

Applying Data Mining to Discover Successful Collaborative Groups

Aplicando minería de datos para descubrir grupos colaborativos exitosos

Rosanna Costaguta
Univ. Nacional de Santiago del Estero
Avda. Belgrano (S) 1912
(4200) Santiago del Estero, Argentina
+54-0385-4509560
rosanna@unse.edu.ar

María de los Ángeles Menini
Univ. Nacional de Santiago del Estero
Avda. Belgrano (S) 1912
(4200) Santiago del Estero, Argentina
+54-0385-4509560
marameni@unse.edu.ar

Germán Lescano
CONICET
Univ. Nacional de Santiago del Estero
Avda. Belgrano (S) 1912
(4200) Santiago del Estero, Argentina
+54-0385-4509560
gelescano@unse.edu.ar

ABSTRACT

In a computer supported collaborative learning environment, students are organized into groups and work together to achieve a common goal, using the computer as a communication, collaborate and coordination tool. Under the premise that every student in a group behaves in a certain way, to collaborate, thus demonstrating a learning style, this research demonstrate the existence of certain relationships between learning styles of students in a collaborative group and group academic performance. To discover these combinations of learning style, collaborative experiences were carried out with groups of degree students and data mining techniques was applied.

RESUMEN

En un entorno de Aprendizaje Colaborativo Soportado por Computadora (ACSC), los estudiantes se organizan en grupos y trabajan juntos para la consecución de un objetivo común, utilizando la computadora como medio de comunicación, colaboración y coordinación. Bajo la premisa de que cada estudiante de un grupo se comporta de una manera determinada, al colaborar, manifestando así un estilo de aprendizaje; se desarrolló esta investigación que consistió en demostrar la existencia de determinadas relaciones entre los estilos de aprendizaje de los estudiantes de un grupo colaborativo y su rendimiento académico, así como también la factibilidad de uso de técnicas de minería de datos para descubrir combinaciones de estilos de aprendizaje de estudiantes, que se vinculen con grupos que presentan un buen rendimiento académico. Las experiencias de ACSC, a partir de las cuales se realizaron las actividades necesarias para concretar la investigación planteada, se llevaron a cabo con grupos de estudiantes universitarios.

Permission to make digital or hard copies of all or part of this work for personal or classroom use is granted without fee provided that copies are not made or distributed for profit or commercial advantage and that copies bear this notice and the full citation on the first page. To copy otherwise, or republish, to post on servers or to redistribute to lists, requires prior specific permission and/or a fee.

EATIS'16, April 27 - 29 2016, Cartagena, Colombia.
Copyright 978-1-5090-2435-3/16/\$31.00 ©2016 IEEE

Categories and Subject Descriptors

J.1. [Computer Applications]: Administrative Data Processing - Education

K.3.1 [Computing Milieux]: Computers and Education - Computer Uses in Education - *Collaborative Learning, Distance Learning*

General Terms

Algorithms, Design, Experimentation.

Keywords

Computer Supported Collaborative Learning; Learning Style; Group Performance; Knowledge Discovery; Association Rules.

Palabras clave

Aprendizaje colaborativo soportado por computadora; Estilo de aprendizaje; Rendimiento grupal; Descubrimiento de conocimiento; Reglas de asociación.

1. INTRODUCCIÓN

En la actualidad, las ventajas del ACSC son ampliamente reconocidas y cada día son más las instituciones del ámbito educativo que lo adoptan. Bajo esta modalidad los estudiantes están organizados en grupos y trabajan juntos para la consecución de un objetivo común, utilizando la computadora como medio de comunicación, de colaboración y de coordinación. Un grupo de aprendizaje es una estructura formada por personas que interactúan para lograr aprender a través de su participación [1].

