

# Identificación de usuarios en Sistemas de Recomendación mediante un modelo basado en Teoría de Juegos

Fernando Díez<sup>1</sup>, Pedro G. Campos<sup>1,2</sup>

<sup>1</sup>Information Retrieval Group, UAM, España

<sup>2</sup>Universidad del Bio-Bio, Chile

{fernando.diez, pedro.campos}@uam.es

**Abstract.** Este artículo presenta una propuesta para la tarea de identificación de los miembros de una cuenta de consumo de productos (*household*), mediante el uso de técnicas propias de la Teoría de Juegos Cooperativos de Utilidad Transferible (Juegos TU), para la selección dinámica de los atributos que permiten mejorar dicha identificación. Esta tarea, de utilidad en entornos que cuentan con información de *households* en lugar de usuarios individuales, es crítica para lograr una adecuada personalización de los contenidos que se sugieren. Los resultados obtenidos muestran que el uso de Juegos TU permite descartar el atributo de peor rendimiento cuando éste no aporta información útil.

**Keywords:** Teoría de Juegos, Utilidad Transferible, Sistemas de Recomendación, Identificación de Usuario.

## 1 Introducción

Entre los diversos problemas que actualmente se tratan en la comunidad que investiga en Sistemas de Recomendación (SR), abordamos en este trabajo la tarea de identificación de los miembros de un *household* (unidad o cuenta familiar, de amigos, etc.) que consumen contenidos, fundamentalmente multimedia, proporcionando dichos usuarios *ratings* de los ítems consumidos. El interés intrínseco de esta tarea está relacionado, caso de ser posible llegar a una correcta identificación de usuarios individuales del *household*, con la capacidad de proporcionarles recomendaciones personalizadas según sus gustos. Es relativamente común que existan este tipo de cuentas de grupo (por ejemplo, servicios como Netflix<sup>1</sup> o MoviPilot<sup>2</sup> las ofrecen), por lo que existe un interés creciente en ser capaces de ofrecer servicios personalizados adaptados a las preferencias de usuarios individuales en vez de a cuentas genéricas.

La tarea que acabamos de presentar formó parte de la competición CAMRa (*Context Aware Movie Recommendation*), celebrada en el marco de la conferencia RecSys 2011 [8]. La propuesta que en su momento presentamos a la competición se basaba en sendos algoritmos de clasificación basados en modelos probabilísticos (A-priori y

---

<sup>1</sup> <http://www.netflix.com>.

<sup>2</sup> <http://www.moviepilot.com>

Naïve-Bayes), cuya eficacia en la predicción de puntuaciones dadas por los usuarios estuvo, en el mejor caso, por encima del 93% [2].

El trabajo que ahora presentamos trata de encontrar métodos alternativos de clasificación que sean capaces de mejorar los resultados obtenidos en [2]. La estrategia que planteamos se basa en la selección dinámica de los atributos que describen el comportamiento de los usuarios, de forma que nos permita encontrar el subconjunto de atributos con mejor rendimiento. En la literatura de Aprendizaje Automático es posible encontrar múltiples técnicas de selección dinámica de atributos. Por ejemplo, en [3] se analizan diversas métricas para elegir el mejor atributo en cada paso de la generación de un árbol de decisión. Por su parte, en [5] se propone un método que estima la bondad de subconjuntos de atributos utilizando validación cruzada (*cross validation*).

