

# Análisis de la formación de grupos en Aprendizaje Colaborativo Soportado por Computadoras

Ariel Monteserin, Silvia Schiaffino, Patricio García y Analía Amandi

ISISTAN Research Institute, Fac. Cs. Exactas, UNCPBA  
Campus Universitario, Paraje Arroyo Seco, Tandil, Argentina  
CONICET, Consejo Nacional de Investigaciones Científicas y Técnicas, Argentina

{amontese, sschia, pgarcia, amandi}@exa.unicen.edu.ar

**Abstract.** *Group formation and performance is a research area that has gained great interest in the e-learning community in the last years. The motivation underlying this area is that putting a group of students to work together does not guarantee learning. In this work we analyze whether some students' individual features influence group performance. Particularly we have analyzed by applying Machine Learning techniques to students' log files in a CSCL environment, how their learning styles and their negotiation skills influence on the result of group work. The results we have obtained indicate that these aspects actually have an effect on the group performance. In addition, we propose some ideas that teachers or an automatic tool in a CSCL environment can take into account to form groups that will, supposedly, work and learn better.*

**Resumen.** *La formación de grupos es un área de investigación que ha ganado gran interés en la comunidad de e-learning en los últimos años. La motivación subyacente es que colocar a un grupo de estudiantes a trabajar juntos no garantiza que aprendan. En este trabajo analizamos si algunas características de los estudiantes influyen en el desempeño del grupo. Particularmente, hemos analizado aplicando técnicas de Inteligencia Artificial a los logs de los estudiantes que trabajan en un entorno de trabajo colaborativo, cómo influyen sus estilos de aprendizaje y sus habilidades de negociación en el resultado del trabajo en grupo. Además, proponemos algunas ideas para que los docentes o alguna herramienta automática en un entorno de aprendizaje colaborativo pueda utilizarlas para formar grupos de trabajo que, supuestamente, trabajarán y aprenderán mejor.*

## 1. Introducción

En los últimos años, el aumento de la accesibilidad de Internet ha propiciado el uso de herramientas de educación a distancia. Uno de los tipos de aplicaciones más utilizadas en este contexto son las herramientas de trabajo colaborativo. El aprendizaje colaborativo soportado por computadoras (CSCL, del inglés *Computer Supported Collaborative Learning*) permite a los estudiantes que se encuentran lejos geográficamente colaborar y comunicarse ideas e información.

En este contexto, los estudiantes tienen que realizar diferentes tipos de actividades. Nosotros nos centraremos en actividades grupales, tales como resolver un ejer-

cicio propuesto por el docente en grupos de trabajo. La formación de grupos de trabajo es un área de investigación bastante reciente dentro de CSCL, y dentro del trabajo colaborativo soportado por computadoras (CSCW, del inglés *Computer Supported Collaborative Work*) en general. La motivación dentro de esta área es que poner a un grupo de alumnos a trabajar juntos no garantiza un buen resultado ni un buen aprendizaje. La forma en que se agrupan los alumnos puede afectar los resultados de las tareas que tienen que realizar. Nuestro objetivo es analizar si algunas características de los estudiantes influyen en el desempeño del grupo. Particularmente, consideramos que el estilo de aprendizaje de los alumnos puede afectar el trabajo grupal. Algunos trabajos han considerado también esta cuestión [Alfonseca et al. 2006]. Los estudiantes aprenden de diferentes maneras [Felder and Brent 2005]: viendo y escuchando; reflexionando y actuando; razonando lógicamente e intuitivamente; memorizando y visualizando; haciendo analogías y construyendo modelos matemáticos. Un modelo de estilos de aprendizaje clasifica a los estudiantes de acuerdo a cómo encajan en un número de categorías que corresponden a la forma en que reciben y procesan información. Algunos entornos de aprendizaje proveen material de enseñanza de acuerdo al estilo de aprendizaje de los alumnos [Schiaffino et al. 2008, Peña et al. 2002].

