

# Análisis de titulaciones universitarias basadas en competencias mediante una técnica de *clustering* evolutiva multiobjetivo

A. Garcia-Piquer, A. Fornells, E. Golobardes, A. Orriols-Puig and L. Cugota

Grup de Recerca en Sistemes Intel·ligents

La Salle - Universitat Ramon Llull

{alvarog, afornells, elisabet, aorriols, laiacf}@salle.url.edu

## Resumen

Las competencias son la piedra angular en base a la cual giran los modelos educativos en la actualidad y, por ello, el correcto estudio de su relación entre las asignaturas y la manera como son evaluadas es fundamental para adaptar las titulaciones al nuevo Espacio Europeo de Educación Superior. Este trabajo plantea el uso de técnicas de *clustering* multiobjetivo para el análisis de las relaciones anteriores.

## 1. Introducción

Las nuevas necesidades formativas de la sociedad han provocado un replanteamiento del enfoque de las metodologías educacionales en las universidades por medio del Espacio Europeo de Educación Superior (EEES) [5]. Concretamente, los modelos educacionales han sido redefinidos centrándose en ofrecer al estudiante competencias<sup>1</sup> específicas como base del aprendizaje de conocimientos de su titulación [4, 10, 11].

En los últimos años nuestra institución se ha adaptado a este nuevo contexto siguiendo dos pasos. Por un lado, la definición de las competencias que cada asignatura trabaja y, de esta manera, obtener el certificado que garantizaba haberse adaptado al Sistema Europeo de Transferencia de Créditos (ECTS, 29467-IC-1-2005-1-ES-ERASMUS\_ECTSL) y el Suple-

mento al Diploma (DS, 29467-IC-1-2005-1-ES-ERASMUS\_ECTSDS) en el 2005. Por otro lado, la validación de que la globalidad de las competencias son ofrecidas al alumnado correctamente. En este sentido, la tipología de las competencias está estrechamente relacionada con la metodología usada para impartir las asignaturas y la forma de evaluar a los estudiantes. Por ejemplo, una asignatura en la que los alumnos han de realizar trabajos en grupo y se les evalúa mediante una prueba en la que participan todos, desarrollará competencias como “trabajo en grupo” [9].

El trabajo describe un procedimiento de ayuda a los expertos en educación para determinar como ajustar las nuevas titulaciones a los requisitos del EEES. Concretamente, se estudian las relaciones cruzadas entre (1) las asignaturas y las competencias, (2) las asignaturas y los métodos de evaluación, y (3) las competencias y los métodos de evaluación. La relaciones se identifican mediante el uso de CAOS [3], una técnica de *clustering* evolutiva multiobjetiva, que permite buscar en base a múltiples criterios definidos por el experto.

El artículo se estructura de la siguiente manera. El capítulo 2 resume el trabajo relacionado. El capítulo 3 describe CAOS. El capítulo 4 presenta la experimentación. El capítulo 5 concluye con las conclusiones y líneas futuras.

## 2. Trabajo relacionado

En el marco de la educación se han aplicado anteriormente técnicas de Inteligencia Artificial para descubrir patrones ocultos que per-

<sup>1</sup>Una competencia es un conjunto de habilidades, conocimientos y actitudes que una persona ha de poseer para ser capaz de realizar satisfactoriamente un tarea específica [12].

mitan al experto en educación resolver los problemas relacionados. Entre otras técnicas, podemos resaltar el uso de ontologías y de *clustering*. En el trabajo [18], usa ambas técnicas para identificar perfiles de profesionales mediante las competencias adquiridas al finalizar sus estudios y a lo largo de su carrera profesional. También se han aplicado anteriormente técnicas de *clustering* sobre titulaciones universitarias. Concretamente, para la validación de que las competencias que debería ofrecer una titulación se ofrecen en el conjunto de las asignaturas [6, 8] y para la identificación de tipos de asignatura para la aplicación de metodologías comunes para adaptarlas al EEES [7].