En este trabajo nos hemos basado en la Teoría de Juegos de Utilidad Transferible. Esta teoría ha sido usada en problemas muy diversos que abarcan todo tipo de ramas del conocimiento. Así, por ejemplo, en [6] podemos encontrar aplicaciones para la determinación de tasas aeroportuarias. Por su parte, en [1] se hace una descripción de la utilidad del valor de las coaliciones a la composición estratégica de los parlamentos. En el caso de los sistemas de recomendación existen escasas referencias de trabajos que hayan hecho uso de teorías económicas o basadas en la teoría de juegos. Podemos mencionar el uso de un modelo económico parametrizado basado en la actividad de los usuarios de un sistema de recomendación (ratings, tiempo de uso, etc.) [4]. Finalmente, en [10] se emplea explícitamente la teoría de juegos de utilidad transferible como parte esencial del desarrollo de un sistema de recomendación para la detección de la Leucemia. En definitiva, aunque la teoría de juegos TU es bien conocida y empleada desde hace décadas, consideramos que su aplicación al problema que abordamos es bastante novedosa. Los buenos resultados obtenidos animan a investigar las posibilidades de esta técnica en el ámbito de los SR, bien desde el punto de la selección de características para una mejor clasificación de usuarios, bien para la recomendación a grupos, entendidos estos como coaliciones de jugadores.

## 2 Aplicación de un modelo basado en Teoría de Juegos

El problema que abordamos en este artículo es un problema poco tratado pero que en los últimos años está focalizando el interés de las compañías dedicadas a la recomendación de productos así como de la comunidad investigadora en el área. El problema podemos describirlo de la manera siguiente.

Sea  $U$  el conjunto de usuarios de un sistema de consumo de productos (para el caso que nos ocupa consideraremos que los usuarios visualizan películas). Dichos usuarios se agrupan en colectivos, los cuales se denominan, técnicamente, *households*  $HH = \{hh_1, \dots, hh_p\}$ . Los usuarios integrados en un *household* interactúan con el sistema a través de una cuenta de usuario, la cual es común para todos los miembros del mismo. Los usuarios, a medida que interactúan con el sistema, proporcionan valoraciones (*ratings*) de los productos que consumen. De esta forma, la información de que se dispone, desde el punto de vista de la tarea de predicción de ratings, es la que se describe en la Tabla 1. Cada *household* puntúa en diferentes instantes distintos ítems.

Como se puede comprender, diferentes usuarios, a través de una misma cuenta, proporcionan valoraciones diferentes en instantes diferentes. Obviamente, no todos

los usuarios comparten los mismos gustos, por lo que desde el punto de vista de la recomendación de nuevos productos a los usuarios de un *household*, es de gran importancia poder identificar qué usuarios de un *household* dieron las distintas valoraciones a los productos consumidos. En consecuencia, el problema que se trata de resolver es el de determinar, de entre los usuarios de un *household* que proporcionaron valoraciones a ciertos productos, cuáles fueron las valoraciones dadas por cada usuario. Nos encontramos, por consiguiente, ante un problema de clasificación clásico.

**Tabla 1.** Descripción de la información disponible para la predicción de ratings.

Household	Item	Rating	Time-stamp
$hh_1 = \{u_{11}, \dots, u_{1a}\}$	$i_1$	$r_{11}$	$\{aaaa, mm, dd, hh, mm, ss\}_1$
	...	...	...
	$i_s$	$r_{1s}$	$\{aaaa, mm, dd, hh, mm, ss\}_r$
...	...	...	...
$hh_p = \{u_{p1}, \dots, u_{pb}\}$	$i_1$	$r_{p1}$	$\{aaaa, mm, dd, hh, mm, ss\}_s$
	...	...	...
	$i_z$	$r_{pz}$	$\{aaaa, mm, dd, hh, mm, ss\}_t$