Por otro lado, se ha demostrado que el aprendizaje es particularmente efectivo cuando los estudiantes encuentran conflictos y los resuelven a través de procesos de negociación para generar una solución compartida [Veerman et al. 2000]. Durante una discusión, en entornos colaborativos así como también competitivos, los alumnos intercambian propuestas y argumentos de manera de llegar a un acuerdo acerca de la solución de un ejercicio propuesto por el docente, por ejemplo. Las propuestas están motivadas por los objetivos de los estudiantes, y los argumentos que utilizan constituyen información generadas por los estudiantes para justificar estas propuestas o tratar de influenciar la posición del "oponente" durante una discusión, de manera de persuadirlo para aceptar o rechazar una propuesta. Sin embargo, los alumnos no tienen todas las mismas habilidades para negociar, es decir, cada estudiante tiene un estilo de negociación particular. Este estilo caracteriza la forma en que el estudiante realiza concesiones durante una negociación, la manera en que construye propuesta y argumentos, en qué situaciones usa un determinado tipo de argumento y en cuáles no, y qué factores del contexto del alumno tienen una influencia en estas decisiones. Consideramos que las habilidades de negociación de los estudiantes pueden influenciar la forma en que resuelven tareas grupales, y por lo tanto, afectar el desempeño del grupo.

En resumen, hemos analizado utilizando técnicas de Inteligencia Artificial aplicadas a un conjunto de archivos logs en un entorno de aprendizaje colaborativo, cómo las características individuales de los alumnos influyen el resultado del trabajo en grupo. Particularmente, nos enfocamos en los estilos de aprendizaje y en las habilidades de negociación. Utilizamos la plataforma SAVER<sup>1</sup> para realizar nuestros experimentos. Los resultados obtenidos indican que efectivamente estos aspectos tienen un efecto sobre el resultado del trabajo grupal. Además, proponemos algunas ideas para que los docentes o una herramienta automática en un entorno de CSCL formen grupos de trabajo o estudio que trabajen bien.

El resto del artículo se organiza de la siguiente manera. La Sección 2 presenta

---

<sup>1</sup><http://www.e-unicen.edu.ar>

algunos trabajos relacionados en el área de formación de grupos. La Sección 3 describe cómo se detecta de manera automática el estilo de aprendizaje de los alumnos a partir de su interacción con un sistema de educación a distancia. La Sección 4 describe cómo se obtienen las habilidades de negociación de los alumnos a partir de su interacción con otros compañeros de grupo. Luego, la Sección 5 presenta nuestro caso de estudio y los resultados obtenidos. Finalmente, la Sección 6 muestra las conclusiones y trabajos futuros.

## **2. Formación de grupos: trabajos relacionados**

Algunos trabajos han analizado la forma en que los estilos de aprendizaje impactan la forma de agrupar alumnos en trabajo colaborativo. Uno de los modelos de estilos de aprendizaje más utilizados es el propuesto por Felder-Silverman [Felder and Brent 2005]. Por ejemplo, este modelo es aplicado en [Alfonseca et al. 2006, Martín and Paredes 2004]. El primer trabajo explora los efectos que puede producir el hecho de combinar estudiantes con diferentes estilos de aprendizaje sobre los resultados del trabajo en grupo. Se proponen también algunas reglas basadas en los resultados obtenidos. Por el otro lado, en [Martín and Paredes 2004] se propone utilizar el modelo de Felder-Silverman para formar grupos heterogéneos y adaptar automáticamente las actividades propuestas en un sistema Web.

Otro aspecto evaluado en la formación de grupos es la personalidad de los alumnos. En [Speck 2003, Rutherford 2001] se presenta un modelo para la formación de grupos basándose en diferentes tests de personalidad. En [Rutherford 2001] se describen experimentos donde se formaron grupos con alumnos de diferente personalidad. En [Speck 2003] se proveen criterios para agrupar a los estudiantes tales como el interés en un tema en particular, y los tipos psicológicos de Myers-Briggs [Pittenger 1993].