Los estudiantes construyen su aprendizaje colaborativamente manifestando ciertas actitudes, por ejemplo: explicar y justificar sus opiniones, articular su razonamiento, elaborar y reflexionar sobre sus conocimientos o incentivar a sus compañeros a responder. La colaboración conduce a resultados positivos, sólo, cuando los integrantes del grupo dan y reciben ayuda, comparten recursos, negocian con sus pares, construyen conocimientos, adquieren competencias, resuelven conflictos y se regulan mutuamente manifestando habilidades interpersonales. Cada estudiante miembro de un grupo es responsable de su accionar individual pero también del rendimiento grupal.

Crear grupos y lograr que sus miembros resuelvan una consigna de manera colaborativa, no garantiza que el comportamiento y el rendimiento de esos grupos sean adecuados, ni que la experiencia de enseñanza y aprendizaje sea exitosa. Cada integrante tiene un comportamiento particular cuando realiza actividades dentro de su grupo. Este comportamiento no sólo pone de manifiesto una forma de colaborar, sino un estilo de aprendizaje específico. Es por ello que la conformación de los grupos, en ACSC, resulta ser una tarea que requiere particular atención.

De acuerdo con el estudio realizado por Costaguta [2], se sabe que los grupos de ACSC se conforman de diferentes maneras: en algunos casos es el profesor quien selecciona aleatoriamente a los miembros de cada grupo, o establece algún criterio para dicha selección; en otros, son los alumnos quienes se agrupan por amistad, afinidad en la forma de trabajar, etc. En ninguno de los casos analizados, la selección de los integrantes de un grupo se lleva a cabo considerando el estilo de aprendizaje de los estudiantes involucrados, lo que permitiría promover un mejor desempeño.

Esta investigación buscó dar respuesta a los siguientes interrogantes: ¿Existe alguna relación entre los estilos de aprendizaje de los estudiantes que constituyen un grupo colaborativo y el rendimiento del grupo? ¿Es posible identificar, mediante técnicas de minería de datos, combinaciones de estilos de aprendizaje de estudiantes que se vinculen a grupos con buen rendimiento? A priori, las respuestas a estas preguntas parecieron ser afirmativas, sin embargo, fue necesario responderlas rigurosa y científicamente.

El presente artículo se organiza de la siguiente manera: la sección 2 se refiere al modelo de estilos de aprendizaje que fue usado en esta investigación, en la sección 3 se describe el Proceso de descubrimiento de conocimiento (KDD), la sección 4 consiste en la aplicación de KDD, detallando los pasos que se llevaron a cabo y los resultados obtenidos en cada paso. Finalmente, en la sección 5, se enuncian algunas conclusiones.

2. ESTILOS DE APRENDIZAJE

Identificar el estilo de aprendizaje de una persona implica reconocer el método o estrategia utilizada por esa persona para aprender. Aunque las estrategias varían según lo que se quiera aprender, cada individuo tiende a desarrollar ciertas preferencias o tendencias globales que definen un estilo de aprendizaje. Según Felder [3], existen diferencias en los estudiantes con respecto a la manera en que éstos procesan la información. De igual modo, un estudiante puede presentar varias características, por lo que el docente debería ser capaz de adaptar su estilo de enseñanza a los estilos de aprendizaje, de tal forma de no afectar negativamente el rendimiento académico del alumno o su actitud frente a los contenidos propuestos [4].

Un modelo de estilo de aprendizaje clasifica a los estudiantes de acuerdo con la forma en cómo reciben y procesan la información. En esta investigación se utilizó el modelo propuesto por Felder y Silverman [5]. Los autores consideran cuatro dimensiones como variables de análisis y dos estilos de aprendizaje por cada una de esas dimensiones. La dimensión Procesamiento se vincula con cómo el estudiante prefiere adquirir la información, la dimensión Percepción lo hace con el tipo de información que el estudiante prefiere recibir, la dimensión Entrada se relaciona con la vía sensorial que el estudiante prefiere utilizar para captar la información, y finalmente, la dimensión Comprensión se asocia

con el modo de presentación que facilita el entendimiento de contenidos. Los tipos de aprendizajes resultantes, considerando las dimensiones propuestas, se describen brevemente en Tabla 1.