Para resolver el problema de clasificación (asignación de *ratings* a usuarios del *household*), empleamos un conjunto de atributos extraídos de información histórica de *ratings* realizados por cada usuario del *household*: la hora del día (H), el día de la semana (S) y el número de días desde el primer *rating* en el sistema (D), como atributos temporales relacionados con la puntuación dada por un usuario; y el *rating* dado (R), como atributo no temporal. El procedimiento de clasificación estático emplea, para cada *household*, aquel atributo o combinación de ellos que posea la mayor probabilidad de acierto, calculada a partir de los datos de entrenamiento (probabilidad *a-priori*). Al ser la selección estática de atributos un proceso similar al de una competición por ser el mejor, nos motivó la idea de dejar competir a los atributos, como si de un juego se tratase, para determinar cuál de ellos es el mejor para resolver el problema de clasificación. En consecuencia, planteamos realizar la selección dinámica del mejor atributo (o conjunto de ellos) para realizar la clasificación, como un problema de Teoría de Juegos de Utilidad Transferible (Juegos TU). La Teoría de Juegos es la rama de las Matemáticas que trata de modelar y estudiar procesos de decisión en los que intervienen varios componentes (pueden ser individuos, empresas, entes biológicos, etc.) que se comportan de modo estratégico (competitivo o no cooperativo) o de modo cooperativo. Esta teoría fue propuesta en 1944 en el libro *The Theory of Games and Economic Behavior* [11]. Ha tenido amplia difusión y aplicación en multitud de áreas de la ciencia y del conocimiento. Pueden encontrarse numerosas referencias en la literatura, como por ejemplo [7].

Supongamos un conjunto finito de jugadores  $N = \{1, \dots, n\}$ . Los jugadores pueden formar coaliciones (agrupaciones de jugadores) arbitrarias  $S \subseteq N$ . El valor  $v(S)$  de una coalición es el valor (entendido como beneficio) que sus miembros pueden asegurarse si cooperan entre ellos sin contar con los jugadores que no forman parte del grupo. Formalmente, denotando por  $2^N$  el conjunto de todos los subconjuntos de  $N$  (conjunto potencia), tenemos:

**Definición 1.** Un *juego TU de utilidad transferible* es un par  $(N, v)$ , donde  $N = \{1, \dots, n\}$  es el conjunto finito de jugadores y  $v: 2^N \rightarrow \mathbb{R}, v(\emptyset) = 0$ , es la función característica.

**Definición 2.** Sea  $N = \{1, \dots, n\}$  el conjunto de jugadores en un juego  $n$ -personal. Se denomina *coalición* a cada elemento  $S$  del conjunto potencia de  $N$ ,  $S \subset P(N)$ .

**Definición 3.** Por *función característica* de un juego  $n$ -personal entendemos una función de variable real  $v$  definida sobre  $P(N)$ , que asigna a cada coalición  $S$  el valor maximin del juego bipersonal jugado entre  $S$  y  $N - S$ , asumiendo que estas dos coaliciones se forman.

En el caso que nos ocupa, tomando como referencia el marco formal anterior, consideramos que el conjunto de jugadores viene dado por los atributos descritos anteriormente,  $N = \{H, S, D, R\}$ , y la función característica  $v$  está definida a partir del valor dado por el número de aciertos de clasificación en los datos de entrenamiento (denotado ACE), para cada atributo o combinación de los mismos (es decir, las coaliciones).

Una vez que hemos definido el juego TU como el par  $(N, v)$  anterior, se trata de encontrar solución al mismo. En nuestro caso nos concentramos en buscar una solución unitaria para el juego TU propuesto con cuatro jugadores. Entre los diferentes tipos de soluciones puntuales, el valor de Shapley [9] es la regla de reparto más habitual. Este valor corresponde, en términos de lenguaje natural, a la media de los vectores de contribuciones marginales (existen  $n!$  posibles permutaciones de jugadores formando coaliciones). Las contribuciones marginales se pueden entender como el valor que aporta un jugador al incorporarse a cualquier coalición. Por tanto, dado el juego TU  $(N, v)$  formado por los atributos descritos y la función característica indicada, calculamos los correspondientes valores de Shapley para cada atributo.