A diferencia de los trabajos mencionados, donde se utilizan encuestas y cuestionarios para detectar los estilos de aprendizaje, en nuestro trabajo lo hacemos de manera automática. Además, tomamos en cuenta las habilidades de negociación de los alumnos; aspecto no considerado hasta el momento en trabajos previos.

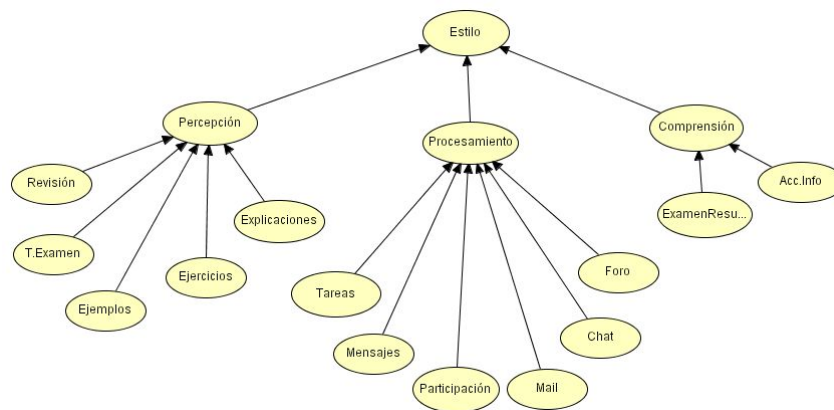
## **3. Detección de estilos de aprendizaje**

Los estilos de aprendizaje son características cognitivas, y comportamientos psicológicos que sirven como indicadores de cómo los estudiantes perciben, interactúan y responden a los distintos ambientes de aprendizaje. Han sido propuestos varios modelos de estilos de aprendizajes [Dunn 1990, Kolb 1984]. En este trabajo se utilizó el modelo formulado por Felder y Silverman debido a que ha sido evaluado exitosamente en diferentes dominios [Felder and Brent 2005]. Según Felder los estilos de aprendizaje son una combinación de 4 dimensiones: comprensión, percepción, entrada y procesamiento. Cada una de estas dimensiones puede tomar uno de dos valores posibles por lo que se tienen 16 ( $2^4$ ) estilos de aprendizaje dentro del modelo de Felder. La comprensión puede ser global o secuencial, la percepción puede ser intuitiva o sensitiva, la entrada verbal o visual y el procesamiento puede ser activo o reflexivo. Por ejemplo, un estilo de aprendizaje particular podría ser secuencial/sensitivo/verbal/reflexivo.

Los alumnos sensitivos incorporan nuevos conocimientos a través de hechos concretos; mientras que los estudiantes intuitivos prefieren aprender a través de la imaginación, especulación y presentimiento. Los alumnos con aprendizaje activo prefieren la

realización de ciertas actividades con la información como debatir, brindar explicaciones sobre el tema, evaluar los nuevos conocimientos de alguna manera. En cambio los estudiantes reflexivos necesitan de la evaluación y manipulación de la nueva información introspectivamente. Los alumnos con aprendizaje secuencial tienden a entender la información linealmente sin saltar de un tema a otro, por otro lado los alumnos con aprendizaje global prefieren adquirir los nuevos conocimientos aleatoriamente dando grandes saltos entre los temas propuestos para un curso. Los alumnos con aprendizaje visual recuerdan mejor lo que ven por lo que sus cursos deben contener un gran número de diagramas, imágenes, gráficos. Mientras que los alumnos con aprendizaje verbal retienen más las explicaciones que escuchan y leen.

En este trabajo se consideraron básicamente tres dimensiones del modelo de Felder como son comprensión, percepción y procesamiento. La dimensión de entrada no fue tomada en cuenta debido a ciertas limitaciones presentadas por el sistema de educación a distancia utilizado. En este trabajo se modelan los estilos de aprendizaje con una Red de Bayes que puede ser actualizada a partir de nuevas observaciones y permite inferir el estilo que caracteriza a un alumno de manera automática.



