punto en un Espacio Euclideo de n dimensiones, \mathfrak{R}^n . Matemáticamente, el problema puede formularse como la minimización de:

$$f(W, Z, X) = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^k w_{ij} \|X_i - Z_j\|^2$$

$$\sum_{j=1}^k w_{ij} = 1 \quad 1 \leq i \leq n$$

$$w_{ij} \in \{1, 0\}$$

- X_i es el vector patrón correspondiente al ejemplo i -ésimo ($X_i \in \mathfrak{R}$).
- Z_j es el centro del j -ésimo cluster ($Z_j \in \mathfrak{R}$).
- W es la matriz de pertenencia ($n \times k$) tal que w_{ij} es 1 si $X_i \in S_j$ y 0 en caso contrario

La función f no es convexa, por lo que pueden existir mínimos locales. Así mismo la minimización de la función f requiere conocer a priori el número deseado de agrupamientos k (si no el problema sería trivial). No obstante, existen técnicas que permiten ajustar el número de agrupamientos (fusionando y dividiendo agrupamientos), así como tratar elementos discordantes debidos, por ejemplo, a ruido en la adquisición de datos [26].

Agrupamiento k-Means El algoritmo de las K- medias($k - means$) es probablemente el algoritmo de agrupamiento más conocido. Es un método de agrupamiento heurístico con número de clases conocido (K). El algoritmo está basado en la minimización de la distancia interna (la suma de las distancias de los patrones asignados a un agrupamiento al centroide de dicho agrupamiento). El algoritmo es sencillo y eficiente, lo cual lo coloca como una opción viable

para aquellos que no son expertos en la técnica. Además, procesa los patrones secuencialmente (por lo que requiere un almacenamiento mínimo). Aunque dicho algoritmo está sesgado por el orden de presentación de los patrones y su comportamiento depende enormemente del parámetro K si se selecciona adecuadamente el número de agrupamientos el algoritmo se comporta como un buen clasificador, ya que los elementos internos son cercanos y los elementos externos se alejan. En este algoritmo la distancia cuadrática Euclideana es usada como medida discriminante:

$$d(x_i, x_i) = \sum_{j=1}^n (x_{ij} - x_{ij})^2 = \|x_i - x_i\|^2$$

De igual forma los puntos de dispersión pueden ser escritos como:

$$W(C) = \sum_{k=1}^K N_k \sum_{C(i)=k}^n \|x_i - x_i\|^2$$

donde $\bar{x}_k = (\bar{x}_{1k}, \dots, \bar{x}_{nk})$, es el vector de medias asociado con el k -ésimo grupo, y $N_k = \sum_{i=1}^N I(C(i) = k)$.

Agrupamiento difuso C-Means En muchas situaciones cotidianas ocurre el caso que un dato está lo suficientemente cerca de dos grupos de tal manera que es difícil etiquetarlo en uno o en otro, esto se debe a la relativa frecuencia con la cuál un dato particular presenta características pertenecientes a grupos distintos y como consecuencia no es fácilmente clasificado.

En agrupamiento difuso, los puntos de datos pueden pertenecer a más de un grupo, y asociado con cada uno de los puntos son los grados de miembros que indican el grado en que los puntos de datos pertenecen a los diferentes grupos.

Fuzzy c-means (FCM) es un algoritmo que se desarrolló con el objetivo de solucionar los inconvenientes de la técnica de K-means. El algoritmo FCM asigna a cada dato un valor de pertenencia dentro de cada grupo y por consiguiente un dato específico puede pertenecer parcialmente a más de un grupo. A diferencia del algoritmo k-means clásico que trabaja con una partición dura, FCM realiza una partición suave del conjunto de datos, en tal partición los datos pertenecen en algún grado a todos los grupos; una partición suave se define formalmente como sigue: Sea X conjunto de datos y x_i un elemento perteneciente a X , se dice que una partición $P = (C_1, C_2, \dots, C_c)$ es una partición suave de X si y solo si las siguientes condiciones se cumplen:

- $\forall x_i \in X \forall C_j \forall P 0 \leq \mu_{c_j}(x_i) \leq 1$
- $\forall x_i \in X \exists C_j \forall P 0 \leq \mu_{c_j}(x_i) \leq 1$

Donde $\mu_{c_j}(x_i)$ denota el grado en el cuál x_i pertenece al grupo C_j . [27] En contraste con k-Means, FCM puede asignar un caso a más de un grupo, con diferentes "grados de pertenencia". Como primer paso, Fuzzy c-Means calcula los centros de los conjuntos difusos para el número elegido de grupos. Entonces

calcula el grado de pertenencia de cada caso, respecto a cada conjunto, y para cada variable de entrada mediante:

$$\mu_{ci}(x) = \frac{1}{\sum_{j=1}^k \left(\frac{\|x_i - c_i\|^2}{\|x_i - c_j\|^2} \right)^{\frac{1}{m-1}}}$$

Fuzzy c-Means se basa en la minimización de la siguiente función objetiva:

$$J_m = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^C u_{ij}^m \|x_i - c_j\|^2$$

donde m es cualquier número real mayor que 1 el cual es un peso que determina el grado en el cual los miembros parciales de un conjunto afectan el resultado, x_i es el i -ésimo caso de datos, $\mu_{i,j}$ es el grado de pertenencia de x_i en cada conjunto j , c_j es el centro del conjunto j , y $\|*\|$ es cualquier norma que expresa la similitud entre un caso y el centro del conjunto difuso.

4. Determinación de estilos de aprendizaje mediante técnicas de agrupamiento

La presente investigación la tipificamos según los siguientes criterios:

- Investigación descriptiva correlacional ya que se pretende establecer la relación de la programación neurolingüística con el aprendizaje estratégico.
- De diseño no experimental debido a que no se construye ninguna situación ni se van a manipular las variables de la investigación.
- Por el método de estudio de las variables: Es investigación mixta: cualitativa-cuantitativa, pues los datos consignados son tanto categoricas y numericas.

El proyecto de investigación trata las siguientes etapas:

1. Determinación del perfil de estudiante; tanto individual como grupal mediante las diferentes técnicas.
2. Evaluación parcial del desempeño de los alumnos.
3. Aplicación de las estrategias de reforzamiento según el perfil individual y el grupal (trabajo en progreso).
4. Evaluación de los resultados a lo largo de un periodo escolar completo (trabajo en progreso).

4.1. Población del estudio

La población está constituida por 12 grupos con 348 estudiantes inscritos en el segundo grado de educación secundaria en México, dividido en 3 Escuelas ; dos publica y una privada distribuidos como se muestra en la Tabla 1.

Para lo cual de los 12 grupos se selecciono de manera aleatoria un grupo como control(22 individuos), cuyo rendimiento fue comparado a lo largo de cinco

Tabla 1. Distribución de alumnos por tipo de escuela.

Tipo de Escuela	No. Grupos	No. Alumnos
Publica	8	252
Privada	4	96

bimestres. a dicho grupo se le aplico la evaluación inicial; pero se le permitio a los docentes aplicar su planeacion escolar inicial. A los demas grupos se ajusto la estrategia de enseñanza inicial permitiendo a los encargados de cada grupo ajustar de acuerdo a los resultados del análisis de perfiles. Por último destacamos que para dicho estudio comparativo se seleccionaron las materias de : Español, Matemáticas, Ciencias e Historia, las cuales han sido objeto de criticas por diversas organizaciones, debido a los pobres resultados en pruebas como PISA [20] y ENLACE [7].

4.2. Recopilación de datos

Para la recopilacion y procesamiento de la información se utilizo una version del test Metts , mostrado en la figura 1, el cual a su vez esta basado en el modelo de Bandler y Grinder [1] e inspirado por Kolb[12].

