

UNIVERSIDAD DE SEVILLA



Departamento de Matemática Aplicada I

Tesis
33

**SISTEMAS HEURÍSTICOS Y SELECCIÓN DE
INDICADORES**

ESCUELA TÉCNICA SUPERIOR INGENIERÍA INFORMÁTICA - BIBLIOTECA -
N.º ORDEN GENERAL <i>11. 393</i>
OBRA DE.....
SIGNATURA.....
CLASIFICACIÓN.....
FECHA DE.....

Elena Martín García

Sevilla, febrero de 2003



UNIVERSIDAD DE SEVILLA
Departamento de Matemática Aplicada I

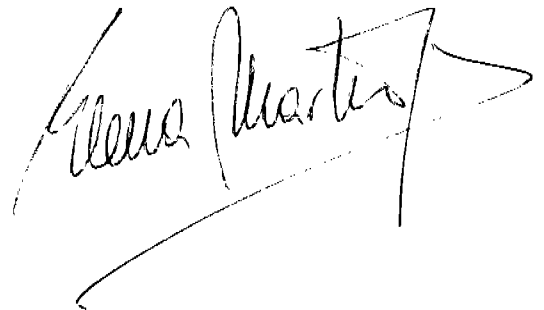
Sistemas Heurísticos y Selección de Indicadores

Memoria presentada por Elena Martín
García para optar al grado de Doctora
en Matemáticas por la Universidad de
Sevilla

Vº. Bº.
del Director,



Fdo. Gerardo Valieras Reina,
Catedrático del Departamento
de Matemática Aplicada I de la
Universidad de Sevilla.



Sevilla, Febrero 2003.



A mis padres Elena y José
A mis hijos Curro y Elena
A Paco



Agradecimientos

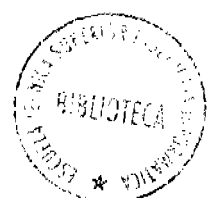
Tengo tanto que agradecer a tantas personas y por tan diversos motivos que no sé por donde empezar.

Gracias a mi amigo y director de este trabajo, Gerardo Valeiras Reina, por su entrega, dedicación y esfuerzo realizado, sin su gran ayuda jamás habría salido a la luz.

Gracias a mis amigos del Departamento de Matemática Aplicada I, en particular a su director y gran amigo Felipe Mateos Mateos, por su ayuda y apoyo en todos los momentos que lo he necesitado. Ha sido en todo momento un ejemplo a seguir y un amigo incondicional.

Mi gratitud a toda mi familia. A mi madre, cuya presencia hace que siga adelante en todas las tareas que emprendo. A mi padre por estar cada vez que lo necesito. A mis hermanos Pilar y Manuel, sin su constante ayuda habría sido imposible sacar el tiempo y la tranquilidad necesarios para abordar este trabajo. A mis hijos, por la cantidad de tiempo que les he robado y por ser mi consuelo en todo momento. Y a Paco, por entender mis continuos cambios de humor y estar ahí.

Gracias a todos.



Resumen

Los sistemas evolutivos buscan soluciones factibles para problemas donde la complejidad de los mismos hacen que no puedan obtenerse soluciones exactas o su obtención sea muy costosa.

El Problema de la Selección de Indicadores (PSI), es un problema cuyo carácter no polinomial hace que la utilización de heurísticas sea lo más adecuado para obtener soluciones. Este problema está íntimamente relacionado con otros problemas de tipo combinatorio, como son los problemas de decisión, de optimización y de localización.

El presente trabajo construye un modelo matemático que permite aplicar técnicas heurísticas a problemas de la misma naturaleza que el PSI. La técnica heurística diseñada es un sistema evolutivo en el que se presentan algunas novedades y en el cual los individuos de la población son conjuntos de indicadores.

El objetivo del sistema evolutivo es encontrar un subconjunto de indicadores que posea representatividad y coste adecuado. Representatividad en el sentido que dicho subconjunto debe proporcionar una información que sea más o menos cercana al máximo de información que se pueda obtener y coste adecuado ya que el coste de dicho subconjunto no debe exceder a una cierta cantidad o bien dicho coste ha de ser mínimo.

El sistema evolutivo diseñado presenta una característica fundamental, es un sistema flexible de forma que constituye una herramienta muy adecuada para el proceso de toma de decisiones.

Los sistemas evolutivos sencillos utilizan operadores genéticos únicos de cruce-



miento y de mutación. Nuestro sistema trabaja con un conjunto de operadores que son seleccionados dinámicamente, primando a aquellos con mayor éxito o que el sistema ha asignado con una mayor calificación. Esta selección presenta varias limitaciones, una de ellas es que no se adapta a los mecanismos de la evolución natural.

En este trabajo proponemos un sistema evolutivo que emula los procesos de la naturaleza. Consideramos un conjunto de operadores básicos que pueden o no poseer un conjunto de características. Éstas pueden intercambiarse entre sí permitiendo definir cruzamientos, mutaciones y selección entre los operadores (de mutación y cruzamiento). Esto permite definir en nuestro sistema evolutivo dos poblaciones, la de las soluciones potenciales y la de los operadores, permitiendo la evolución paralela de los propios operadores. Esto presenta un gran avance sobre la selección dinámica y un resultado de gran importancia teórica y práctica en el campo de los sistemas evolutivos.

Nuestro sistema en particular se aplica a la selección de indicadores de calidad, resultando ser un modelo aplicable a cualquier universidad o institución siendo una herramienta valiosa para diseñar criterios, objetivos y establecer metodologías.