**Figura 1. Red de Bayes para determinar estilos de aprendizaje**

Una Red de Bayes es un grafo acíclico dirigido que representa una distribución de probabilidades, donde los nodos representan las variables de interés en el problema y los arcos las dependencias probabilísticas entre las variables [Jensen 2001]. Además, cada nodo tiene asociada una tabla de probabilidad condicional que define la fuerza de cada dependencia. Estas tablas de probabilidades especifican la probabilidad de cada posible estado de un nodo dada cada posible combinación de los estados de sus nodos padres. En el caso de las tablas de probabilidades para las variables (o nodos) independientes, se definen las probabilidades marginales. La Red de Bayes diseñada para representar los estilos de aprendizaje (Figura 1) del alumno está formada por variables independientes, que son las variables cuyos valores pueden ser obtenidos a partir de la observación directa del comportamiento del alumno en el sistema, y por variables dependientes, que representan las dimensiones de los estilos de aprendizaje y no pueden ser observadas a través del sistema. Las variables independientes modeladas en la red son: actividad del alumno en tareas grupales; mensajes que lee/envía al grupo de trabajo; participación del alumno dentro del grupo; utilización o no del mail; utilización o no del chat; participación en foros de discusión; tiempo que toma el alumno para revisar su examen; tiempo

que demora el alumno en resolver un examen; cantidad de ejemplos estudiados; cantidad de ejercicios realizados; tipo de material didáctico que prefiere el alumno; resultado en los exámenes; forma de acceder a la información. Para más detalle sobre este modelo, ver [García et al. 2008].

Una vez construido el modelo bayesiano, el objetivo es inferir los valores de los nodos correspondientes a las dimensiones de los estilos de aprendizaje teniendo como evidencia el comportamiento del estudiante con el sistema. De esta manera, se obtienen los valores de probabilidad del nodo estilos de aprendizaje dado los valores de los nodos independientes del modelo. El estilo de aprendizaje de un estudiante es aquel que tiene el mayor valor de probabilidad. Las probabilidades de los nodos independientes son ajustadas para representar las nuevas observaciones o experiencias [Olesen et al. 1992]. Entonces, el modelo bayesiano es actualizado continuamente con la nueva información obtenida de la interacción del alumno con el sistema de educación a distancia.

#### **4. Determinación de habilidades de negociación**

La construcción negociada de conocimiento a través de argumentación es uno de los principios más importantes dentro de la teoría de aprendizaje constructivista. El aprendizaje es particularmente efectivo cuando los estudiantes encuentran conflictos y los resuelven a través de una negociación para generar una solución compartida [Veerman et al. 2000]. En los últimos años, la Comunicación Mediada por Computadoras (CMC) ha incrementado la interacción entre los estudiantes y facilitado el pensamiento crítico en los grupos de discusiones *online*. Como consecuencia, CMC ha sido utilizada para soportar la argumentación colaborativa dando origen a la Argumentación Colaborativa Soportada por Computadoras (CSCA, del inglés *Computer-Supported Collaborative Argumentation*). CSCA permite a los estudiantes practicar la argumentación y debatir para resolver conflictos y comunicarse con otros estudiantes usando herramientas de comunicación basadas en texto [Baker 1999].

En este contexto, de la misma manera que los estudiantes tienen diferentes estilos de aprendizaje, no todos los alumnos negocian una solución de igual forma. Creemos que existen diferentes aspectos en las habilidades de negociación de un estudiante que influyen en el desempeño del grupo en el cual está participando. En este trabajo, nos centramos en los comportamientos concesivos y no-concesivos que un estudiante puede exhibir durante la negociación de una solución compartida. Este aspecto está relacionado con la libertad para hacer concesiones durante una negociación. Los estudiantes pueden tener diferentes visiones del mismo problema, pero deben lograr un acuerdo con sus compañeros de grupo para alcanzar una única solución. De esta manera, los estudiantes presentan propuestas y exponen sus argumentos con el propósito de imponer sus ideas. Esta generación de propuestas y argumentos puede ser concesiva, intermedia o no-concesiva. Un estudiante concesivo tiende a descartar su visión y aceptar las propuestas de sus compañeros de grupo fácilmente. En cambio, un estudiante no-concesivo adopta una fuerte postura durante la negociación e intenta imponer sus propuestas. Cuando existen integrantes concesivos en un grupo, el debate usualmente es pobre y se alcanza un acuerdo sin esfuerzo. Por otro lado, con participantes no-concesivos la negociación puede extenderse innecesariamente, y puede ocurrir que no se logre una solución compartida.

