

Clasificación de conductas colaborativas a partir de interacciones textuales

Matías Cincunegui¹, Franco Berdun², Marcelo Armentano², Analía Amandi²

¹ Fac. Cs. Exactas, UNICEN, Campus Universitario,
Paraje Arroyo Seco, Tandil, Argentina
matias.cincunegui@gmail.com

² ISISTAN Research Institute (CONICET / UNICEN), Campus Universitario,
Paraje Arroyo Seco, Tandil, Argentina
{franco.berdun, marcelo.armentano, ana-
lia.amandi}@isistan.unicen.edu.ar

Resumen. En un entorno de trabajo colaborativo, grupos de alumnos coordinados por un profesor pueden hacer uso de las distintas herramientas provistas por el entorno para llevar a cabo una tarea asignada. En este contexto surgen naturalmente conflictos de colaboración, que adecuadamente detectados y clasificados, pueden aportar datos que ayuden a su resolución por parte del docente. Con este fin, el entorno debe recabar los datos relevantes sobre la participación e interacción de los alumnos y, para que el docente pueda intervenir para resolver los eventuales conflictos que puedan surgir, se debe llevar a cabo un posterior análisis de estos datos para detectar y clasificar estos conflictos. La labor de análisis y clasificación puede insumir una cantidad de tiempo y esfuerzo significativas. La finalidad de este artículo es presentar resultados experimentales de clasificación de texto libre de un chat en conductas colaborativas. Basándose en un entorno colaborativo dado y una clasificación específica de los conflictos, esto puede ser utilizado para la construcción de una herramienta que ayude a la detección de conflictos colaborativos. Tal herramienta simplificaría de forma significativa la labor de quién debiera llevar a cabo el análisis de las interacciones, permitiéndole focalizarse en la acción resolutoria de los conflictos que pudieran surgir.

1 Introducción

Actualmente, la gran cantidad y variedad de plataformas y recursos centrados en la colaboración, la participación y la simplicidad que existen en el marco de la Web 2.0 (blogs, wikis, documentos colaborativos, plataformas para compartir video y audio, etc.), ofrecen posibilidades para enriquecer el aprendizaje a la vez que plantean nuevos desafíos en los procesos de aprendizaje y enseñanza. Se ha descubierto, por ejemplo, que el uso en clase de una wiki fomenta el aprendizaje colaborativo entre los estudiantes [1]. Se ha investigado y demostrado que muchas de las actividades de colaboración basadas en internet facilitan el trabajo en equipo [2] y las habilidades sociales y conocimientos básicos de informática [3].

Las prestaciones provistas por estas herramientas permiten registrar una gran cantidad de datos sobre las interacciones entre participantes, sobre los cuales puede llevarse a cabo un análisis tanto para detectar y caracterizar conflictos colaborativos que surjan durante la realización de una tarea, como para mejorar y dar forma al mismo proceso de aprendizaje, desarrollando nuevas herramientas o mejorando las existentes. Además de estudiarse las distintas herramientas para analizar sus efectos en los procesos de aprendizaje e interacción alumno-docente, se han desarrollado herramientas para mejorar estos procesos; por ejemplo, el desarrollo de *asistentes inteligentes* que, en el marco de una plataforma dada a los alumnos para desarrollar un trabajo colaborativo y en base a un plan de trabajo [4], o en base a las interacciones del grupo [5], lleve a cabo la detección de conflictos colaborativos y alerte al docente sobre ellos, para que éste pueda intervenir de ser necesario; o efectúe recomendaciones a los alumnos para que éstos puedan ejecutar acciones correctivas. Un ejemplo de este tipo de plataformas es Google Docs, la herramienta colaborativa online para la creación y edición de archivos de texto que utilizaremos como base para este trabajo.

Para poder analizar los conflictos colaborativos que pueden surgir entre alumnos, es preciso contar primero con una caracterización de las habilidades colaborativas. Una posible alternativa es el método IPA (Interaction process analysis) [6]. Este método “es uno de los más elaborados, mejor validados y más ampliamente usados desde su aparición en 1950” [7].