### 3. CAOS

Aunque las técnicas de *clustering* basadas en un objetivo [17] permiten resolver la mayoría de problemas reales, en ocasiones es necesario realizar agrupaciones de datos en base a más de un criterio que no puede ser sintetizado en una única fórmula. Por ejemplo, potenciar la identificación de *clusters* que sean al mismo tiempo grandes y separados puede convertirse en tarea muy compleja en algoritmos tan exitosos como *x-means* [16] o SOM [14] debido al procedimiento de construcción de los *clusters* basado únicamente en minimizar la distancia entre los elementos y los centroides.

El método de *clustering* CAOS optimiza un conjunto de objetivos en una única ejecución, ofreciendo un conjunto de soluciones de Pareto<sup>2</sup> donde cada una representa una agrupación de los datos. CAOS está basado en *multiobjective clustering k-determination* (MOCK) [13], el cual usa el algoritmo evolutivo PESA-II [1]. A continuación, se describe brevemente la representación de los individuos, el proceso para obtener el Pareto de soluciones, y el método para recuperar la mejor de las soluciones de entre todas las del Pareto.

<sup>2</sup>Un conjunto de Pareto contiene las soluciones de *clustering* no dominadas, es decir, para cada una de las soluciones no existe ninguna otra mejor que ella para cada una de las funciones objetivo.

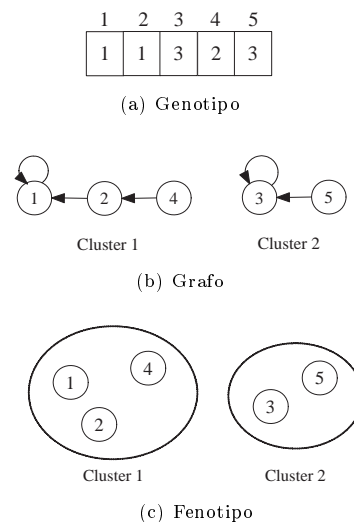


Figura 1: Ejemplo de la representación de un individuo donde se muestra (a) la codificación, (b) el grafo conceptual que representa, y (c) su interpretación fenotípica.

#### 3.1. Representación

CAOS evoluciona una población de individuos donde cada uno representa una agrupación de los datos. Para ello se usa la representación *locus-based* propuesta en [15] (ver Figura 1). Cada individuo está representado por un vector de  $m$  enteros,  $x_1, x_2, \dots, x_m$  donde  $x_i$  puede tomar un valor en el rango  $[1, m]$ . Por lo tanto,  $x_i$  indica que hay un enlace entre las instancias  $i$  y  $x_i$ , que significa que pertenecen al mismo *cluster*. Es decir, todas las instancias que pertenecen al mismo *cluster* están conectadas entre ellas. Esto hace que la representación sea sensible al cambio de número de *clusters*, proporcionando más flexibilidad que otros métodos de *clustering* que fijan la cantidad de *clusters* a encontrar y no la modifican durante la ejecución.

#### 3.2. Funciones objetivo

La calidad de cada individuo, se evalúa mediante un conjunto de funciones objetivo que validan cómo de buena es una agrupación. En

el problema que nos ocupa, se han diseñado dos objetivos basados en encontrar agrupaciones de los datos de manera que cada grupo contenga los datos con características comunes y diferentes a las del resto de grupos. Dichos factores se han definido teniendo en cuenta la representación de la información, la cual es similar a [2]. El factor *Intracohesion* (Ita) (ver ecuación 1) mide cómo de parecidos son los elementos de cada grupo teniendo en cuenta los atributos que comparten. Valores cercanos a 1 indican que los elementos de cada grupo son parecidos entre ellos, y valores cercanos a 0 indican que son diferentes. En contraposición, el factor *Intercohesion* (Ite) (ver ecuación 3) mide cómo son de parecidos los *clusters* entre ellos. Valores cercanos a 0 indican que los *clusters* son diferentes y cercanos a 1 que son similares. Por tanto, nos interesa obtener valores cercanos a 1 en el caso del factor *Intracohesion*, y cercanos a 0 en el factor *Intercohesion*. En ambas ecuaciones  $m$  es el número de ejemplos del conjunto de datos de entrenamiento;  $C$  es la agrupación obtenida;  $n$  es el número de *clusters*;  $C_i$  es el *cluster*  $i$ ;  $|C_i|$  el número de elementos en  $C_i$ ;  $AtributosComunes(C_i, C_j)$  es el número de atributos comunes entre todos los elementos de  $C_i$  y  $C_j$ ; y  $AtributosTotales(C_i)$  es el número de atributos que todos los elementos de  $C_i$  tienen en común.