Podemos detectar este aspecto observando la interacción del estudiante con su

grupo en un entorno CSCL. Cuando los estudiantes resuelven problemas en grupos, deben cumplir objetivos dados por el profesor basándose en sus puntos de vista y conocimientos sobre el tema de discusión. De esta manera, el aspecto concesivo es determinado comparando los objetivos que el estudiante debe cumplir con los objetivos que la solución final realmente satisface. La Figura 2(a) muestra una captura de pantalla del sistema



Figura 2. Capturas de pantallas del sistema SAVER

SAVER que describe el contenido de uno de los temas (Redes Bayesianas) estudiado por los alumnos que participaron de los experimentos. Por otro lado, en la Figura 2(b) se puede observar la herramienta CSCL que los estudiantes utilizaron.

## 5. Caso de estudio

En esta sección describimos los experimentos que hemos llevado a cabo para determinar si algunas características individuales de los estudiantes afectan el desempeño del grupo. Primero, presentamos la configuración experimental. Luego, describimos cómo hemos usado técnicas de clasificación para obtener patrones acerca del desempeño grupal. Finalmente analizamos los resultados obtenidos.

Tabla 1. Distribución del desempeño del grupo, habilidades de negociación y estilos de aprendizaje de los 56 grupos evaluados.

Desempeño del grupo		Concesivo – No-concesivo		Sensitivo – Intuitivo		Activo - Reflexivo		Global - Secuencial	
Bueno	32,14%	Conc.	30,36%	Sensitivo	33,93%	Activo	33,93%	Global	16,07%
Regular	44,64%	Neutral	51,79%	Neutral	53,57%	Neutral	33,93%	Neutral	69,64%
Malo	23,21%	No-C.	1,79%	Intuitivo	5,36%	Reflex.	8,93%	Secuen.	5,36%
		Balanc.	16,07%	Balanc.	7,14%	Balanc.	23,21%	Balanc.	8,93%

### 5.1. Configuración experimental

Llevamos a cabo un experimento con 60 alumnos de un curso de Inteligencia Artificial durante el primer semestre de 2009 (Marzo a Julio). Estos alumnos pertenecen a 4to y 5to año de la carrera de Ingeniería de Sistemas de la Universidad Nacional del Centro de la Provincia de Buenos Aires (UNCPBA), Argentina. El 15% de los alumnos son mujeres y el 85% son varones. Trabajaron en grupos de 3 personas. Se observaron en

total 56 grupos de trabajo, ya que cada alumno conformó 3 grupos diferentes, uno por cada ejercicio que debían resolver. En la Tabla 1, podemos observar las distribuciones del desempeño grupal, las habilidades de negociación y los estilos de aprendizaje en los diferentes grupos. Los alumnos estudiaron diferentes temas de Inteligencia Artificial y resolvieron tres ejercicios usando una aplicación colaborativa disponible en la plataforma. Los ejercicios que resolvieron son los siguientes:

- *Razonamiento Basado en Casos*: los alumnos usaron esta técnica para proponer días, horas y lugares de reunión suponiendo que tenían almacenadas experiencias anteriores de reuniones agendadas por los usuarios. Puede encontrarse información de esta técnica en [Kolodner 1993].
- *Redes de Bayes*: los alumnos tenían que resolver el conocido problema "Dog Problem" utilizando esta técnica [Jensen 2001].
- *Algoritmos genéticos*: el ejercicio consistió en resolver el juego "MasterMind" usando esta técnica [Berghman et al. 2009].