Partiendo de una herramienta que provee un espacio para el trabajo colaborativo (Google Docs) y de un modelo de detección y clasificación de conflictos colaborativos (IPA), en este trabajo se presentan resultados experimentales de clasificación de texto libre del chat de la plataforma al esquema de análisis de interacciones propuesto por el modelo IPA. Posteriormente, los resultados obtenidos podrán servir para la construcción de una herramienta que ayude a la detección de conflictos colaborativos y simplificar de forma significativa la labor de quién debiera llevar a cabo esta etapa de análisis.

2 Fundamentos teóricos y herramientas empleadas

2.1 Espacio compartido para el trabajo colaborativo

La plataforma de trabajo colaborativo elegida para desarrollar este trabajo es Google Docs. Como se ha mencionado, se trata de una herramienta online que puede ser utilizada por cualquier persona que posea acceso a Internet [8] y permite trabajar en una tarea común sin restricciones impuestas a menudo por los tradicionales contactos cara a cara [9; 10]. Google Docs, además de la funcionalidad básica de un editor de texto, posee la funcionalidad extra de permitir que varios autores trabajen colaborativamente sobre un documento. De esta característica se desprenden numerosas ventajas para los propósitos de nuestro trabajo: gestión de edición en tiempo real, creación de comentarios y notas, disponibilidad de un chat para facilitar la comunicación, etcétera.

Existen estudios que se han dedicado a determinar si el uso de esta herramienta puede conllevar una mejora de rendimiento en actividades colaborativas. En Zhou et al. [11] se analiza de forma comparativa el rendimiento en una tarea asignada de dos grupos, uno utilizando Google Docs y otro no; se concluye que el uso de esta herramienta tiene buena recepción por parte de los alumnos, que muestran una tendencia general a adoptar la herramienta una vez introducida. En otro estudio [12], se concluyó que durante la producción de trabajos, los estudiantes escribieron ensayos más largos y eran capaces de trabajar en la escritura colaborativa de manera más eficiente cuando utilizaban Google Docs en comparación con Microsoft Word. Brodahl et al. [13] analizan características de estudiantes que utilizan aplicaciones de escritura en línea, concluyendo que los estudiantes con alta competencia y actitud positiva hacia lo digital obtienen resultados más positivos.

2.2 Proceso de análisis de interacciones

Si se pretende detectar los posibles conflictos colaborativos, se debe primero poder identificar las habilidades colaborativas que cada alumno posee o no, en tanto los conflictos surgen por las carencias de estas habilidades en los alumnos participantes. El análisis de las interacciones utilizando el método IPA propuesto por Bales [6], permite esta identificación. Este método permite codificar las conductas grupales acorde con dos categorías principales: la socio-emocional y la de tarea, para subclasificarlas luego en doce tipos diferentes: seis socio-emocionales (C1: muestra solidaridad; C2: muestra relajamiento o moderación; C3: muestra acuerdo o aprueba; C10 muestra desacuerdo o desaprobación; C11: muestra tensión o molestia; C12: muestra antagonismo o agresividad) y seis hacia la tarea (C4: da sugerencias u orientación; C5: da opiniones; C6: da información; C7: pide información; C8: pide opinión; C9: pide sugerencias u orientación). IPA provee una enumeración de posibles conductas surgidas durante la actividad colaborativa y las clasifica según el tipo de reacción que significan (R1: positiva; R2: respuestas, R3: preguntas; R4: negativa) y a cuál de las dos categorías antedichas corresponde. Bales también diferenció una serie de fases sucesivas y típicas por las que pasa cualquier grupo que desarrolla una tarea colaborativa, y estableció que los problemas de colaboración se manifiestan mediante cantidades inapropiadas de los distintos tipos de interacciones en cada etapa, definiendo los rangos entre los cuales una cantidad de cada tipo de interacción puede ser considerada “apropiada”.

Partiendo, entonces, de esta clasificación y de las prestaciones que herramientas como Google Docs proveen al docente para analizar la participación de cada alumno, puede llevarse a cabo el mapeo de estas interacciones a las categorías IPA para detectar los conflictos de colaboración. Aquí surge un nuevo desafío: partiendo de un conjunto de datos sobre la participación (acciones de trabajo, sugerencias, conversaciones, etcétera), hay que vincularlos a las conductas del modelo IPA.