Queremos hacer notar como la modelización de un problema de gran interés de tipo práctico, económico y social, enmarcado en las ciencias sociales, y de difícil resolución mediante técnicas clásicas, encuentra en el ámbito de las ciencias matemáticas una técnica adecuada para su resolución.



Introducción

Desde hace unos años en los foros académicos que se han venido celebrando ha aparecido un sentir común y es que el entorno de la educación superior, tanto en España como a nivel internacional está sufriendo cambios que necesitan de unas acciones estratégicas innovadoras por parte de las universidades. Las universidades necesitan responder a los cambios con unos recursos financieros cada vez más limitados, y tienen que recurrir a nuevas fuentes de financiación. Por ello es necesario que las instituciones universitarias diseñen un plan estratégico en el que se planteen que desean para el futuro de la institución y cómo alcanzar dichos objetivos.

En la primera parte del Capítulo 1 de este trabajo hacemos una introducción a la Planificación Estratégica en el contexto de la universidad, estudiando la necesidad de la misma.

Uno de los objetivos que puede ser de ayuda para el desarrollo estratégico de las universidades es la definición de indicadores y su posterior aplicación, como ayuda en el proceso de tomas de decisiones. Ahora bien, la falta de información fiable que permita la toma de decisiones, es una gran deficiencia del sistema, por ello, en los últimos tiempos, la utilización de indicadores está cada vez más extendido. Existe, en el ámbito de la educación superior, una creciente demanda de sistemas de indicadores, siendo uno de los motivos el gran avance de las nuevas tecnologías que han hecho posible que el manejo de grandes volúmenes de datos sea factible.

La definición de indicadores es un proceso bastante complejo por la subjetividad de sus interpretaciones. Existe un consenso en que éstos, por sí solos, son una herramienta limitada, pero también es mayoritaria la opinión de que su uso dentro de cualquier proceso de evaluación puede convertirlos en una herramienta muy valiosa, además pueden servir como medio de información a la sociedad y a los agentes que han de tomar decisiones sobre el funcionamiento de cualquier

institución y en particular de la nuestra, la universitaria.

Los expertos que trabajan en este campo se encuentran con grandes dificultades para la obtención de datos y elaboración de los mismos; continuamente se cuestionan si se están midiendo elementos significativos, si las medidas que se están utilizando son redundantes y se plantean, si pueden y como, obtener subconjuntos de indicadores que representen al total de los utilizados, así como cual será el subconjunto mínimo que los represente sin pérdida de información subjetiva. El volumen de los datos que se manejan en la mayoría de los casos hace muy difícil un tratamiento analítico capaz de obtener este subconjunto.

Los problemas de este tipo han sido tratados utilizando técnicas clásicas estadísticas y de investigación operativa [54],[63], aunque su carácter exponencial hace poco práctico este enfoque.

El problema de la selección de indicadores, PSI, en su forma sencilla se formula de la manera siguiente:

Dado un sistema de indicadores $S = \{i_1, \dots, i_n\}$, el PSI consiste en dar respuesta a dos cuestiones:

1. ¿Existe un subconjunto de S tal que nos proporcione la misma información que él y sea de coste mínimo?.
2. Una vez contestada la pregunta anterior el problema consistirá en encontrar el "mejor" subconjunto de coste mínimo.

Observemos que si el sistema completo $S = \{i_1, \dots, i_n\}$ consta de n indicadores, el número total de subconjuntos que tenemos que evaluar para encontrar la solución al problema es de 2^n . Con lo cual si un ordenador pudiese generar y evaluar 10^6 de dichos subconjuntos en un segundo, para un sistema con n indi-



cadore, el tiempo necesario para encontrar la solución podemos verlo en la tabla siguiente:

n	10	20	40	60
2^n	1024	104857	10995116×10^5	11529215×10^{11}
Tiempo	$1.24 \times 10^{-3} \text{seg}$	0.104857seg	12.7 días	37.066 milenios

Este problema está íntimamente relacionado con los problemas de decisión, optimización y de localización. De hecho demostramos en el presente trabajo que nuestro problema PSI es equivalente al problema del coloreado de los vértices de un grafo, problema bien conocido dentro del conjunto de los problemas NP-completos.

El gran interés de este problema reside en múltiples aspectos, el más significativo de todos ellos es que resuelve en poco tiempo un problema que presenta las siguientes características:

- No puede ser resuelto en tiempo polinomial.
- Posee una enorme importancia práctica de tipo social y económica.

El problema PSI posee dos vertientes, puede ser tratado tanto como un problema de decisión y como un problema de optimización. De la misma forma el PSI puede ser considerado como un problema de localización. Hasta ahora las técnicas utilizadas para resolver estos problemas son de Investigación Operativa, existiendo muy pocas aplicaciones de Algoritmos Evolutivos a problemas de localización [10].

Como para otros problemas NP, las modernas técnicas heurísticas, aportan un enfoque novedoso que puede conducir a soluciones casi-óptimas en tiempos lineales.

En la segunda parte del Capítulo 1 introducimos algunas heurísticas, las más utilizadas para resolver problemas del tipo que presentamos en este trabajo.

Al intentar aplicar estas técnicas a situaciones de gran riqueza estructural desde el punto de vista matemático, como por ejemplo al abordar computacionalmente problemas clásicos de Teoría de Grafos, es necesario dar un salto cualitativo, del que surgen nuevas heurísticas: algoritmos evolutivos [6, 8], redes neuronales, circuitos bayesianos, etc. Glover, Zverovich y otros han aplicado estas técnicas para el 'Problema del viajante con distancias no euclídeas', realizando avances significativos.