Elegimos estos ejercicios porque le permiten a los estudiantes proponer diferentes soluciones para cada uno de ellos, y por lo tanto, requieren que los estudiantes discutan y defiendan sus propuestas. La herramienta colaborativa de SAVER permite a los estudiantes discutir entre ellos a través del intercambio de mensajes semi-estructurados como propuestas y argumentos de manera de resolver el ejercicio planteado. Al final de este intercambio, se entrega al profesor una solución compartida a través de la aplicación. Los alumnos contaron con tres horas para resolver cada ejercicio.

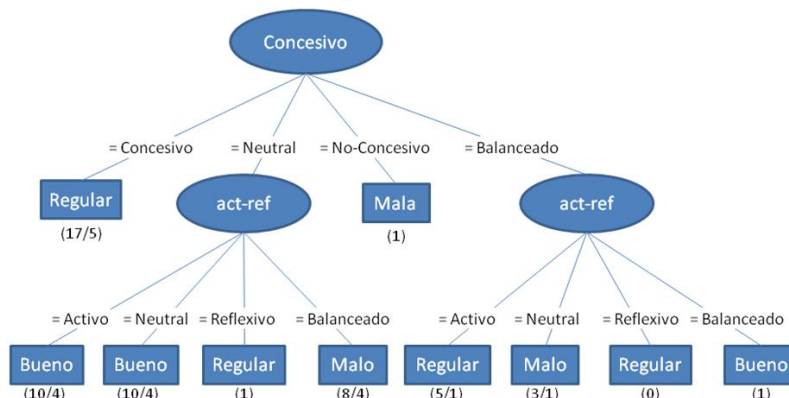
Con el objetivo de promover el debate entre los estudiantes durante la resolución de los ejercicios, le facilitamos a cada alumno tres objetivos diferentes que la solución final debía cumplir. Algunos de estos objetivos eran conflictivos con los asignados a otros integrantes del grupo. Por ejemplo, en el ejercicio de Redes de Bayes un alumno tenía como objetivo utilizar variables booleanas y otro utilizar variables categóricas. Si bien los dos objetivos son viables, solamente uno es correcto teniendo en cuenta la solución óptima del ejercicio. De esta manera, los estudiantes debieron negociar la solución e identificar qué objetivos podrían cumplir y cuáles no. En este contexto, asumimos que el estudiante que trató de cumplir todos sus objetivos, incluyendo los incorrectos, exhibió un comportamiento no concesivo. En cambio, el estudiante que no cumplió ningún objetivo es concesivo, y el alumno que cumplió sus objetivos correctos pero no los incorrectos es neutral.

## **5.2. Obtención de patrones de comportamiento de los alumnos**

Para obtener patrones sobre el desempeño de los diferentes grupos construimos un *dataset* donde cada instancia contiene: información sobre las habilidades de negociación de los estudiantes concesivo/no-concesivo (mayoría de concesivos, mayoría de no-concesivos, mayoría de neutral, balanceados); información sobre las dimensiones de estilos de aprendizaje intuitivo-sensitivos, activos-reflexivos, y global-secuencial (también considerando mayoría de uno de los extremos, valores neutrales o un balance entre ellos); la clase que indica si la solución del ejercicio fue considerada buena, regular o mala. La solución es el atributo clase ya que deseamos determinar que tan bien un grupo podría trabajar dada una combinación de estudiantes con diferentes características.

Las habilidades de negociación y los estilos de aprendizaje son determinados como se describió en las secciones 3 y 4. El valor para la solución fue determinado

no sólo por el ejercicio propuesto, es decir si los estudiantes aprendieron correctamente los conceptos de las técnicas de Inteligencia Artificial, sino también cómo construyeron la solución a partir de discusiones e intercambios de ideas.



**Figura 3. Clasificador obtenido**

Utilizamos la herramienta Weka<sup>2</sup> para ejecutar el algoritmo J48 y construir un árbol de decisión para luego poder obtener diferentes reglas. Un árbol de decisión está formado por nodos internos que denotan un *test* sobre un atributo. Las ramas representan la salida del *test* y todas las tuplas de una rama tienen el mismo valor para el atributo evaluado. Las hojas corresponden al atributo clase. Decidimos utilizar un algoritmo de árboles de decisión porque esta técnica provee resultados que pueden ser interpretados más claramente que los resultados de otras técnicas como redes neuronales. La precisión obtenida para la clasificación es 65%. La Figura 3 presenta el árbol de decisión obtenido.