El cuestionario está conformado por 24 reactivos, que miden tres dimensiones: visual, auditivo y kinestésico. La escala es aplicada en forma individual o colectiva y el tiempo de aplicación es aproximadamente de 10 a 15 minutos. Los ítems representan una dimensión y categoría de análisis como es: Canal perceptual: Vías de percepción de la información en lo Visual, Auditivo y Kinestésica (V. A. K).

Para la aplicación de la prueba se realizaron en las mismas aulas de aprendizaje de los estudiantes de 2 grado de secundaria. Se aplicó la prueba en forma grupal, con sesiones de 10 o 15 minutos; antes de la aplicación de la prueba se orientó a cada estudiante mediante ejemplos en la pizarra con un modelo de la prueba aplicada elegidos para que llenen el cuestionario de estilos de aprendizaje. Esto se llevó a cabo el primer bimestre del año escolar 2014.

Posteriormente se realiza un análisis de los datos grupo por grupo para determinar la tendencia de cada uno de ellos. Así mismo se diferencia entre las instituciones de tipo publico y privada para conocer las tendencias en ambos sectores, por último se realiza un análisis de acuerdo al genero del entrevistado, para comparar los estilos representativos de cada genero.

4.3. Procesamiento de datos

Reducción de la dimensionalidad Intuitivamente, la covarianza es la medida de variación mutua de dos variables aleatorias. Es decir, la covarianza tendrá un valor positivo más grande para cada pareja de valores que difieren del valor medio con el mismo signo (+ o -). Asimismo, la covarianza tendrá un valor negativo más

Nombre:..... Fecha:.....

Por favor, responda Ud. verdaderamente a cada pregunta. Responda Ud. según lo que hace actualmente, no según lo que piense que sea la respuesta correcta. Use Ud. la escala siguiente para responder a cada pregunta: Ponga un círculo sobre su respuesta.

1 = Nunca 2 = Raramente 3 = Ocasionalmente 4 = Usualmente 5 = Siempre

1	Me ayuda trazar o escribir a mano las palabras cuando tengo que aprenderlas de memoria	1	2	3	4	5
2	Recuerdo mejor un tema al escuchar una conferencia en vez de leer un libro de texto	1	2	3	4	5
3	Prefiero las clases que requieren una prueba sobre lo que se lee en el libro de texto	1	2	3	4	5
4	Me gusta comer bocados y mascar chicle, cuando estudio	1	2	3	4	5
5	Al prestar atención a una conferencia, puedo recordar las ideas principales sin anotarlas	1	2	3	4	5
6	Prefiero las instrucciones escritas sobre las orales	1	2	3	4	5
7	Yo resuelvo bien los rompecabezas y los laberintos	1	2	3	4	5
8	Prefiero las clases que requieran una prueba sobre lo que se presenta durante una conferencia	1	2	3	4	5
9	Me ayuda ver diapositivas y videos para comprender un tema	1	2	3	4	5
10	Recuerdo más cuando leo un libro que cuando escucho una conferencia	1	2	3	4	5
11	Por lo general, tengo que escribir los números del teléfono para recordarlos bien	1	2	3	4	5
12	Prefiero recibir las noticias escuchando la radio en vez de leerlas en un periódico	1	2	3	4	5
13	Me gusta tener algo como un bolígrafo o un lápiz en la mano cuando estudio	1	2	3	4	5
14	Necesito copiar los ejemplos de la pizarra del maestro para examinarlos más tarde	1	2	3	4	5
15	Prefiero las instrucciones orales del maestro a aquellas escritas en un examen o en la pizarra	1	2	3	4	5
16	Prefiero que un libro de texto tenga diagramas gráficos y cuadros porque me ayudan mejor a entender el material	1	2	3	4	5
17	Me gusta escuchar música al estudiar una obra, novela, etc.	1	2	3	4	5
18	Tengo que apuntar listas de cosas que quiero hacer para recordarlas	1	2	3	4	5
19	Puedo corregir mi tarea examinándola y encontrando la mayoría de los errores	1	2	3	4	5
20	Prefiero leer el periódico en vez de escuchar las noticias	1	2	3	4	5
21	Puedo recordar los números de teléfono cuando los oigo	1	2	3	4	5
22	Gozo el trabajo que me exige usar la mano o herramientas	1	2	3	4	5
23	Cuando escribo algo, necesito leerlo en voz alta para oír como suena	1	2	3	4	5
24	Puedo recordar mejor las cosas cuando puedo moverme mientras estoy aprendiéndolas, por ej. caminar al estudiar, o participar en una actividad que me permita moverme, etc.	1	2	3	4	5