Tabla 1. Dimensiones y estilos de aprendizaje

DIMENSIÓN	ESTILOS	DESCRIPCIÓN
Procesamiento	<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 le proporcionan la oportunidad de pensar sobre la información que se le presenta, trabaja mejor solo y tiende a ser teórico.
Percepción	<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; y no de repetición; se aburre con detalles; es bueno para asimilar nuevos conceptos.
Entrada	<ul style="list-style-type: none"> • Visual • Verbal 	Un estudiante visual recuerda mejor lo que ve (figuras, diagramas, cuadros, 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.
Comprensión	<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.

A partir de las combinaciones de los estilos, Felder y Silverman [5] establecieron la existencia de 16 estilos de aprendizaje. Así, por ejemplo, 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; o a cualquier otra combinación posible. Respondiendo a este modelo, Felder y Soloman [6] crearon el Test de estilos de aprendizaje, [7], un instrumento que permite determinar el estilo de aprendizaje de un estudiante, mediante cuarenta y cuatro preguntas, con dos opciones de respuesta cada una, en las que el estudiante debe elegir, necesariamente, sólo una de ellas.

3. EL PROCESO DE DESCUBRIMIENTO DE CONOCIMIENTO

El Proceso de Descubrimiento de Conocimiento en Bases de Datos (Knowledge Discovery in Database - KDD), consiste en 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* [8], [9] y [10].

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 [8]: la limpieza de datos, a fin de remover ruido e inconsistencias; la integración de datos, para generar un único almacén coherente en aquellos casos donde los datos provienen de diferentes fuentes; las transformaciones de datos, para normalizarlos y, la reducción de datos, a fin de eliminar características redundantes. La importancia del preprocesamiento se debe a que la calidad de los datos sobre los que se aplica el proceso KDD impacta de manera directa en la calidad del conocimiento que se descubre [8].

La fase de *minería de datos* puede definirse sobre la base de primitivas, diseñadas especialmente para facilitar el descubrimiento de conocimiento eficiente y fructífero. Tales primitivas incluyen [8]: 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 visualizarse. Esta fase se materializa mediante la realización de tareas del tipo predictivas o del tipo descriptivas. Dentro de las tareas predictivas se pueden mencionar: la clasificación y la regresión, mientras que, entre las tareas descriptivas figuran el clustering, las correlaciones y las reglas de asociación.

La fase de postprocesamiento implica la realización de alguna reformulación de los resultados obtenidos a fin de hacer que los conocimientos descubiertos sean más fáciles de entender y utilizar por el usuario a quien finalmente están destinados.

4. APLICACIÓN DE KDD SOBRE EL ESCENARIO PROPUESTO

Las hipótesis que guiaron esta investigación fueron las siguientes:

- Existen determinadas relaciones entre los estilos de aprendizaje de los estudiantes que constituyen un grupo colaborativo y el rendimiento académico del grupo.
- Existen combinaciones de estilos de aprendizaje entre los estudiantes integrantes de grupos colaborativos que se vinculan con un buen rendimiento académico grupal.

Para validar estas hipótesis se realizaron 23 (veintitrés) experiencias, o sesiones de aprendizaje colaborativo, en las que participaron 158 (ciento cincuenta y ocho) estudiantes de ambos sexos, con edades comprendidas entre los 20 y los 24 años, pertenecientes a 7 (siete) asignaturas universitarias diferentes de la carrera Licenciatura en Sistemas de Información. Cada asignatura trabajó con grupos constituidos aleatoriamente. En total se

recopilaron los resultados logrados por: 3 grupos de 5 integrantes, 11 grupos de 4 estudiantes, 29 grupos de 3, y 6 grupos con 2 miembros. En estas experiencias se utilizó como soporte educativo la plataforma Moodle, dado que el Centro Universitario Virtual (CUV) dependiente de la Facultad de Ciencias Exactas y Tecnologías, utiliza dicha plataforma para brindar apoyo a las actividades de docencia, investigación y extensión. Además, la misma dispone de código abierto, lo que permitió realizar modificaciones acordes con los objetivos de la investigación. El resultado de estas experiencias colaborativas fue uno de los insumos necesarios para aplicar el proceso KDD.