$$Ita(C) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left( \frac{1}{|C_i|^2 - |C_i|} \sum_{x \in C_i} \sum_{\substack{y \in C_i \\ y \neq x}} S(x, y) \right) \quad (1)$$

donde

$$S(x, y) = \frac{AtributosComunes(x, y)}{AtributosTotales(x)} \quad (2)$$

$$Ite(C) = \frac{1}{n^2 - n} \sum_{i=1}^n \sum_{\substack{j=1 \\ j \neq i}}^n D(C_i, C_j) \quad (3)$$

donde

$$D(C_i, C_j) = \frac{AtributosComunes(C_i, C_j)}{AtributosTotales(C_i)} \quad (4)$$

### 3.3. Proceso

CAOS construye el Pareto de soluciones que minimiza los objetivos seleccionados (ver Algoritmo 1) en base al algoritmo PESA-II.

El sistema mantiene dos poblaciones: la *población externa* ( $EP$ ) de tamaño  $|EP|$  y *población interna* ( $IP$ ) de tamaño  $|IP|$ .  $EP$  almacena la población con las soluciones no dominadas encontradas a lo largo del proceso de búsqueda, esta población es la que se devuelve al usuario al final del proceso de aprendizaje.  $IP$  se usa para explorar el espacio de búsqueda durante el proceso de aprendizaje, por lo tanto, es transparente al usuario.

**Eta** de **inicialización**. El Algoritmo 3 describe el proceso que se encarga de suministrar a la población inicial una cierta cantidad de individuos que representen subsoluciones al problema, en nuestro caso, grupos de elementos. Durante el proceso las subsoluciones irán evolucionando hasta convertirse en mejores agrupaciones. Es importante que los individuos iniciales tengan un cierto sentido.

```

1 Sea EP la población externa de |EP| individuos
2 Sea IP la población interna de |IP| individuos,
  donde |IP| < |EP|
3 Inicializar EP con |EP| soluciones de clustering
  no dominadas (ver Alg. 3)
4 Para cada generación hacer
5   Generar IP con |IP| individuos de EP
6   Mientras (haya individuos en IP) hacer
7     Seleccionar y eliminar dos individuos de
      IP
8     Cruzar los dos individuos seleccionados
      obteniendo dos hijos
9     Mutar los dos hijos para obtener dos
      nuevos individuos: ind1 y ind2
10    Añadir ind1 a EP (ver Alg. 2)
11    Añadir ind2 a EP (ver Alg. 2)

```

**Algoritmo 1:** Esquema de CAOS.

```

1 Sea EP la población externa
2 Sea ind el individuo a añadir
3 Evaluar ind según cada objetivo
4 Si ind no es dominado por ningún individuo de
  EP entonces
5   Si ind domina algún individuo de EP
    entonces
6     Eliminar de EP los individuos
      dominados por ind
7   Añadir ind dentro de EP

```

**Algoritmo 2:** Añadir un individuo a  $EP$ .

```

1 Sea  $DS$  el conjunto de ejemplos de
  entrenamiento
2  $j = 1$ 
3 Mientras (haya espacio en EP) hacer
4   Asignar los ejemplos de  $DS$  a  $IDS$ 
5    $i = 1$ 
6   Mientras haya ejemplos en IDS hacer
7     Escoger aleatoriamente un ejemplo  $x$  de
       $IDS$ 
8     Inicializar  $r$  con un valor entre
       $[min_i, max_i]$ , donde  $min_i$  y  $max_i$  son
      el mínimo y el máximo porcentaje de
      instancias que se quieren en los clusters
      iniciales
9     Si  $r\%$  de  $DS$  < ejemplos en IDS
      entonces
10      Seleccionar de  $IDS$  los  $r\%$  ejemplos
       de  $DS$  más parecidos a  $x$ 
11     Sino
12      Seleccionar todos los ejemplos de
        $IDS$ 
13     Asignar  $x$  y los ejemplos seleccionados
      al cluster  $C_i$ 
14     Borrar  $x$  y los ejemplos seleccionados de
       $IDS$ 
15     Añadir  $C_i$  a  $ind_j$ 
16      $i = i + 1$ 
17   Añadir  $ind_j$  a  $EP$  (ver Alg. 2)
18    $j = j + 1$ 