Por otra parte, los resultados obtenidos recientemente en disciplinas matemáticas relacionadas con las ciencias de la computación pueden ser combinados con las técnicas heurísticas, de un modo nuevo hasta el momento en el contexto que nos ocupa, para obtener sistemas potentes que se refuercen con la experiencia (autoaprendizaje). De este modo se ponen las bases para obtener sistemas expertos que permitan abordar cuestiones ahora imposibles con las técnicas clásicas, como son las simulaciones o las herramientas predictivas.

En el Capítulo 2 analizamos los sistemas de Calidad de la Universidad, sus objetivos, así como los costes que ello conlleva. Estudiamos cual es la importancia de tener un buen sistema de información en el sistema universitario. Para ello se estudian los sistemas de indicadores sus ventajas e inconvenientes.

El Algoritmo Evolutivo que presentamos resuelve el problema PSI, así como a una familia de problemas relacionados o equivalentes a él. En el Capítulo 3 describimos el PSI, estudiamos su naturaleza y demostramos su equivalencia con otros problemas NP, en particular demostramos que nuestro problema es equivalente al problema del coloreado de un grafo, cuya naturaleza no polinomial es bien conocida.

La modelización del problema es la siguiente:



- Cada conjunto de datos se representa por un árbol enraizado, donde los datos en crudo serán las hojas y el significado de cada dato vendrá determinado por el camino hasta la raíz.
- Cada indicador estará asociado a un árbol de datos y su cálculo definido sobre el mismo.
- El conjunto de todos los indicadores y sus árboles de datos asociados formarán un grafo - muy complejo - que llamaremos grafo de datos, en el que estarán contenidas todas las informaciones disponibles.
- Para cada subconjunto de indicadores, se define su subgrafo de datos como el formado por ellos y sus árboles asociados.
- Cada subgrafo de datos tendrá asociado:
 - Una medida de su representatividad, respecto a todo el grafo de datos.
 - Un coste, cuya medida se efectúa de acuerdo con la dificultad obtenida en la evaluación de sus indicadores.

El problema que nos planteamos consiste en encontrar un subgrafo que contenga suficiente información sobre el grafo de datos y que su coste sea lo más pequeño posible.

El diseño del Sistema Heurístico se realiza en el Capítulo 4, estudiando la convergencia del mismo. Introducimos una importante innovación en el sistema como es la evolución de la población de los operadores genéticos. Presentamos una serie de resultados obtenidos de la experiencia con el sistema diseñado, incidiendo sobre la gran utilidad del mismo, constituyendo una herramienta sumamente útil para el proceso de toma de decisiones.



Contenido

1 Preliminares	1
1.1 La Planificación estratégica en el contexto Universitario	5
1.1.1 Introducción	5
1.1.2 Definición de Planificación Estratégica	6
1.1.3 Un Modelo de planificación estratégica	9
1.2 Necesidad de una planificación estratégica en la universidad	10
1.3 Metaheurísticas	15
1.4 Algunos tipos de Metaheurísticas	16
1.4.1 Simulated Annealing (Recocido Simulado o Templado Simulado)	16



1.4.2	Tabu Search (Búsqueda tabú)	20
1.4.3	Grasp (Greedy Randomized Adaptive Search Procedure)	22
1.4.4	Redes Neuronales	27
1.5	Algoritmos Evolutivos. Algoritmos Genéticos	28
1.5.1	Algoritmos Evolutivos	28
1.5.2	Algoritmos Genéticos	34
1.5.3	Variaciones en un sistema evolutivo clásico	38
1.6	Ejemplos	39
2	Selección de indicadores	47
2.1	Evaluación de la Calidad de las Universidades	50
2.1.1	Introducción	50
2.1.2	Motivos de la Evaluación	54
2.1.3	Enfoques y perspectivas de la Calidad	57

2.1.4	Objetivos de los sistemas de calidad en las universidades	61
2.1.5	Costes de la calidad	62
2.2	La Información en el Sistema Universitario	63
2.2.1	Indicadores en la Universidad	65
2.2.2	Una propuesta de indicadores para el Sistema Universitario español	70
3	El carácter NP del Problema de la Selección de Indicadores	75
3.1	Complejidad Algorítmica	78
3.2	Problemas NP-completos	79
3.3	Descripción del PSI. El PSI simple	82
3.3.1	Descripción del problema de la selección de indicadores	82
3.3.2	El problema PSI	85
3.3.3	El problema PSI simple	86
3.4	Relación del PSI con otros problemas NP-completos	86



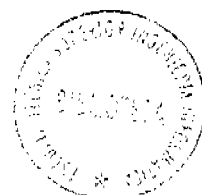
3.4.1	Equivalencia entre el PSI y el PCG	86
4	El sistema heurístico de selección de indicadores	91
4.1	Sistemas evolutivos	95
4.2	El sistema evolutivo	96
4.2.1	Algunas características del sistema	96
4.2.2	Operadores y Estrategias	98
4.3	Selección evolutiva de los operadores genéticos	103
4.3.1	Clasificación de indicadores	105
4.4	El Algoritmo	110
4.4.1	Convergencia del Algoritmo Evolutivo	112
4.4.2	Efectos de los operadores genéticos sobre los esquemas	116
4.5	Resultados	118
4.5.1	El Sistema Evolutivo y la toma de decisiones	121



4.6 Conclusiones y futuras aportaciones	126
5 Apéndice	129
Bibliografía	137

Capítulo 1.

Preliminares



Capítulo 1.