En primer lugar se trabajó sobre datos históricos (logs), recopilados mediante el registro de las sesiones colaborativas efectuadas. Específicamente se almacenaron, en un archivo de base de datos, los datos personales de los estudiantes y sus estilos de aprendizaje (esto último fue el resultado de la aplicación del Test de estilos de aprendizaje que respondieron todos los alumnos al comienzo de la cursada). La Figura 1 muestra el resultado del Test de estilos de aprendizaje obtenido por el estudiante *a*. En los extremos de cada fila de dicha figura se visualizan los estilos posibles para cada dimensión del modelo propuesto por Felder y Silverman [5], según se describió en Tabla 1. La fila 1 corresponde a la dimensión Procesamiento, la fila 2 a la dimensión Percepción, la fila 3 a la dimensión Entrada, y la fila 4 a la dimensión Comprensión. Cada una de las filas cuenta con una escala numérica que va desde -11 a 11, y un carácter *x* que identifica el valor asignado para la dimensión. Si *x* está posicionada en el intervalo comprendido entre -3 y 3, se deduce un valor neutro para la dimensión en cuestión, mientras que si señala un valor comprendido entre 5 y 11, o entre -5 y -11, está indicando el estilo correspondiente al extremo derecho o izquierdo de la fila respectivamente. Por ejemplo, el resultado obtenido por el alumno *a*, conforme lo muestra la Figura 1, evidencia un estilo reflexivo para la dimensión Procesamiento (*x* sobre el número 7 de la derecha en la primera fila); un estilo sensitivo para la dimensión Percepción (*x* sobre el número -7 de la izquierda en la segunda fila); un estilo visual para la dimensión Entrada (*x* sobre el número -9 de la izquierda en la fila 3), y finalmente, un estilo secuencial para la dimensión Comprensión (*x* sobre el número -5 de la izquierda en la fila 4). Por lo tanto el estilo de aprendizaje del estudiante *a* es: reflexivo, sensitivo, visual y secuencial.

Una vez obtenida la base de datos con los datos personales, los datos de las interacciones y los estilos de aprendizaje de cada uno de los estudiantes de los diferentes grupos, se llevaron a cabo ciertas tareas de preprocesamiento. Así, se eliminaron los datos que para esta investigación resultaban irrelevantes y también se depuraron algunos registros incompletos. La base de datos quedó constituida por los atributos: el estilo de aprendizaje del estudiante, el identificador de grupo del cuál formó el alumno y la evaluación del rendimiento académico grupal asignada por el profesor. Dado que algunos profesores evaluaron el rendimiento académico en forma cuantitativa y otros de manera cualitativa, también fue necesario realizar algunas transformaciones sobre este atributo para disponer únicamente de datos de tipo cualitativo (Tabla 2).

de un conjunto de datos. Para nuestro caso, descubrir las combinaciones de estilos de aprendizaje que se asocian con un determinado rendimiento académico.

Las reglas de asociación tiene la forma $X \Rightarrow Y$, indicando que el antecedente “X” determina al consecuente “Y”. Para nuestro caso, “X” representó la combinación de los estilos de aprendizaje de los estudiantes miembros de un grupo y “Y” el rendimiento académico grupal.