```

**Algoritmo 3:** Inicialización de la población.

**Operador de cruce.** CAOS aplica *uniform crossover operator* para generar dos hijos a partir de dos padres seleccionados. Para cada gen, el sistema decide aleatoriamente si el gen del primer padre y el gen del segundo padre son copiados en el primer y segundo hijo respectivamente, o viceversa.

**Operador de mutación.** Cada gen del individuo se muta con probabilidad  $1/m$ , donde  $m$  es el número de ejemplos del conjunto de entrenamiento. Si un gen  $i$  se ha seleccionado para mutación, el valor es remplazado por uno de los  $\ell$  ejemplos más parecidos del conjunto de entrenamiento.

### 3.4. Selección de la mejor solución

Después del entrenamiento, CAOS devuelve un Pareto de soluciones no dominadas que optimizan los objetivos escogidos para resolver el problema, en nuestro caso, *Intracohesion* y *Intercohesion*. A continuación, el sistema ha de seleccionar una de las soluciones para ofrecerla como resultado final al experto.

Para el problema actual se ha generado un nuevo índice de validación llamado *Intra-Inter* (II) que nos devolverá una solución que llegue a un equilibrio entre los dos objetivos utilizados. Este índice se define en la Ecuación 5, donde  $C$  es la agrupación obtenida;  $Ita$  es el valor del factor de *Intracohesion*; y  $Ite$  es el valor del factor de *Intercohesion*.

$$II(C) = Ita(C) - Ite(C) \quad (5)$$

Esta sección ha descrito el sistema CAOS, los objetivos utilizados que permiten guiar al algoritmo durante el proceso de búsqueda al haber sido definidos específicamente para el problema, y el índice de validación específico para escoger la mejor solución de entre todas las obtenidas.

## 4. Discusión

Habiendo descrito el sistema CAOS, estamos en disposición de describir el análisis realizado. Inicialmente explicaremos la metodología seguida y, a continuación, presentaremos los resultados obtenidos.

El objetivo del trabajo es encontrar relaciones entre las asignaturas y las competencias; las asignaturas y los métodos de evaluación; y las competencias y los métodos de evaluación, para permitir a los expertos en educación extraer conclusiones que faciliten la adaptación y seguimiento de las titulaciones.

### 4.1. Experimentación

Disponemos de tres conjuntos de datos que corresponden a cada una de las tres relaciones a encontrar:

- Cada instancia de este conjunto de datos es una asignatura descrita mediante los métodos de evaluación que se usan para evaluarla.
- Las instancias de este conjunto de información corresponden a cada asignatura descrita mediante las competencias que ofrece.

- Cada una de las instancias del conjunto de datos corresponde a una competencia descrita mediante los métodos de evaluación que deberían usarse para evaluarla. La elección de los métodos de evaluación para una determinada competencia ha sido realizada por los responsables de las titulaciones.

Concretamente, las competencias que se han tenido en cuenta han sido las 32 consideradas relevantes en el estudio *Tunning* [10, 11] (ver Tabla 2); los métodos de evaluación son los definidos en [9] (ver Tabla 1); y las asignaturas son las correspondientes a cada una de las titulaciones de Máster de nuestra institución.

Cada una de las características con las que se describe una instancia es un valor binario (1 ó 0) que indica si esa instancia usa la característica o no, respectivamente. Se puede observar que los índices de validación definidos en la Sección 3 han sido diseñados específicamente para este tipo de datos, ya que tienen en cuenta si las instancias disponen o no de cada una de las características definidas.