Con dichos valores implementamos dos heurísticas de selección dinámica de atributos, la selección del mejor atributo (SeleccionaMejor), y la eliminación del peor atributo (EliminaPeor), con el fin de clasificar correctamente los *ratings* de cada *household*. La primera heurística, como su nombre indica, consiste en seleccionar el atributo (o conjunto de ellos) de mejor rendimiento, basado en el criterio de los valores de Shapley. Esto es, se seleccionan aquellos atributos con el máximo valor de Shapley (que puede ser único o no). La segunda heurística, por el contrario, descarta el atributo de peor rendimiento, basado igualmente en el criterio de los valores de Shapley. En este caso, se descarta el atributo con el mínimo valor de Shapley. Para evitar descartar información útil, en caso que exista más de un atributo con el mínimo valor de Shapley, no se elimina ningún atributo. Adicionalmente, se consideró el criterio del valor de ACE en ambas heurísticas, con el fin de identificar la mejora introducida por el uso de la Teoría de Juegos en la solución de este problema.

### 3 Resultados

En esta sección presentamos los resultados de la aplicación de las heurísticas propuestas. Para ello, utilizamos un conjunto de datos de *ratings* reales de películas realizados por usuarios de *households*, provisto por MoviePilot para la segunda edición de la competición CAMRa [8]. Este conjunto consta de 4.536.891 *ratings* de entrenamiento, realizados por 171.670 usuarios sobre 23.974 películas, que abarcan el período de 1 año, y un conjunto de prueba específico para la tarea, que incluye 5.450

*ratings* de 592 usuarios que forman parte de 290 *households*. El rendimiento es medido basándose en el acierto en la clasificación promedio por *household*,  $AC_{\mathcal{H}}$ , calculado como el número de casos en que se identifica correctamente al usuario, entre los casos evaluados, calculado para cada *household* y promediado entre todos los *households* evaluados,  $\mathcal{H}$ :  $AC_{\mathcal{H}} = 1/|\mathcal{H}| \cdot \sum_{h=1}^{|\mathcal{H}|} 1/|\mathcal{H}_h| \sum_{c \in \mathcal{H}_h} AC(c)$ , donde  $c$  es un caso de prueba en un *household* dado, y  $AC(c) = 1$  si  $c$  es clasificado correctamente, o 0 en caso contrario. Los resultados se presentan en la Tabla 2. Se comprueba que a nivel individual, el atributo que permite discriminar de mejor forma entre usuarios es la hora del día (Estático (H)), mientras que el peor es el *rating* (Estático (R)). Al usar todos los atributos (Estático (HDSR)), se obtiene un mayor acierto, el cual puede ser aún mejorado si se selecciona cuidadosamente un subconjunto de los atributos. Esto se debe a que ciertos atributos aportan poca información en algunos casos, y por tanto, introducen ruido. Al analizar todas las posibles combinaciones, obtuvimos que la mejor combinación corresponde a la hora del día y el número de días desde el primer *rating* (Estático (HD)).

**Tabla 2.** Acierto en clasificación promedio por *household* de los métodos evaluados.

Método	$AC_{\mathcal{H}}$	Método	$AC_{\mathcal{H}}$
<b>EliminaPeor (TU)</b>	0.9728	SeleccionaMejores (ACE)	0.9679
<b>Estático (HD)</b>	0.9727	Estático (H)	0.9457
<b>EliminaPeor (ACE)</b>	0.9724	Estático (D)	0.9413
<b>Estático (HDSR)</b>	0.9711	Estático (S)	0.9310
<b>SeleccionaMejores (TU)</b>	0.9680	Estático (R)	0.7712

Al analizar el comportamiento de los métodos de selección dinámica de atributos, se observa que la selección de mejores atributos (SeleccionaMejores) no logra superar el acierto que se obtiene al utilizar todos los atributos de forma estática. Esto ocurre ya que en muchos casos el mejor valor de Shapley es asignado a un único atributo, por lo que se desaprovecha la información que puedan aportar otros atributos. Por el contrario, la eliminación del peor atributo (EliminaPeor) logra mejorar inclusive los resultados obtenidos con la mejor combinación estática. Esta mejora se debe a que sólo se descarta el atributo de peor rendimiento, cuando éste es único. De esta forma, sólo se elimina el atributo que introduce ruido. Se observa asimismo que en los dos métodos de selección dinámica evaluados, el uso de la heurística de los valores de Shapley permite obtener una mejora en nivel de acierto, con respecto al uso de la heurística de acierto en la clasificación sobre los datos de entrenamiento (ACE).