El procesamiento se realizó usando el software Weka, en su opción Reglas de Asociación, y con el algoritmo “A priori”. Se establecieron valores de soporte y de confianza en la aplicación de las Reglas de asociación. Entendiendo por soporte, el porcentaje mínimo de instancias que cubre una regla con respecto al total de instancias y, por confianza la medida que indica la frecuencia con que el consecuente “Y” es cierto, cuando también lo es, el antecedente “X”. Así, se establecieron como valores iniciales para soporte ($MinMetric = 0,6$) y para confianza ($LowerBoundMinSupport = 0,6$), siendo el objetivo de la tarea encontrar todas las reglas que superaran esos valores. También se estableció en 200 el número máximo de reglas a generar.

c. ¿Qué conocimiento de background resultará de utilidad?

Como background, resultó de utilidad recordar que cada tupla sintetiza los estilos de aprendizaje presentes en un grupo, y que esa síntesis es el resultado de una serie de acciones de preprocesamiento aplicadas sobre tuplas que inicialmente incluían la identificación del grupo, el estilo de aprendizaje del estudiante expresado en base a las cuatro dimensiones del modelo de estilos de aprendizaje de Felder y Silverman Felder y Silverman [5], y la calificación del rendimiento académico grupal otorgada por el profesor.

d. ¿Qué medidas pueden utilizarse para estimar patrones de interés?

Para este trabajo sólo resultaron de interés aquellas reglas de asociación cuyo consecuente fuera el atributo rendimiento académico grupal. Efectuado el procesamiento Weka devolvió exactamente 100 reglas (la última con una confianza de 0.62). Como primer paso se procedió a analizar las mismas a fin de descartar aquellas reglas que no tuvieran al atributo rendimiento como consecuente. Para ellos se aplicó un primer filtro de reglas mediante plantillas [12], luego del cual reglas como las que se muestran en la Figura 3 fueron eliminadas.

Fig. 3. Ejemplos de reglas descartadas

1. neutralgs=equilibrado 90 \Rightarrow intuitivo=ninguno 89 conf:(0.99)
2. neutralgs=equilibrado verbal=ninguno 85 \Rightarrow intuitivo=ninguno 84 conf:(0.99)
3. neutralgs=equilibrado rendimiento=bueno 85 \Rightarrow intuitivo=ninguno 84 conf:(0.99)
4. neutralgs=equilibrado verbal=ninguno rendimiento=bueno 80 \Rightarrow intuitivo=ninguno 79 conf:(0.99)
5. reflexivo=ninguno rendimiento=bueno 109 \Rightarrow verbal=ninguno 107 conf:(0.98)

Aplicado el filtro por plantilla las 100 reglas quedaron reducidas a 16. La Figura 4 muestra una porción de las mismas. Estas reglas pueden interpretarse fácilmente, por ejemplo, la regla de asociación 17 (primera regla contenida en la Figura 4), predice que en un grupo donde no hay integrantes intuitivos, ni reflexivos, ni verbales, el rendimiento académico grupal será bueno con un valor de confianza igual al 94%.

Fig. 4. Ejemplos de reglas que cumplen el primer filtro

17. intuitivo=ninguno reflexivo=ninguno verbal=ninguno 109 \Rightarrow rendimiento=bueno 103 conf:(0.94)
20. neutralgs=equilibrado 90 \Rightarrow rendimiento=bueno 85 conf:(0.94)
23. intuitivo=ninguno neutralgs=equilibrado 89 \Rightarrow rendimiento=bueno 84 conf:(0.94)
26. neutralgs=equilibrado verbal=ninguno 85 \Rightarrow rendimiento=bueno 80 conf:(0.94)
28. intuitivo=ninguno neutralgs=equilibrado verbal=ninguno 84 \Rightarrow rendimiento=bueno 79 conf:(0.94)

Profundizando el análisis de las reglas obtenidas, se observó la aparición de reglas redundantes por lo que se aplicó otro filtrado a fin de eliminarlas. Este filtrado se basó en el trabajo de [13], que establece que dadas dos reglas $R1: X \Rightarrow Y$, $R2: X,Z \Rightarrow Y$, con valores de confianza similares, puede considerarse que R1 es redundante respecto de R2, por cuanto no aporta nueva información y por tanto debe eliminarse. Por ejemplo, si consideramos las reglas 17, 31, 39, 41, 45, 48 y 52 (Figura 5) puede observarse que todas tienen igual consecuente (rendimiento bueno) con un valor de confianza similar, esto es, comprendido entre 91% y 94%. Sin embargo, el antecedente de la regla 17 incluye el antecedente de las restantes, dado que incorpora más estilos de aprendizaje. Por lo expuesto las reglas 31, 39, 41, 45, 48 y 52 fueron eliminadas por considerárselas redundantes.