### 5.3. Análisis de los resultados obtenidos

Observando el árbol presentado anteriormente, podemos detectar algunos patrones interesantes que es importante analizar. En primer lugar, observamos que el árbol de decisión de la Figura 3 está compuesto de tres nodos internos y dos atributos han sido descartados por el algoritmo J48. Esto se debe a que el algoritmo poda el árbol y elimina los subárboles que no mejoran la precisión del clasificador (Este hecho puede ser sustentado si evaluamos que conjuntos de atributos son los mejores. Para ello, utilizamos el evaluador de atributos de Weka llamado *ClassifierSubsetEval* con J48 como clasificador y los atributos seleccionados fueron concesivo/no-concesivo y activo-reflexivo). En cuanto al árbol obtenido, se puede observar que cuando la mayoría de los estudiantes son concesivos, el desempeño del grupo es regular. Estos estudiantes no defienden sus propuestas vigorosamente y podrían aceptar una solución que en realidad no les agrada. Sin embargo, si la mayoría de los estudiantes de un grupo son no-concesivos, la solución del ejercicio es probablemente mala. Esto puede ocurrir porque los estudiantes no-concesivos intentan defender su posición y sus propuestas. Si la mayoría de los estudiantes en el grupo muestran este comportamiento, pierden demasiado tiempo discutiendo y argumentando en lugar de intentar resolver el ejercicio. Consecuentemente, la solución del ejercicio es probablemente mala.

<sup>2</sup><http://www.cs.waikato.ac.nz/ml/weka/>



Por otro lado, si las habilidades de la dimensión concesiva de los estudiantes de un grupo es neutral o existe un balance de alumnos concesivos y no-concesivos (por ejemplo, dos alumnos concesivos y dos no-concesivos) analizamos sus estilos de aprendizajes. En el primer caso, el desempeño del grupo es bueno si la mayoría de los estudiantes son activos o neutrales. Por el contrario, si la mayoría de los estudiantes son reflexivos o existe un balance, el desempeño del grupo es regular o malo respectivamente. En el segundo caso, cuando existe un balance entre alumnos concesivos y no-concesivos, si la mayoría de los estudiantes son activos o la mayoría son reflexivos, las soluciones tienden a ser regulares. Las soluciones son buenas cuando existe un balance entre las características de procesamiento (activo-reflexivo) de los estudiantes involucrados.

En resumen, si los profesores deben formar grupos considerando las habilidades de negociación de los estudiantes y sus estilos de aprendizaje, deben evitar la formación de grupos con mayoría de alumnos concesivos y grupos donde predominen los estudiantes no-concesivos. Es decir, deben formar grupos donde la mayoría de los estudiantes sean neutrales, respecto a la dimensión concesivo/no-concesivo, y que tengan mayoría de estudiantes con procesamiento activo o neutral. Otra buena práctica para agrupar estudiantes es lograr un balance tanto en la dimensión concesivo/no-concesivo como en las características de procesamiento de los alumnos.

## **6. Conclusiones y trabajos futuros**

Los resultados presentados en la sección anterior nos dan algunas ideas preliminares acerca de cómo las habilidades de negociación y los estilos de aprendizaje de los estudiantes afectan el desempeño grupal en CSCL.

Diferentes trabajos toman en cuenta los estilos de aprendizaje para la formación de grupos. Por ejemplo, algunas de nuestros resultados son similares a los obtenidos por [Alfonseca et al. 2006], donde los autores afirman que combinando pares de alumnos de la dimensión activo-reflexivo tienden a trabajar mejor y que los grupos heterogéneos obtienen mejores resultados. Sin embargo, ninguno de los trabajos relacionados considera las habilidades de negociación. En este aspecto, nuestro trabajo es novedoso e innovador. Mostramos la relevancia que tienen los aspectos concesivos/no-concesivos de los estudiantes sobre el desempeño del grupo, y también como ese aspecto es relacionado con los estilos de aprendizaje.