Preliminares

En este capítulo encuadramos nuestro problema en el marco de la Planificación estratégica en el contexto Universitario y como consecuencia de ello las motivaciones que nos han llevado a darle una respuesta satisfactoria.

Situamos nuestro problema en el ámbito de los problemas que se derivan de la toma de decisiones e indicamos que dado a su carácter exponencial lo hace "intratable", no siendo práctico aplicar técnicas clásicas para su resolución.

Describimos de una manera introductoria las técnicas Metaheurísticas que mayor aceptación y aplicación están teniendo en estos momentos para la resolución de problemas que aparecen en diversos campos como pueden ser, la Investigación Operativa, Teoría de Grafos, Economía, etc.

Debemos destacar la gran importancia y el estado de madurez que está alcanzando en nuestros días la Computación Evolutiva. Éste hecho puede ser constatado observando el gran número tanto de conferencias internacionales, como conferencias anuales de Programación Evolutiva, Conferencias internacionales de computación evolutiva [16, 20] y de publicaciones que tratan exclusivamente de resultados relacionados con dicho tema, como podemos observar en [11, 25, 26, 36, 37, 38, 43], entre otros.

Hacemos una mención especial a los Algoritmos Genéticos como representante del conjunto de los algoritmos evolutivos ya que esta técnica es una de las más utilizadas en la actualidad.

Por último citamos algunos ejemplos donde las Técnicas Metaheurísticas han obtenido interesantes resultados.

1.1 La Planificación estratégica en el contexto Universitario

1.1.1 Introducción

En la actualidad y desde hace unos años en todos los foros académicos que se han celebrado ha surgido una opinión común : el entorno de la enseñanza superior, tanto en España como a nivel internacional, está experimentando transformaciones que necesitan de respuestas estratégicas innovadoras por parte de las universidades. Podemos observar cómo las universidades han pasado de ser centros educativos para una minoría a ser instituciones que han de satisfacer las necesidades de un gran número de alumnos, que van demandando, en función de los cambios económicos, tecnológicos y sociales, nuevas especialidades y titulaciones.

Las universidades se ven forzadas a responder a estos cambios con unos recursos financieros cada vez más limitados, por lo que tienen que acudir a nuevas fuentes de ingresos, como pueden ser, cursos de postgrado, contratos de investigación, oferta de títulos propios, etc.

Todo lo anteriormente expuesto justifican la necesidad de que las instituciones de educación superior y en particular las universidades diseñen un plan estratégico en el que se planteen que desean para el futuro de la institución y cómo se pretende alcanzar los objetivos propuestos.

Tenemos que decir que realizar un plan estratégico no es aval del éxito a largo plazo de la universidad, pero puede ser un medio de ayuda al equipo de gobierno de la misma para que a partir de la recogida de información diseñar cuál será la misión, objetivos y estrategias a alcanzar y en que plazos, cuáles serán los individuos y /o unidades implicados y cuál será el coste.



1.1.2 Definición de Planificación Estratégica

Los investigadores y profesionales utilizan el término de planificación estratégica para describir un conjunto de actividades y procesos, no alcanzándose un consenso en una definición de la misma.

En un intento de delimitar el concepto de planificación estratégica son varios los autores que han estudiado las características de estos sistemas desde dos puntos de vista diferentes pero complementarias.

1. **Qué no es planificación estratégica** Para algunos autores el entender el concepto de planificación estratégica pasa por examinar lo que realmente no es. Steiner(1979)[65], identificó los principales rasgos que no vienen asociados a estos sistemas:

- La planificación estratégica no es el desarrollo de un conjunto de planes para ser utilizados continuamente sin cambio alguno en el futuro. Debe ser un sistema flexible, dinámico y sin límites prefijados que permita revisiones periódicas, interacción de sistemas y dirección de la información.
- La planificación estratégica no es necesariamente la preparación de una gran cantidad de de planes detallados e interrelacionados. Una institución define sus principales metas y objetivos y los centros y departamentos que la integran desarrollan los suyos propios, dentro de las directrices de la institución.
- La planificación estratégica no es un esfuerzo por reemplazar la intuición y juicio de los miembros de los órganos directivos. Proporciona líneas de acción y directrices para la toma de decisiones de los agentes implicados en la dirección de la institución.
- La planificación estratégica no es una mera agregación de planes, sino que proporcionan a la dirección el mecanismo necesario para manipular las decisiones políticas y ayuda en el proceso presupuestario.

En la misma línea Keller(1983)[58] hizo las siguientes consideraciones:

- La planificación estratégica no implica elaborar un documento voluminoso, sino motivar a los agentes implicados a pensar de una manera innovadora y a actuar estratégicamente pensando en el futuro.
- El establecimiento de metas y objetivos, la declaración de la misión y la formulación de objetivos operativos establecidos de forma simple y no ambigua forman su importancia fundamental.
- Las decisiones estratégicas no las toman los planificadores. Éstas impulsan el proceso y apoyan a los agentes con estadísticas, previsiones, datos sobre la institución, valoraciones, etc. pero es responsabilidad del rector y su equipo de gobierno iniciar el proceso de planificación, implicando en la formulación e implantación de las estrategias a los demás responsables de la institución: directores de centro, directores de departamento, jefes de servicio, etc.
- Aunque en la planificación estratégica se utilicen datos y se realicen previsiones financieras, con ello se pretende apoyar los juicios de valor, los análisis y las decisiones a tomar, pero nunca su pretensión es sustituirlos.
- La planificación estratégica debe ser considerada como una de las actividades importantes a realizar por la institución.
- La naturaleza de la planificación estratégica es dinámica, continua y no debería tener fijados límites. Debido a esta naturaleza se utiliza el intercambio de información de los diferentes agentes implicados y de la información ofrecida por el entorno.
- La planificación estratégica no implica eliminar riesgos. Fomenta el espíritu emprendedor. Para minimizar los riesgos y maximizar los beneficios de la planificación, las instituciones deberían poseer objetivos y estrategias simples, claros, alcanzables y mensurables.
- La planificación estratégica proporciona un mecanismo para supervisar el desarrollo actual y la capacidad de predecir o prever el futuro con alta previsión, tomando así las decisiones más adecuadas. Representa un conjunto de decisiones que se han de tomar en el presente para poder garantizar un futuro menos incierto para la institución.