2.3 Interacciones y categorías de conducta

Durante el procesamiento de las interacciones, se calculan dos tipos de indicadores: los indicadores de interacciones intragrupo y los indicadores de contribuciones individuales (ICI). Para este cálculo, se toma en consideración las conductas IPA y determina la cantidad de interacciones que el grupo manifestó para cada una de las doce categorías, calculando también el porcentaje asociado. Para calcular el ICI, se computa la cantidad de intervenciones que cada uno de los estudiantes manifestó en relación con cada una de las categorías. De esta forma es posible evaluar el rendimiento individual de cada uno de los miembros del equipo.

Procesar interacción implica realizar la clasificación de cada interacción como muestra de una determinada conducta de grupo. Una vez finalizado el procesamiento de una base de logs, se reconoce la existencia de conflictos o perturbaciones en la dinámica colaborativa del grupo de estudiantes. Así se logra llevar a cabo acciones correctivas personalizadas para cada estudiante. Respecto al mapeo de interacciones a conductas IPA en particular, Costaguta & Amandi [5] proponen el registro de las interacciones del grupo con un formato basado en “sentencias de apertura” relacionadas con los atributos de colaboración. Luego, el mapeo se efectúa en relación de uno a uno con las conductas. En este trabajo, ya que la interacción de los alumnos se lleva a cabo exclusivamente por medio de estas “sentencias de apertura”, los alumnos cuentan con un conjunto limitado de opciones para interactuar entre sí. Nuestro trabajo propone superar esta limitación, permitiendo la libre interacción entre los miembros de un grupo trabajando sobre un objetivo común.

Partiendo, entonces, de la caracterización hecha del método IPA, de un espacio compartido para el trabajo colaborativo, y de un chat para la interacción entre los participantes, en la siguiente sección describiremos el proceso experimental que se llevó a cabo para la clasificación automática de las interacciones.

3 Resultados experimentales

Esta sección se encuentra organizada de la siguiente manera. En la Sección 3.1, se detalla el conjunto de datos utilizados para realizar la evaluación experimental. En la Sección 3.2, se detalla el procedimiento para efectuar el experimento. Finalmente, en la Sección 3.3, se muestran los resultados obtenidos y un análisis de los resultados y sus implicancias.

3.1 Conjunto de datos

Para realizar los experimentos se recolectó un conjunto de datos correspondiente al trabajo grupal realizado por alumnos de la carrera Ingeniería de Sistemas de la Universidad Nacional del Centro de la Pcia. de Bs. As., Argentina, durante una materia curricular de 3er año. Participaron 82 alumnos que fueron divididos en 17 grupos de 5 o 6 integrantes cada uno y debían resolver de forma colaborativa tres trabajos prácticos requeridos para la aprobación de la materia. Los datos fueron obtenidos mediante

el monitoreo y registro de las interacciones de los alumnos al utilizar Google Docs. Una vez concluidos los tres trabajos prácticos, se analizaron los chats y se estableció de forma manual la “conducta” (ver sección 2.2) más asociada a cada interacción y el contexto donde se emite. El dataset resultante posee 5430 interacciones.

A partir del dataset inicial, se generó un segundo dataset al cual se le efectuó un pre-procesamiento eliminando registros inválidos, aplicando stemming y eliminando stopwords. De esta forma, la cantidad de interacciones del segundo dataset se redujo a 3634. Por otro lado, se generaron dos adicionales, en los cuales se agruparon algunas conductas con el objetivo de predecir el tipo de reacción y el tipo de conflicto colaborativo. Para el tercer conjunto de datos, la variable Conducta se agrupa entonces de la siguiente manera: [C1, C2, C3] como “Positiva”, [C4, C5, C6] como “Respuesta”, [C7, C8, C9] como “Pregunta”, [C10, C11, C12] como “Negativa”. Para el cuarto conjunto de datos, la variable Conducta se agrupa según el conflicto colaborativo que afectan, resultando: [C1, C2] como “Control”, [C3, C4] como “Evaluación”, [C5, C6] como “Comunicación”, [C7, C12] como “Decisión”, [C8, C9] como “Reducción de tensión”, [C10, C11] como “Reintegración”.