Fig. 1. Cuestionario de Estilos de Aprendizaje, tomado de [16].

grande para cada pareja de valores que difieren del valor medio con signo distinto (+ o -). Si la covarianza mutua es cero entre dos variables aleatorias, esto indica que no existe una correlación entre ellas. Supongamos que existe una muestra de n pares de observaciones de dos variables X e Y , $X : x_1, x_2, \dots, x_n$; $Y : y_1, y_2, \dots, y_n$ definimos la covarianza como:

$$S_{xy} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})$$

La covarianza ha demostrado ser un método sencillo para la reducción de variables, así como ser un mecanismo confiable para correlacionar y reducir el numero de variables en un estudio en el cual el numero de las mismas se podría considerar como alto. El presente estudio utiliza dicho análisis para reducir variables, la tabla de resultados muestra los datos experimentales tanto con el total de las variables como con el conjunto reducido.

Método tradicional Para determinar el puntaje total por grupo primero se determinó el estilo individual para lo cual se procede a una suma algebraica de resultados totales tal como se muestra en la Tabla 2, aquel estilo que obtenga mayor puntuación determina el estilo individual. Para el cálculo grupal se suman los individuos por estilo y luego se convierte a frecuencia. La más alta frecuencia obtenida en cualquiera de los estilos indica la preferencia por un estilo de aprender. Los ítems representan una dimensión y categoría de análisis como es: Canal perceptual: Vías de percepción de la información en lo Visual, Auditivo y Kinestésica (V. A. K). El principal objetivo es identificar los estilos de aprendizaje, desde la preferencia de cada estudiante por medio del cuestionario.

Tabla 2. Relación de reactivos a agregar.

Tipo de Estilo	No. de pregunta a agregar
visual	1,3,6,9,10,11,14
Auditivo	2,5,12,15,17,21,23
Kinestesico	4,7,8,13,19,22,24

Fueron eliminadas las preguntas 16-18-20 para que quedaran la misma cantidad de preguntas por cada estilo. Una vez completado el test, deberán obtenerse tres puntajes, correspondientes a los tres estilos de aprendizaje, los que definirán el perfil del estilo del alumno.

4.4. Resultados

Análisis de covarianza Después de realizar el análisis de covarianza reducimos el número de variables a analizar tal como lo muestra la Tabla 3.

Podemos verificar que el numero de variables se redujo a solo cuatro por estilo de aprendizaje reduciendo de un total de 26 variables a 12.

Tabla 3. Relación de reactivos a agregar después del análisis de covarianza.

Tipo de Estilo	No. de pregunta a agregar
visual	1,6,9,14
Auditivo	2,5,15,21
Kinestesico	4,8,13,19

Efectividad de clasificación Uno de los problemas mostrados en la técnica tradicional de clasificación de perfiles es el hecho de su incapacidad de decidir el estilo cuando existe un numero igual de puntuación en 2 o 3 estilos. La Tabla 4.4 muestra la efectividad de los algoritmos para clasificar los ejemplos.

Tabla 4. Relación de ejemplos bien clasificados.