2. **Qué es planificación estratégica.** El concepto de planificación estratégica en otras ocasiones se ha definido destacando las principales características de este sistema; en este sentido Keller(1983)[58] realizó las siguientes observaciones:

- La toma de decisiones de estrategias académicas significa que una facultad, escuela o universidad y sus líderes son agentes activos en cuanto a su posición en la historia de la institución.
- La planificación estratégica mira hacia el exterior y se preocupa que la institución siga el ritmo de un entorno cambiante.
- La toma de decisiones académicas es competitiva, reconociendo que la educación superior está sujeta a las condiciones económicas del mercado y a una competencia cada vez más fuerte.
- La planificación estratégica se centra en las decisiones, análisis, previsiones y metas.
- La toma de decisiones es participativa y altamente tolerante a la controversia.
- La planificación estratégica se centra más en el destino de la institución que en cualquier otro aspecto.

En los mismos términos que Keller, Hearn(1988)[55] detalla cinco principios, en los cuales el autor describe lo que él entiende por planificación estratégica, estos son:

- La planificación estratégica es globalista, puesto que se centra en unas metas, propósitos, valores y misión amplios de la organización.
- La planificación estratégica tiene orientación a medio y largo plazo, aunque se ejecuta a corto plazo por medio del establecimiento de prioridades, evaluaciones de programas, presupuestos, etc.
- La planificación estratégica está orientada tanto externa como internamente, y busca de forma activa ambos sentidos a la vez.
- La planificación estratégica es continua, no es simplemente un desarrollo de planificación puntual.
- La planificación estratégica persigue una combinación de planteamientos cualitativos y cuantitativos.

1.1.3 Un Modelo de planificación estratégica

Álamo Vera y García Falcón presentan un modelo de planificación estratégica en [44], que ilustra y organiza los principales componentes de este proceso adaptados a los propósitos y necesidades de las instituciones de educación superior. Se basan tanto en modelos de planificación estratégica desarrollados en las organizaciones del sector privado como en las experiencias de instituciones universitarias.

Dichas componentes son descritas brevemente a continuación:

1. **Preplanificación.** En esta etapa, se desarrollan las actividades cuyo propósito es el de lograr el apoyo y compromisos necesarios de los diferentes estamentos de la organización para acometer la planificación estratégica con garantía de éxito.
2. **Análisis del entorno.** Las instituciones de educación superior necesitan de un método que les permita obtener, tratar y analizar la información externa que afectan a las instituciones.
3. **Análisis del ámbito interno.** Para conocer las capacidades de la institución, es necesario llevar a cabo un análisis profundo de sus actividades internas, recursos, habilidades, etc. Estos análisis nos permitirán identificar las fortalezas y debilidades institucionales.
4. **Declaración de la misión.** Una vez terminada la fase de evaluación externa e interna, el paso siguiente consiste en clarificar cual es la misión de la institución, que en definitiva es su razón de ser y refleja las razones que justifican el por qué debe hacer lo que hace.
5. **Objetivos y acciones estratégicas institucionales** La formulación de objetivos y estrategias orientadas a la acción puede ser considerada como la etapa central de todo proceso de planificación estratégica.
6. **Objetivos y acciones estratégicas de las unidades** El modelo al cual estamos haciendo referencia se desarrolla en dos niveles simultáneamente: la universidad y las unidades organizativas. Estas unidades hacen referencia



a todas aquellas partes de la institución que requieren de la elaboración de planes formales y pueden agruparse en unidades académicas, centros, departamentos e institutos de investigación, y unidades administrativas.

Uno de los objetivos generales que pueden orientar el desarrollo estratégico de las universidades es la definición de indicadores y desarrollar planes de aseguramiento de la calidad en las actividades académicas, de investigación ,administrativas y de apoyo, servicios internos y servicios externos, que contribuyan positivamente a mejorar sus acreditaciones o calificaciones obtenidas en procesos de evaluación institucional.

7. **Presupuestos** Una vez definidos los objetivos específicos y las acciones estratégicas de las distintas unidades, se pasa a evaluar su coste.
8. **Control** Aunque el control en sí mismo no forma parte del proceso de planificación estratégica, están íntimamente relacionadas. Sería impensable llevar a cabo un proceso de este tipo sin establecer los mecanismos adecuados para supervisar los compromisos estratégicos y operativos acordados tanto a nivel institucional como para cada una de las unidades organizativas.

1.2 Necesidad de una planificación estratégica en la universidad

La Institución Universitaria se ha visto en la necesidad de ir implantando mecanismos, una planificación estratégica, en busca de una excelencia en los servicios que ofrece, para lo cual debe tener perfectamente definidos sus objetivos, siendo la calidad de los "productos" que ofrece y la satisfacción de los "clientes", dos de los objetivos primordiales de la institución.