Fig. 5. Ejemplos de reglas redundantes

17. intuitivo=ninguno reflexivo=ninguno verbal=ninguno 109 \Rightarrow rendimiento=bueno 103 conf:(0.94)
31. reflexivo=ninguno verbal=ninguno 114 \Rightarrow rendimiento=bueno 107 conf:(0.94)
39. intuitivo=ninguno reflexivo=ninguno 113 \Rightarrow rendimiento=bueno 105 conf:(0.93)
41. reflexivo=ninguno 118 \Rightarrow rendimiento=bueno 109 conf:(0.92)
45. intuitivo=ninguno verbal=ninguno 135 \Rightarrow rendimiento=bueno 124 conf:(0.92)
48. verbal=ninguno 145 \Rightarrow rendimiento=bueno 132 conf:(0.91)
52. intuitivo=ninguno 144 \Rightarrow rendimiento=bueno 130 conf:(0.91)

Con idéntico criterio se eliminaron otras reglas que presentaban redundancia con las reglas 28 y 46. De esta forma las reglas resultantes del proceso KDD fueron cuatro (Figura 6).

Fig. 6. Reglas resultantes del proceso KDD

17: intuitivo=ninguno reflexivo=ninguno verbal=ninguno 109 ==> rendimiento=bueno 103 conf:(0.94)
28: intuitivo=ninguno neutralgs=equilibrado verbal=ninguno 84 ==> rendimiento=bueno 79 conf:(0.94)
46: intuitivo=ninguno global=ninguno verbal=ninguno 84 ==> rendimiento=bueno 77 conf:(0.92)
69: secuencial=ninguno 87 ==> rendimiento=bueno 73 conf:(0.84)

e. ¿Cómo se visualizarán los patrones descubiertos?

Los patrones descubiertos se visualizarán mediante cuatro sentencias IF - THEN, tal como muestra la Figura 7.

Fig. 7. Patrones descubiertos expresados como IF-THEN

1: IF estudiantes intuitivos = 0 AND estudiantes reflexivos = 0 AND estudiantes verbales = 0 THEN rendimiento = bueno
2: IF estudiantes intuitivos = 0 AND estudiantes neutral global-secuencial = cantidad total de integrantes del grupo +/- 1 AND estudiantes verbales = 0 THEN rendimiento = bueno
3: IF estudiantes intuitivos = 0 AND estudiantes globales = 0 AND estudiantes verbales = 0 THEN rendimiento = bueno
4: IF estudiantes secuenciales = 0 THEN rendimiento = bueno

5. CONCLUSIONES

La originalidad de esta investigación consiste, no sólo, en la aplicación de KDD para determinar la relación existente entre los estilos de aprendizaje de los estudiantes que constituyen un grupo colaborativo y el rendimiento académico del grupo, sino además, en el uso de técnicas de minería de datos para identificar combinaciones de estilos de aprendizaje de estudiantes que se vinculen con un buen rendimiento académico grupal.

Los resultados obtenidos son un claro indicio de que existen ciertos vínculos entre las combinaciones de estilos de aprendizaje de los estudiantes que conforman un grupo y el rendimiento académico logrado por el grupo. Sin embargo, dado que sólo se lograron descubrir cuatro patrones, todos ellos vinculados con el rendimiento grupal bueno, se juzga necesario recolectar datos provenientes de nuevas sesiones colaborativas que permitan incrementar de forma significativa las 160 tuplas iniciales, para luego replicar el proceso KDD y eventualmente corroborar o acrecentar la cantidad de patrones descubiertos.