Somos conscientes que los resultados fueron obtenidos a partir de la resolución de ejercicios por parte de 56 grupos en un curso de Inteligencia Artificial, y que la precisión obtenida puede no ser lo suficientemente alta. Por lo cual, en el futuro llevaremos a cabo nuevos experimentos con más estudiantes y considerando diferentes cursos o temas.

También planeamos utilizar los resultados obtenidos en la construcción de una herramienta para la generación automática de grupos. Esta aplicación podría asistir a los profesores en la formación de grupos de estudiantes que probablemente trabajarán mejor juntos en un entorno CSCL.

## **Agradecimientos**

Este trabajo ha sido parcialmente financiado por la ANPCyT a través del proyecto PICT 2007 N° 529.

## Referencias

- Alfonseca, E., Carro, R. M., Martín, E., Ortigosa, A., and Paredes, P. (2006). The impact of learning styles on student grouping for collaborative learning: a case study. *User Modeling and User-Adapted Interaction*, 16(3-4):377–401.
- Baker, M. (1999). Argumentation and constructive interaction. In G. Rijlaarsdam & E. Espéret (Series Eds.) & Pierre Coirier and Jerry Andriessen (Vol. Eds.), 5. Foundations of Argumentative Text Processing:179 – 202.
- Berghman, L., Goossens, D., and Leus, R. (2009). Efficient solutions for mastermind using genetic algorithms. *Comput. Oper. Res.*, 36(6):1880–1885.
- Dunn, R. (1990). Understanding the dunn and dunn learning styles model and the need for individual diagnosis and prescription. *Reading, Writing, and Learning Disabilities*, Vol.6:223–247.
- Felder, R. and Brent, R. (2005). Understanding student differences. *Journal of Engineering Education*, 94(1):57–72.
- García, P., Schiaffino, S., and Amandi, A. (2008). An enhanced bayesian model to detect students' learning styles in web-based courses. *Journal of Computer Assisted Learning*, Blackwell Publishing - In press.
- Jensen, F. (2001). *Bayesian Networks and Decision Graphs*. Springer Verlag.
- Kolb, D. A. (1984). *Experiential learning: Experience as the source of learning and development*. NJ: Prentice Hall.
- Kolodner, J. (1993). *Case-based reasoning*. Morgan Kaufmann Publishers Inc., San Francisco, CA, USA.
- Martín, E. and Paredes, P. (2004). Using learning styles for dynamic group formation in adaptive collaborative hypermedia systems. In *ICWE Workshops*, pages 188–198.
- Olesen, K., Lauritzen, S., and Jensen, F. (1992). aHugin: A system creating adaptive causal probability networks. In *8th Uncertainty in Artificial Intelligence*.
- Peña, C., Marzo, J., Rosa, J. D. L., and Fabregat, R. (2002). Un sistema de tutoría inteligente adaptativo considerando estilos de aprendizaje. In *IE2002*.
- Pittenger, D. J. (1993). The utility of the myers-briggs type indicator. *Review of Educational Research*, Vol. 63:467–488.
- Rutherford, R. H. (2001). Using personality inventories to help form teams for software engineering class projects. In *ITiCSE '01: Proceedings of the 6th annual conference on Innovation and technology in computer science education*, pages 73–76, New York, NY, USA. ACM.
- Schiaffino, S., Garcia, P., and Amandi, A. (December 2008). eteacher: providing personalized assistance to e-learning students. *Computers and Education - Elsevier*, 51(4):1744–1754.
- Speck, B. W. (2003). Fostering collaboration among students in problem-based learning. *New Direct. Teach. Learn*, 95:59–66.
- Veerman, A. L., Andriessen, J. E. B., and Kanselaar, G. (2000). Learning through synchronous electronic discussion. *Comput. Educ.*, 34(3-4):269–290.