3.2 Proceso

El objetivo de este experimento es encontrar un modelo que permita categorizar en forma automática las interacciones de los alumnos para acelerar los procesos del método IPA, disminuyendo el alto consumo de recursos humano-temporal que requiere la categorización de interacciones por parte de personas idóneas en el tema.

Para lograr dicho objetivo, se plantearon las siguientes preguntas de investigación: (1) ¿Qué algoritmo de clasificación y qué características permitirán obtener mejores resultados de clasificación? (2) ¿Es posible lograr una automatización de la detección de la conducta en forma directa? (3) ¿Qué mejoras ofrece una alternativa con un nivel intermedio de abstracción donde se agrupan las categorías?

Para contestar estas preguntas, se ejecutó una iteración por cada algoritmo sobre los distintos datasets utilizando la herramienta WEKA. Se buscó la configuración con los resultados más eficientes para su posterior implementación en una herramienta automática para asistir a docentes, alumnos, sistemas multi-agentes y personas que trabajen con el método IPA en la categorización de las interacciones.

3.3 Resultados

En primer lugar se evaluó la influencia que tiene el pre-procesamiento de los datos, filtrando stopwords y reduciendo las palabras a su raíz morfológica (stemming). Se probaron diferentes algoritmos de clasificación, utilizando 10-fold cross validation sobre el conjunto de datos de entrenamiento. La tabla 2.1 muestra la precisión obtenida para cada algoritmo.

Tabla 2.1. Precisión de diferentes clasificadores sobre los datasets.

Clasificador	Precisión (Dataset 1)	Precisión (Dataset 2)	Precisión (Dataset 3)	Precisión (Dataset 4)
J48	21,86	29,25	49,53	37,42
REPTree	24,53	29,11	54,34	40,67
DecisionTable	26,24	28,45	54,29	40,94
SMO	28,15	34,12	54,89	42,59
Naive Bayes Multinomial Updateable	27,88	35,27	55,42	42,84

Como puede observarse en la Tabla 2.1, se logró una mejora para todos los clasificadores utilizando el dataset pre-procesado. Para el dataset sin pre-procesar, se observa que la implementación SMO de Support Vector Machines logra una precisión de un 28,15 % de instancias correctamente clasificadas (sobre 12 clases), mientras que los mejores resultados se obtuvieron con la técnica “Naive Bayes Multinomial Updateable” sobre el dataset pre-procesado.

En segundo término, se trabajó con el tercer dataset donde se agruparon las categorías según el tipo de reacción debido a la similitud de términos que se observaron en las interacciones pertenecientes a las categorías dentro de cada tipo de reacción. Con este tercer dataset se obtuvieron mejoras significativas en los porcentajes de predicción de los clasificadores. La técnica “Naive Bayes Multinomial Updateable” logra el mejor resultado, obteniendo un 55,42 % de predicciones correctas. Con estos datos se verifica la validez de la observación que fundamenta la agrupación y se infiere que se obtendrán mejores resultados para este dominio con la ejecución de un pre procesamiento y agrupación por tipo de reacción.

Por último, se trabajó con el cuarto dataset para contrastar con los experimentos ejecutados cómo afecta en la predicción de los clasificadores la agrupación de las categorías según el conflicto colaborativo. Con este cuarto dataset se obtuvieron mejoras en los resultados en contraste con el primer experimento ejecutado. Sin embargo, estas mejoras no superan los valores de predicción alcanzados por los clasificadores del segundo experimento ejecutado. La técnica “Naive Bayes Multinomial Updateable” nuevamente logra el mejor resultado, con un 42,84 % de predicciones correctas.

Estos experimentos sugieren entonces que se obtendrán mejores resultados para este dominio con la ejecución de un pre procesamiento y agrupación según el tipo de reacción. Podemos entonces responder las preguntas planteadas al principio de esta sección:

1) Los mejores resultados se obtuvieron con la combinación de la técnica "Naive Bayes Multinomial Updateable" con el dataset que agrupa las categorías de conductas por tipo de reacción, logrando un clasificador con una precisión de un 55,42%

2) Los resultados obtenidos sugieren que no es posible lograr una automatización completa de la detección de la conducta, ya que los mejores resultados lograron una precisión de un 35,27%. Sin embargo, es posible sugerir las categorías más probables reduciendo de esta forma la carga de la persona encargada de clasificar las interacciones. Adicionalmente, al ser Naive Bayes Multinomial Updateable un algoritmo incremental, la selección de la categoría correcta a partir de las sugeridas puede utilizarse para retroalimentar el modelo e incrementar su poder de clasificación.