Sin embargo, la implantación de dichos mecanismos lleva asociada muchas dificultades relativas fundamentalmente a temas derivados de diversos factores como pueden ser entre otros:

- Humanos.
- Costes.
- Constancia.
- Obstáculos iniciales debidos a la falta de experiencia en la implantación de dichos sistemas.

Ahora bien, los beneficios pueden ser grandes. Estos beneficios pueden ser directos e indirectos. Como beneficios directos podemos mencionar:

- Mejora de los productos ofertados.
- Aumento de la credibilidad y del prestigio del organismo en cuestión.

y entre los beneficios que no se proyectan de una forma directa entre otros tenemos:

- Optimización de recursos.
- Motivación para seguir progresando.
- Incremento de puestos de trabajo.
- Una mejor planificación de las estrategias.

Esto nos lleva al objetivo fundamental que debe plantearse la Institución y es la satisfacción del cliente, proyectando hacia el exterior un conjunto de sensaciones beneficiosas, como:



- Satisfacción del cliente.
- Actitud de mejora.
- Competitividad.
- Credibilidad.
- Estímulo.
- Excelencia.
- Creatividad, es decir, búsqueda de nuevas ideas para avanzar y mejorar.
- Ser cada vez más productivos.

Cuestiones que deben abordarse a través de unas políticas de calidad bien definidas por cada Institución y una planificación estratégica bien diseñada.

El problema que abordamos e intentamos resolver con este trabajo queda enmarcado dentro del conjunto de problemas derivados de la toma de decisiones, enfocadas al desarrollo de procesos de mejora dentro de la Institución Universitaria. Esta mejora viene impulsada desde la necesidad de ir realizando cambios en la misma motivados por las nuevas necesidades que la sociedad tiene y la demanda de soluciones, así como a los cambios culturales, económicos y tecnológicos que van apareciendo. Por lo tanto se necesita impulsar desde nuestra institución la innovación, buscar nuevos medios de financiación universitaria, renovación de métodos de enseñanzas y ser competitivos ante el futuro más próximo. Para ello debemos introducir procedimientos para ser cada vez más eficientes y más eficaces. La calidad, los procesos de evaluación, la introducción de mejoras y medios y métodos de trabajos innovadores son algunas de las preocupaciones que debe tener la Institución Universitaria.

Ahora bien, cuando nos planteamos el problema de la mejora de la Institución Universitaria nos encontramos con un problema bastante serio y es la escasez de información fiable o mal estructurada que nos permita tomar decisiones. La

utilización de indicadores como herramientas válidas en procesos de evaluación es una idea muy aceptada entre los agentes implicados en las tomas de decisiones dentro de la Institución.

La definición de indicadores es un proceso bastante complejo por la subjetividad de sus interpretaciones. Existe un consenso en que éstos, por sí solos, son una herramienta limitada, pero también es mayoritaria la opinión de que su uso dentro de cualquier proceso de evaluación puede convertirlos en una herramienta muy valiosa, además pueden servir como medio de información a la sociedad y a los agentes que han de tomar decisiones sobre el funcionamiento de cualquier institución y en particular de la nuestra, la universitaria.

Los agentes implicados en los procesos de toma de decisiones se encuentran con grandes dificultades a la hora de realizar su tarea, entre otras podemos citar:

- Dificultad en la obtención y elaboración de los datos.
- Dudas sobre las medidas que se están utilizando.
- Redundancia del número de indicadores utilizados.
- El gran volumen de datos hace, en la mayoría de los casos, muy difícil un tratamiento estadístico que aporte soluciones.

Los problemas de este tipo han sido tratados de forma clásica utilizando técnicas estadísticas y de investigación operativa, aunque su carácter exponencial hace poco práctico este ataque. Como para otros problemas NP, las modernas técnicas heurísticas [35, 40] aportan un enfoque novedoso que puede conducir a soluciones casi-óptimas en tiempos lineales, es decir, aunque no proporcionan soluciones óptimas nos dan soluciones factibles (aproximadas), en un tiempo razonable.

Las Técnicas heurísticas tienen una gran aplicación dentro de problemas de

tipo combinatorio de gran interés práctico y ampliamente conocidos, dentro de diversas áreas, como Investigación Operativa, Teoría de Grafos, Problemas de decisión, en Economía, en la Empresa, entre otros. Aunque en un principio tuvieron un número importante de detractores, el gran número de problemas que han sido resueltos utilizando estos procedimientos, a veces llegando a la solución óptima y de una forma rápida, han hecho que ocupen un lugar destacado dentro de las técnicas optimización combinatoria. Todo ello va avalado por los importantes resultados obtenidos en el campo de la complejidad computacional aparecidos a partir de mediados de los años 70 y que se ven reflejados en numerosas publicaciones en revistas especializadas en el estudio de estas técnicas como podemos observar en [20, 12, 16, 3, 4] entre otros.

El interés que presentan los investigadores hoy en día es el diseñar métodos generales que sirvan para resolver, no un determinado problema sino, una categoría de ellos. Ya que estos métodos sirven como guía para diseñar métodos que resuelven problemas específicos, se les denominan Metaheurísticos. En 1995 los profesores Osman y Kelly definen los procedimientos Metaheurísticos como *"una clase de métodos aproximados diseñados para resolver problemas difíciles de optimización combinatoria, en los que la heurística clásica no es ni efectiva ni eficiente. La Metaheurística proporciona un marco general para crear nuevos algoritmos híbridos combinando distintos conceptos de distintas disciplinas como son inteligencia artificial, evolución biológica y mecanismos estadísticos"* [9]

En nuestro trabajo no tratamos de construir sistemas de indicadores, ese estudio se deja a los expertos en dicha materia, lo que sí tratamos es de resolver los problemas planteados relativos a la selección de indicadores, utilizando una de las Metaheurísticas que han proporcionado mayor número de resultados en el campo de las técnicas de búsqueda y optimización y ampliamente aceptada por la comunidad científica como son los Algoritmos Evolutivos.