En el futuro también se pretende descubrir si existen vinculaciones del rendimiento académico grupal con otros factores además del ya considerado estilo de aprendizaje. Para esto se está evaluando la posibilidad de incorporar información tal como: características de personalidad, nivel de conocimiento y estados emocionales.

Por último, cabe resaltar que el conocimiento obtenido a partir de esta investigación fue usado para definir la función de evaluación

de un algoritmo genético que realiza la conformación de grupos colaborativos. Las pruebas realizadas sobre el algoritmo genético, en la definición de grupos integrados por estudiantes que responden a una combinación de estilos de aprendizaje asociada con un buen rendimiento académico grupal, fueron exitosas [14].

6. AGRADECIMIENTOS

Este trabajo se realizó financiado parcialmente por los proyectos PICTO UNSE 2012-0016 y SECYT UNSE 23-C089.

7. REFERENCIAS

- [1] Souto, M. 1990. *Didáctica de lo grupal*. Ministerio de Educación y Justicia, INPAD.
- [2] Costaguta, R. 2015. Algorithms and Machine Learning Techniques in Collaborative Group Formation. *LNAI 9414: Advances in Artificial Intelligence and Its Applications*. Pichardo Lagunas, Obdulia, Herrera Alcántara, Oscar, Arroyo Figueroa, Gustavo (Eds.). 249-258.
- [3] Felder, R. 1996. Matters of Style. In: *ASEEE Prism*. 6, 4, 18-23.
- [4] Felder, R. 2004. ¿Cómo estructurar la currícula en Ingeniería?. In: *Actas IV Congreso Argentino de Enseñanza de la Ingeniería (CAEDI)*, Argentina.
- [5] Felder, R. and Silverman, L. 1988. Learning and Teaching Styles in Engineering Education Application. *Journal of Engineering Education*. 78, 7.
- [6] Felder, R. and Soloman, V. 1984. *Index of Learning Styles*. Disp. en: <http://www.ncsu.edu/felder-public/ILSpage.html>. Último acceso: 15/11/2015.
- [7] *Test para descubrir estilos de aprendizaje* ideado por Felder R. y Soloman, V. Disp. en: http://www.ua.es/dpto/dqino/RTM/Invest_docente/ilweb_es.html. Último acceso: 15/11/2015.
- [8] Han, J. and Kamber, M. 2001. *Data Mining: Concepts and Techniques*. USA, Academic Press.
- [9] Hernández Orallo, J., Ramírez Quintana, M. and Ferri, C. 2006. *Introducción a la minería de datos*. España, Prentice Hall – Addison Wesley.
- [10] Witten, I. and Frank, E. 1999. *Data Mining: Practical machine, learning tools and techniques with Java implementations*. USA, Morgan Kauffmann Publishers.
- [11] Software WEKA. Disp. en: <http://www.cs.waikato.ac.nz/ml/weka>. Último acceso: 15/11/2015.
- [12] Klemettinen, M., Mannila, H., Ronkainen, P., Toivonen, H. and Verkamo, A. 1994. Finding interesting rules from large sets of discovered association rules. In: *ACM Proc. 3rd. International Conference on Information and Knowledge Management CIKM '94*. 401-407, New York, NY, USA.
- [13] Liu, B., Hsu, W. and Ma, Y. 1999. Pruning and summarizing the discovered associations. In: *ACM Proc. 5th. International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining SIGKDD '99*. 125-134, New York, USA.
- [14] Lescano, G., Costaguta, R. and Amandi, A. 2016. Genetic Algorithm for Automatic Group Formation Considering Student's Learning Styles. In: *ACM Proc. 8th. Euro American Conference on Telematics and Information Systems (EATIS 2016)*, (en prensa).