## 4 Conclusiones

En este artículo hemos presentado una propuesta de uso de técnicas de la Teoría de Juegos Cooperativos de Utilidad Transferible (Juegos TU), para ayudar en la tarea de identificar qué usuario de un *household* ha realizado un *rating*, contando con conocimiento de *ratings* anteriores dados por cada usuario del *household*. En particular, se han presentado dos modelos de selección dinámica de atributos, los cuales se han comparado con el uso estático de atributos sobre todos los *households*.

Los resultados obtenidos muestran que la selección dinámica de atributos permite mejorar el nivel de acierto si se utiliza de manera adecuada. Más aún, el uso del valor de Shapley como criterio para la selección, permite obtener una mejora adicional, aunque no destacable. Atribuimos este bajo nivel de mejora a que la función característica utilizada no cumple todas propiedades requeridas para obtener un resultado más robusto, Creemos que el desarrollo de una función característica robusta permitirá obtener una mejora significativa en el acierto, lo cual esperamos desarrollar como trabajo futuro. Del mismo modo, consideramos explorar el uso de la técnica de Juegos TU en otras tareas de Personalización.

## 5 Agradecimientos

Este trabajo ha sido financiado por el Gobierno de España (TIN2011-28538-C02-01). Los autores agradecen el soporte técnico brindado por el Centro de Computación Científica de la Universidad Autónoma de Madrid.

## Referencias

1. Carreras, F., Owen, G. 1995. Valor coalicional y estrategias parlamentarias. *Revista Española de Investigaciones Sociológicas* 71/72, 157-176.
2. Campos, P.G., Díez, F., Bellogín, A. 2011. Temporal rating habits: a valuable tool for rating discrimination. En: *Proceedings of the 2nd Challenge on Context-Aware Movie Recommendation (CAMRa '11)*. ACM, New York, USA, 29-35.
3. Fayyad, U.M., Irani, K.B. 1992. The attribute selection problem in decision tree generation. En: *Proceedings of the tenth national conference on Artificial intelligence (AAAI'92)*, 104-110.
4. Harper, F., Li, X., Chen, Y., Konstan, J. 2005. An Economic Model of User Rating in an Online Recommender System. En: *Proceedings of the 10th International Conference on User Modeling*, Edinburgh, UK, pp. 307-216.
5. John, G.H., Kohavi, R., Pfleger, K. 1994. Irrelevant Feature and the Subset Selection Problem. En: W.W. Cohen and Hirsh H., editors, *Machine Learning: Proc. of the Eleventh International Conference*, pp. 121-129, New Brunswick, N.J., Rutgers University.
6. Littlechild, S.C., Thompson, G.F. 1977. Aircraft landing fees: a game theory approach. *The Bell Journal of Economics* 8, 186-204.
7. Owen, G. 1968. *Game Theory*. Academic-Press.
8. Said, A., Berkovsky, S., De Luca, E. W., Hermanns, J. 2011. Challenge on context-aware movie recommendation: Camra2011. En: *Proceedings of the 5th ACM Conference on Recommender Systems (RecSys 2011)*. ACM, New York, USA, 385-286.
9. Shapley, L.S. 1953. A value for n-person games. En: H. W. Kuhn y A. W. Tucker (Eds.), *Contributions to the theory of games*. Vol. II de *Annals of Mathematics Studies*, 28. Princeton University Press, 307-317.
10. Torkaman, A., Moghaddam, N., Aghaeipour, M., Hajati, E. 2009. A recommender system for detection of leukemia based on cooperative game. En: *Proceedings of the 17th Mediterranean Conference on Control and Automation*. Thessaloniki, Greece.
11. Von Neumann, J., Morgenstern, O. 1947. *Theory of Games and Economic Behavior*. Princeton University Press.