1.3 Metaheurísticas

Existen en la actualidad muchos problemas, de gran interés práctico, para los cuales es imposible ofrecer solución alguna debido a su naturaleza **NP**.

Para resolver dichos problemas aparecen algoritmos que proporcionan soluciones factibles, es decir, aquellas que se aproximan al valor óptimo en un tiempo de cálculo razonable. Aparecen las técnicas Metaheurísticas. Existen varios tipos de Metaheurísticas inspiradas en procesos naturales, como:

- Basado en la Física: Recocido Simulado o Templado simulado.
- Basado en la Biología: Redes Neuronales.
- Basado en la Evolución Natural: Algoritmos Evolutivos.

Para nuestro problema, PSI, hemos aportado una solución utilizando Algoritmos Evolutivos.

En esta sección además de exponer las generalidades de los Algoritmos Evolutivos, queremos citar algunas de las Técnicas Metaheurísticas más utilizadas para resolver problemas de búsqueda y optimización combinatoria.

1.4 Algunos tipos de Metaheurísticas

1.4.1 Simulated Annealing (Recocido Simulado o Templado Simulado)

Esta técnica puede ser considerada como un algoritmo de búsqueda local [29] enriquecido por un conjunto de decisiones aleatorias.

El término Simulated Annealing (SA) proviene de la analogía existente con el proceso térmico de calentamiento y posterior enfriamiento de una sustancia para obtener estados de baja energía en un sólido [9].

El proceso primeramente reblandece el sólido mediante su calentamiento por altas temperaturas, para a continuación reduciendo poco a poco ésta hasta que las partículas del sólido vayan tendiendo hacia el estado fundamental del mismo.

Para cada temperatura la simulación se realiza varias veces hasta que el sólido o el sistema alcance un estado de equilibrio térmico, siempre que el enfriamiento se realice de una forma lenta. Si el enfriamiento se realiza de una manera rápida, el sólido puede llegar a estados meta estables, en los cuales el sistema no se encontrará en su más bajo nivel energético, existiendo defectos en forma de estructuras de alta energía.

Este procedimiento puede ser simulado mediante el algoritmo de Metróplis [29], basado en las técnicas de Monte Carlo. De una forma sencilla podemos decir que el algoritmo se ejecuta de la forma siguiente:

- El sistema se inicia con una configuración inicial.
- A partir de dicha configuración se construye una nueva y se evalúa, si el estado generado posee una energía menor que el del que tenemos en este momento, se acepta como estado actual el generado.
- En caso contrario el caso generado se acepta con una determinada probabilidad. Esta probabilidad de aceptación es función de la temperatura y de la diferencia entre los dos niveles de energía.

Fueron Kirkpatrick et al[1983][30] y por otra parte y de manera totalmente independiente Cerny [1985] [2] quienes introdujeron los conceptos de recocido dentro del mundo de la optimización combinatoria. La analogía utilizada es la siguiente:

- las soluciones del problema de optimización se corresponden a los diferentes estados del sistema.
- El criterio de evaluación de calidad de la solución con la energía de los estados.
- La solución óptima con el estado fundamental del sistema.
- Los óptimos locales se corresponderán con los estados meta-estables.
- El parámetro temperatura lo realizará un parámetro de control.

El SA puede ser concebido como un proceso iterativo de algoritmos de Metrópolis. Es un método de búsqueda por entornos donde el criterio de elección es: el algoritmo selecciona aleatoriamente a un candidato de entre todos los que componen el entorno de la solución actual; si el candidato es mejor que la solución actual según el criterio de evaluación establecido, dicho candidato pasa a ser la solución actual, en caso contrario el candidato será aceptado con una determinada probabilidad que disminuye según aumenta los costes de la solución candidata



y la que tenemos actualmente. Una vez haya sido descartada la solución candidata, el algoritmo elige aleatoriamente otra como candidata y vuelve a repetir el proceso.

El esquema del algoritmo SA para un problema P de minimización, fijado un entorno V , posee la siguiente estructura

ALGORITMO SA

Entrada: Una instancia x de P

Paso 1: Sea $M(x)$ el conjunto de todas las posibles soluciones de la entrada x .

Se calcula o selecciona aleatoriamente una solución factible inicial $\alpha \in M(x)$.

Seleccionar una temperatura inicial T

Seleccionar una función f del tiempo y de T (función de reducción de temperatura)

Paso 2: $I := 0$

Mientras $T > 0$ hacer

 Seleccionar arbitrariamente $\beta \in V_x(\alpha)$

 Si $cost(\beta) \leq cost(\alpha)$, entonces $\alpha := \beta$

 En otro caso generar un número aleatorio r en el rango $(0, 1)$

 Si $r < e^{\frac{-cost(\beta) - cost(\alpha)}{T}}$

 Entonces $\alpha := \beta$

 fin

$I := I + 1$

$T := f(T, I)$

fin

Paso 3: Salida α

Se ha demostrado que el SA es capaz de encontrar, asintóticamente, la solución óptima con probabilidad uno, independientemente de la solución inicial de partida [Lundy, Mees, 1986].