La configuración del algoritmo CAOS se ha realizado con los siguientes parámetros:  $\ell$  es 20% of  $m$ ,  $|EP|$  is 1000,  $|IP|$  is 50,  $min_i$  and

Método de evaluación
Corrección de proyectos
Ejercicios hechos en casa
Ejercicios hechos en clase
Examen con ordenador
Examen escrito
Examen oral
Examen tipo test
Exposiciones/Presentaciones
Informes de laboratorio
Participación en el laboratorio
Jurado de proyectos
Montajes de laboratorio
Otros
Participación en clase
Prácticas
Problemas
Trabajos hechos en clase
Trabajos prácticos con ordenador
Trabajos en grupo
Trabajos hechos en casa
Trabajos individuales

Tabla 1: Métodos de evaluación definidos para las titulaciones de La Salle - URL.

$max_i$  are 5% and 10% of  $m$  respectively, the number of generations is 400 and  $P_C$  is 0.7.

Competencia	Cluster
Apreciación de la diversidad y multiculturalidad	C2
Capacidad crítica y autocrítica	C5
Capacidad de análisis y síntesis	C4
Capacidad de aplicar los conocimientos en la práctica	C1
Capacidad de aprender	C3
Capacidad de organizar y planificar	C4
Capacidad de trabajar en un equipo interdisciplinar	C4
Capacidad para adaptarse a nuevas situaciones	C1
Capacidad para comunicarse con personas no expertas en la materia	C1
Capacidad para generar nuevas ideas (creatividad)	C3
Compromiso ético	C1
Comunicación oral y escrita en la propia lengua	C4
Conocimiento de culturas y costumbres de otros países	C1
Conocimiento de una segunda lengua	C4
Conocimientos básicos de la profesión	C2
Conocimientos en alguna especialidad de formación	C1
Conocimientos generales básicos sobre el área de estudio	C3
Diseño y gestión de proyectos	C1
Habilidad para trabajar de forma autónoma	C3
Habilidad para trabajar en un contexto internacional	C1
Habilidades básicas de manejo del ordenador	C3
Habilidades de gestión de la información	C5
Habilidades de investigación	C2
Habilidades interpersonales	C1
Iniciativa y espíritu emprendedor	C1
Liderazgo	C4
Motivación de logro	C1
Preocupación por la calidad y mejora continua	C1
Resolución de problemas	C3
Sensibilidad por el medio ambiente	C1
Toma de decisiones	C5
Trabajo en equipo	C4

Tabla 2: Competencias definidas para las titulaciones de La Salle - URL. La primera columna indica el nombre de la competencia y la segunda indica el grupo asignado al realizar la agrupación de las competencias.

## 4.2. Resultados

La Figura 2 muestra los resultados de la agrupación de las asignaturas según los métodos de evaluación y la Figura 3 muestra los grupos de asignaturas según las competencias que ofrecen. Las asignaturas que se indican

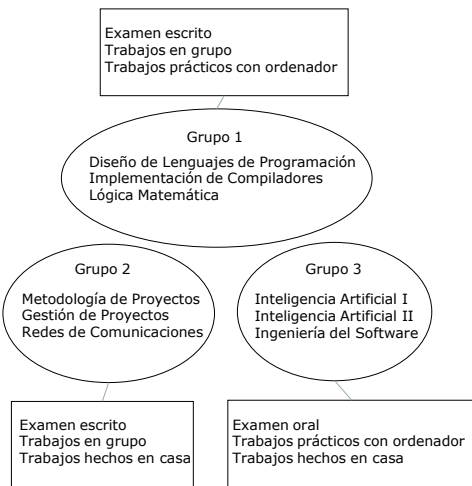


Figura 2: Agrupación mediante métodos de evaluación de unas asignaturas de ejemplo del Máster de Informática. Se indican los métodos de evaluación más representativos de cada grupo.

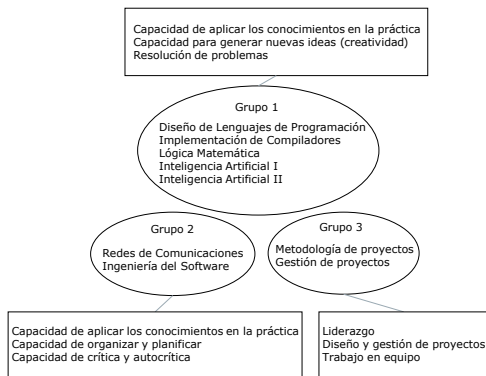


Figura 3: Agrupación mediante competencias de unas asignaturas de ejemplo del Máster de Informática. Se indican las competencias más representativas de cada grupo.

han sido escogidas a modo de ejemplo del Máster en Informática de nuestra institución. En la Tabla 2 se muestra el grupo asignado a cada competencia y en la Tabla 3 se indican los métodos de evaluación asignados a cada grupo de competencias.