3) La agrupación de las categorías ofrece niveles más altos de predicción, pero no lo suficientemente confiables para automatizar completamente el proceso de clasificación.

4 Conclusiones

En este trabajo se presentaron resultados experimentales de clasificación de texto libre obtenido de un chat en conductas, reacciones y conflictos. Los valores resultantes de los clasificadores han permitido determinar que no es suficiente para este dominio trabajar solamente con la estructura léxica de las interacciones para el reconocimiento de las conductas de un grupo de alumnos que trabajan colaborativamente.

Los hallazgos de nuestro estudio podrán ser utilizados como evidencia en trabajos futuros de la necesidad de trabajar complementando las interacciones con un análisis semántico del texto. El desempeño de los clasificadores fue mejor cuando se trabajó con un agrupamiento de conductas según el tipo de reacción. Creemos que este trabajo efectúa una contribución importante al área de análisis de interacciones, debido a que en la literatura se encuentran muchos estudios sobre la lengua inglesa, pero pocos estudios trabajan con el lenguaje español y con clasificación las conductas que se establecen en IPA.

Como trabajo futuro, se trabajará en buscar alternativas de agrupamiento de diferentes líneas del chat que involucren una misma idea planteada por cada individuo. Por otro lado se planea incorporar otros factores al análisis que puedan afectar positivamente a los resultados, como el enriquecimiento del dataset con la incorporación de un análisis semántico de las interacciones. Finalmente, se recolectarán nuevos conjuntos de datos, con grupos diferentes, que permitan replicar el estudio y corroborar los resultados de esta experiencia.

Referencias

1. Lamb, B. Wide open spaces: Wikis, ready or not. *EDUCAUSE review*,39, 36-49 (2004).
2. Wood, S., Bragg, S. C., Mahler, P. H., & Blair, R. M. Beyond Crossroads: Implementing Mathematics Standards in the First Two Years of College. American Mathematical Association of Two-Year Colleges (2006).
3. Bottge, B. A., Rueda, E., Kwon, J. M., Grant, T., & LaRoque, P. Assessing and tracking students' problem solving performances in anchored learning environments. *Educational Technology Research and Development*,57(4), 529-552 (2009).
4. Casamayor, A., Amandi, A., & Campo, M. Intelligent assistance for teachers in collaborative e-learning environments. *Computers & Education*,53(4), 1147-1154 (2009).
5. Costaguta, R., Garcia, P., & Amandi, A. Using Agents for Training Students Collaborative Skills. *Latin America Transactions, IEEE (Revista IEEE America Latina)*, 9(7), 1118-1124 (2011).
6. Bales, R. F. Interaction process analysis; a method for the study of small groups (1950).
7. Costaguta, R. Entrenamiento de habilidades colaborativas. Facultad de Ciencias Exactas, Departamento de Computación y Sistemas, Universidad Nacional del Centro de la Pcia. de Bs.As. (2008).
8. Oishi, L. Working Together: Google Apps Goes to School. *Technology & Learning*, 27(9), 46 (2007).
9. Conner, N. Google Apps: The Missing Manual: The Missing Manual. " O'Reilly Media, Inc." (2008).
10. Holliman, R., & Scanlon, E. Investigating cooperation and collaboration in near synchronous computer mediated conferences. *Computers & Education*,46(3), 322-335 (2006).
11. Zhou, W., Simpson, E., & Domizi, D. P. Google Docs in an Out-of-Class Collaborative Writing Activity. *International Journal of Teaching and Learning in Higher Education*, 24(3), 359-375 (2012).
12. Apple, K. J., Reis-Bergan, M., Adams, A. H., & Saunders, G. Online tools to promote student collaboration. *Getting connected: Best practices for technology enhanced teaching and learning in high education*, 239-252 (2011).
13. Brodahl, C., Hadjerrouit, S., & Hansen, N. K. Collaborative writing with Web 2.0 technologies: education students' perceptions (2011).