Técnica	Porcentaje de ejemplos bien clasificados
Tradicional	77.30
Tradicional reducido	90.90
k-means(ambas versiones)	100
Fuzy c-means(ambas versiones)	100

Clasificación por estilos La Tabla 5 muestra los resultados individuales del estudio de perfil de aprendizaje. Dicha tabla muestra los datos tanto originales como reducidos por covarianza.Solo se consideran los ejemplos bien clasificados.

Tabla 5. Relación de ejemplos clasificados por estilo de aprendizaje.Se uso k=3 para K-means y FCM, además de m=1.0 para FCM. Para el caso de FCM el número se determino por aquel agrupamiento con mayor función de pertenencia.

Técnica	Estilos de aprendizaje(en porcentaje)		
	Visual	Auditivo	Kinestesico
Tradicional	20.69	31.03	48.28
Tradicional reducido	30.70	30.70	38.60
k-means	43.56	23.62	32.82
k-means reducido	42.04	21.25	36.71
Fuzy c-means	30.67	36.2	33.13
Fuzy c-means reducido	40.13	20.7	39.17

De acuerdo a los especialistas [1,15,12], el canal visual es el más utilizado por los estudiantes, con porcentajes que van del 40 al 50 porciento, el canal

kinestesico tiene valores similares entre 35 y 40 por ciento mientras que el canal auditivo es el menos usado con porcentajes de entre el 20 y 30 por ciento. La tabla anterior demuestra que los datos son consistentes al usar las técnicas de agrupamiento, por otro lado la técnica de conteo tradicional falla debido a que los datos son incompletos, esto debido a que existe un porcentaje de la población que no pudo ser clasificada dentro de algunas de las tres categorías. Adicionalmente podemos verificar que la reducción de variables mediante análisis de covarianza ayudo a mejorar el desempeño de las técnicas aplicadas y obtener resultados más cercanos a lo que se puede verificar por otros estudios.

5. Conclusiones

Determinar los estilos de aprendizaje presentes en un estudiante o grupo de estudiantes permite a los profesores establecer estrategias para que los alumnos sean capaces de desarrollar todas sus habilidades y no solo un canal de aprendizaje, Las técnicas tradicionales si bien han sido utiles para determinar a priori los estilos, tiene dificultad para determinar el mismo cuando los estudiantes presentan poca tendencia hacia un estilo en particular. Es por ellos que las técnicas de agrupamiento nos ayudan a seleccionar el perfil de manera mas exacta. Con ello se pueden diseñar estrategias mas adecuadas. De las técnicas aplicadas, Fuzzy C-means nos permite perfilar mas detalladamente a los individuos y grupos debido a que nos indica los grados o tendencias en cada estilo y no solo los categoriza. Por otra parte la reduccion de variables ayudo a mejorar la capacidad de las técnicas para clasificar, logrando con ello que los resultados fueran mas cercanos a los reportados por los expertos en enseñanza. en un trabajo futuro se pretende utilizar covarianza difusa, para lograr un mejor desempeño en Fuzzy c-means. Asi mismo se buscara trabajar con otros niveles del parametro m en dicho algoritmo. Como trabajo futuro se propone analizar los resultados del desempeño global e individual de los grupos clasificados y compararlos con el grupo de control, con el fin de verificar la efectividad de las técnicas utilizadas, así mismo utilizar otras técnicas como SVM para comparar su desempeño.

Referencias

1. Alonso, C., Domingo, J., Honey. P.: Los estilos de aprendizaje: procedimientos de diagnóstico y mejora. Ediciones Mensajero, España (1994)
2. Berkhin, P. :A survey of clustering data mining techniques. In Grouping multidimensional data, Springer Berlin Heidelberg (2006)
3. Camacho, R.:Manos arriba! El proceso de enseñanza – aprendizaje. ST Editorial, México (2007)
4. Curry,L.:Integrating Concepts of Cognitive Or Learning Style: A Review with Attention to Psychometric Standards. Learning Styles Network (1987)
5. Dunn, R., Dunn K.,Price, G.E.:Learning Styles Inventory (LSI): An Inventory for the Identification of How Individuals in Grades 3 through 12 Prefer to Learn. Lawrence, KS, Price Systems (1985)