Se puede observar que las dos agrupaciones de asignaturas contienen grupos diferentes, es decir, que no existe una relación directa entre cómo se está evaluando la asignatura y las competencias que ofrece. Esto significa que actualmente las asignaturas no se están evaluando de manera que permitan evaluar todas las competencias que deberían ofrecer, debido a que las asignaturas están evaluándose de una manera similar a cómo se realizaban antes de definir las competencias.

Esto es una carencia importante debido a que no se garantiza la adquisición de dichas competencias por parte de los alumnos. El siguiente paso a realizar consiste en la modificación de los métodos de evaluación usados en las asignaturas, que debería estar alineado con los resultados de las Tablas 2 y 3, por tanto, cada competencia debería ser evaluada por algunos de los métodos de evaluación del *cluster* correspondiente. Un ejemplo de esto sería que la competencia “Capacidad de aplicar los conocimientos en la práctica” (perteneciente al *Cluster* 1) debería evaluarse, como mínimo,

Cluster	Método de evaluación
C1	Trabajos en grupo Trabajos prácticos con ordenador
C2	Examen escrito Trabajos en grupo Trabajos hechos en casa
C3	Examen oral Exposiciones/presentaciones Trabajos en grupo
C4	Trabajos en grupo Trabajos hechos en casa
C5	Son competencias que los responsables de las titulaciones no saben cómo evaluar

Tabla 3: Métodos de evaluación más representativos de cada uno de los grupos de competencias encontrado. La primera columna indica el *cluster* de competencias al que se refiere, y la segunda columna indica el nombre de los métodos de evaluación.

con los métodos de evaluación “Trabajos en grupo” y “Trabajos prácticos con ordenador”; que son los métodos con los que se deberían evaluar todas las competencias pertenecientes al *Cluster* 1.

Sin embargo, es importante incidir en que este proceso se realiza para identificar posibles carencias en las asignaturas de un Máster, pero ha de ser flexible a las características de cada asignatura. Es decir, el objetivo es que sirva como soporte al experto en educación para adaptar la titulación a las nuevas especificaciones. Teniendo en cuenta estas relaciones entre los datos, los expertos han realizado una adaptación de las asignaturas que consideran correcta.

## 5. Conclusiones

El estudio de las relaciones de las competencias entre las asignaturas y los métodos de evaluación es importante para los expertos de educación con el objetivo de adaptar las titulaciones a los requisitos del EEES. Este trabajo ha presentado un procedimiento para estudiar dichas relaciones basado en una técnica de *clustering* evolutiva multiobjetivo. La técnica CAOS junto con la definición de los objetivos específico al dominio, ha permitido a los expertos poder realizar acciones correctivas y el procedimiento ha sido valorado positivamente por éstos.

Es importante destacar que, aunque nuestra institución ofrece un modelo educativo donde las competencias son compartidas entre las asignaturas, dicho proceso también es aplicable en aquellos modelos educativos donde las competencias se asignan de manera disjunta entre las asignaturas, o incluso, donde hay asignaturas que no ofrecen ninguna competencia general, al margen de las específicas de la asignatura.

Los procedimientos para revisar las competencias no se quedan aquí, y como línea futura tenemos previsto continuar mejorando dicho protocolo para facilitar las tareas del experto en educación.

## 6. Agradecimientos

Este trabajo ha sido respaldado por la Agència per a la Qualitat del Sistema Universitari Català mediante el proyecto Guía para la evaluación de competencias en el área de Ingeniería y Arquitectura (IUE/3013/2007), la Generalitat de Catalunya (2009SGR-183, 2010FI\_B 01084), el Comissionat per a Universitats i Recerca del DIUE de la Generalitat de Catalunya y del Fondo Social Europeo (FI-DGR 2010, DOGC núm. 5456 - 2.9.2009), y el Ministerio de Ciencia y Tecnología (TIN2008-06681-C06-05).

## Referencias

- [1] D. W. Corne, N. R. Jerram, J. D. Knowles, and M. J. Oates. Pesa-ii: Regionbased selection in evolutionary multiobjective optimization. In *Proceedings of the Genetic and Evolutionary Computation Conference*, pages 283–290. Morgan Kaufmann, 2001.
- [2] G. Corral, E. Armengol, A. Fornells, and E. Golobardes. Explanations of unsupervised learning clustering applied to data security analysis. *Neurocomputing*, 72(13-15):2754–2762, August 2009.
- [3] G. Corral, A. Garcia-Piquer, A. Orriols-Puig, A. Fornells, and E. Golobardes. Multiobjective evolutionary clustering approach to security vulnerability assessments. In *4th International Conference on Hybrid Artificial Intelligence Systems*, Lecture Notes in Computer Science. Springer, in press, 2009.
- [4] E. F. Crawley. *The CDIO Syllabus: A Statement of Goals for Undergraduate Engineering Education*. Massachusetts Institute of Technology, 2001.
- [5] Bologna Declaration. The european higher education area. *Joint Declaration of the European Ministers of Education*, 1999.
- [6] A. Garcia-Piquer, A. Fornells, E. Golobardes, and L. Cugota. Assessment of

- competences in university degrees using data mining techniques. In *Primera Conferencia Internacional en Fomento e Innovación con Nuevas Tecnologías en la Docencia de la Ingeniería, IEEE*, pages 45–49, 2009.
- [7] A. Garcia-Piquer, A. Fornells, E. Golobardes, and L. Cugota. Identification of subject typologies through artificial intelligence techniques to study the competences achievement of the new computer engineers. In *39th ASEE/IEEE Frontiers in Education Conference*. IEEE, 1439 Session T3D, 2009.
- [8] A. Garcia-Piquer, A. Fornells, E. Golobardes, and L. Cugota. Validación de competencias en titulaciones universitarias usando minería de datos. *Revista Iberoamericana de Tecnologías del Aprendizaje (RITA), Capítulo Español de la Sociedad de la Educación del IEEE*, 5(1):23–29, 2010.
- [9] E. Golobardes and L. Madrazo (coord.). *Guía para la evaluación de competencias en el área de Ingeniería y Arquitectura*. Guías de evaluación de competencias. AQU Catalunya. B-27.204-2009, 2009.
- [10] J. Gonzalez and R. Wagenaar. *Tuning Educational Structures in Europe. Final Report Phase I*. University of Deusto, Bilbao, 2003.
- [11] J. Gonzalez and R. Wagenaar. *Tuning Educational Structures in Europe. Final Report Phase II*. University of Deusto, Bilbao, 2005.
- [12] P. Hager and A. Gonczi. General issues about assessment of competence. *Assessment and Evaluation in Higher Education*, 19, 1994.
- [13] J. Handl and J. Knowles. Multiobjective clustering with automatic determination of the number of clusters. In *Technical Report TR-COMPSYSBIO-2004-02*. UMIST, 2004.
- [14] T. Kohonen. *Self-organizing map*. Springer, 3 edition, 2000.
- [15] Y. Park and M. Song. A genetic algorithm for clustering problems. Genetic Programming. In *Proceeding of 3rd Annual Conference*, pages 568–575, 1998.
- [16] D. Pelleg and A. Moore. X-means: Extending K-means with efficient estimation of the number of clusters. In *Proceedings of the 17th International Conference of Machine Learning*, pages 727–734. Morgan Kaufmann Publishers Inc., 2000.
- [17] I. H. Witten and E. Frank. *Data Mining: Practical machine learning tools and techniques*. Morgan Kaufmann Publishers, 2005.
- [18] S. Ziebarth, N. Malzahn, and H.U. Hoppe. Using data mining techniques to support the creation of competence ontologies. In *2009 conference on Artificial Intelligence in Education: Building Learning Systems that Care: From Knowledge Representation to Affective Modelling*, pages 223–230, 2009.