6. Einspruch, E.L., Forman, B.D.: Observations concerning research literature on neuro-linguistic programming. *J. Counseling Psychology*, vol. 32 (4), pp. 589–596 (1985)
7. Evaluación Nacional de Logros Académicos en Centros Escolares (ENLACE). http://www.enlace.sep.gob.mx/content/gr/docs/2013/ENLACE_InformacionBasica.pdf
8. Felder, R. M., Spurlin, J.: Applications, reliability and validity of the index of learning styles. *International Journal of Engineering Education*, vol. 21 (1), pp. 103–112 (2005)
9. García, P., Amandi, A., Schiaffino, S., Campo, M.: Evaluating Bayesian networks' precision for detecting students' learning styles. *Computers and Education*, vol. 49 (3), pp. 794–808 (2003)
10. Graf, S., Viola.: Automatic Student Modelling for Detecting Learning Style Preferences in Learning Management Systems. In *Proceedings of the IADIS international conference on cognition and exploratory learning in digital age (CELDA 2007)*, pp. 172–179 (2007)
11. Kolb, D.: *Experiential learning: Experience as the source of learning and development*. Prentice-Hall, USA (1984)
12. Kolb, D.: *Learning Style Inventory: Self Scoring Inventory and Interpretation Booklet*. McBer and Company, USA (1985)
13. Labinowicz, E.: *Introducción a Piaget Pensamiento, Aprendizaje, Enseñanza*. Pearson Educación, México (1998)
14. Likas, A., Vlassis, N., Verbeek, J.J.: The global k-means clustering algorithm. *Pattern Recognition*, vol. 36, pp. 451–461 (2003)
15. Lozano, A.: *Estilos de aprendizaje y enseñanza*. Editorial Trillas, México (2000)
16. Metts, R.: *Teorías y ejercicios. Derechos de propiedad literaria Ralph Metts S.J.*, Santiago de Chile, pp. 32 (1999)
17. Myers, I. B., McCaulley, M. H., Quenk, N. L., Hammer, A. L.: *MBTI Manual (A guide to the development and use of the Myers Briggs type indicator)*. Consulting Psychologists Press (1998)
18. Nettleton, D., Baeza-Yates, R.: Web Retrieval: techniques for the aggregation and selection of queries and answers. In *First Spanish Symposium on Fuzzy Logic and Soft Computing*, Spain, pp. 183–190 (2005)
19. Peña, C., Narzo, J., De la Rosa, J.: Intelligent agents in a teaching and learning environment on the web. In *Proceedings of the international conference on advanced learning technologies* (2002)
20. Programme for International Student Assessment (PISA). <http://www.oecd.org/pisa/keyfindings/PISA-2012-results-mexico-ESP.pdf>
21. Román, J. M., Gallego, S.: *Escalas de Estrategias de Aprendizaje*, ACRA. TEA Ediciones, España (1994)
22. Rousseeuw, P.J., Kaufman, L.: *Finding Groups in Data: An Introduction to Clúster Analysis*. Wiley (1990)
23. Stahl, T.: *PNL, introducción a la programación neurolingüística : para qué sirve, cómo funciona y quién puede beneficiarse de ella*. Paidós, México (2013)
24. Sternberg, R.: *Thinking Styles*, Cambridge University Press (2001)
25. Cassidy, S.: Learning styles: An overview of theories, models, and measures. In *Educational Psychology*, vol. 24 (4) (2004)
26. Xu, R., Wunsch, D.: Survey of clustering algorithms. In *IEEE Transactions on Neural Networks*, IEEE Press, USA, pp. 645–678 (2005)
27. Yen, J., Langari, R.: *Fuzzy Logic Intelligence Control and Information*. Prentice Hall, USA (1999)