Siendo como es un método relativamente reciente, fue al comienzo de la década de los 80 cuando queda definido como una nueva estrategia heurística, utilizada para resolver problemas combinatorios cuya resolución resulta ser bastante compleja, son muchos y diversos problemas los que han sido resueltos con esta técnica como pueden ser entre otros: diseño de componentes electrónicas, procesamiento de imágenes, distribución de recursos, scheduling, criptografía, etc.[33]

1.4.2 Tabu Search (Búsqueda tabú)

La Búsqueda Tabú (TS) es una técnica metaheurística cuyas primeras aplicaciones aparecen alrededor de hace 20 años, aunque su nombre y metodología son debidos a Fred Glover (1989). Esta técnica puede ser utilizada independientemente o en otros métodos heurísticos de búsqueda local para no quedar atrapados en la optimalidad local.

La búsqueda tabú se basa en el concepto de memoria tomado de los principios de Inteligencia Artificial con un objetivo y es el de realizar la búsqueda teniendo en cuenta la historia de la misma.

En resumen, el principio en el que se basa la TS es en que una estrategia mal elegida puede proporcionarnos más información que una buena elección al azar. En un sistema que utiliza memoria, una mala elección basada en una determinada estrategia puede proporcionarnos elementos de juicio útiles para poder realizar cambios en dicha estrategia para la búsqueda de soluciones.

TS parte de la misma forma que cualquier método de búsqueda local de soluciones, partiendo de una solución inicial calcula su entorno y elige iterativamente una nueva solución del entorno de la misma. Ahora bien, TS en vez de trabajar con todo el entorno de la solución inicial trabaja con un entorno que se denomina reducido y señala como tabú aquellas soluciones que han sido elegidas en un pasado cercano, este hecho recibe el nombre de memoria a corto plazo, dicha memoria se basa en guardar en una lista, lista tabú, todas las soluciones que han sido visitadas recientemente, así en cada iteración el entorno reducido estará compuesto por el entorno actual al cual se les ha quitado las soluciones almacenadas en la lista tabú. El objetivo que se pretende con ello es que no se entre en una secuencia cíclica.

Las condiciones que al cumplirse permiten alcanzar una solución aunque esta

haya sido catalogada de tabú se define como nivel de aspiración. Permite admitir como solución a aquella siempre que mejore a la mejor solución que tengamos almacenada aunque esta se haya guardado en la lista de soluciones tabú. La memoria a corto plazo de TS está basada en atributos, es decir, en vez de almacenar las soluciones completas solo lo hace con características que cumplen estas.

Un algoritmo TS está basado en la interacción entre la memoria a corto plazo y la memoria a largo plazo, ambas poseen asociadas estrategias y atributos propios.

La memoria a corto plazo almacena características de soluciones recientemente visitadas y su objetivo es explorar a fondo una región dada del espacio de soluciones.

La memoria a largo plazo, sin embargo, almacena frecuencias de atributos en las soluciones visitadas tratando de diferenciar regiones de soluciones. Esta memoria se apoya en dos estrategias una de ellas es la de intensificar la búsqueda, cuya misión es la de volver a examinar regiones ya estudiadas para hacerlo más a fondo y la otra estrategia es la de diversificar la búsqueda, que consiste en visitar nuevas regiones de soluciones no exploradas anteriormente, para ello se incorporan a las soluciones nuevas características que no han sido utilizadas con anterioridad.

La estructura general que sigue una búsqueda Tabú para un problema P de optimización es la siguiente. Supondremos, sin pérdida de generalidad que P es un problema de minimización.



ALGORITMO TS

Entrada: Una instancia x de P

Paso 1: Sea $M(x)$ el conjunto de todas las posibles soluciones.

Elegimos una solución inicial $\alpha \in M(x)$.

Conjunto $TABU := \{\alpha\}$; fin:= falso; $MEJOR := \alpha$

Paso 2: Tomamos la mejor solución factible $\beta \in V_x(\alpha) - TABU$

Si $cost(\beta) < cost(\alpha)$, entonces $MEJOR := \beta$

Poner al día TABU y fin;

$\alpha := \beta$

Paso 3: Si fin:= verdadero, entonces la salida es MEJOR; en otro caso ir al

Paso 2.

Son numerosas las áreas y campos donde se han aplicado esta técnica [9], como ejemplos podemos citar, en Telecomunicaciones: asignación de caminos, diseño de redes para servicios, etc, en Grafos: Partición de un grafo, Coloración de un grafo, grafos planares máximos, etc. En Diseño: diseño de redes de transporte, planificación del espacio en arquitectura, etc.

Existe una documentación teórica amplia de este método y las aplicaciones del mismo [20] [23].

1.4.3 Grasp (Greedy Randomized Adaptive Search Procedure)

Es la más joven de todas las metaheurísticas desarrolladas en los años 80 siendo su propósito el resolver problemas complejos en el ámbito de la optimización combinatoria. El término GRASP fue introducido por Feo y Resende (1995) [13], siendo su traducción literal: Procedimientos de búsqueda voraces adaptativo

aleatorizados.

Este método se diferencia de los demás existentes, anteriores a él, en que intenta construir soluciones "muy buenas" con las cuales trabaja para ir obteniendo otras aún mejores.

GRASP es un método iterativo en el que en cada paso existen dos fases una de construcción y otra de mejora. En la fase de construcción se aplica un método heurístico para obtener una solución inicial, mejorando ésta en la siguiente fase utilizando un algoritmo de búsqueda local. La mejor de todas las soluciones examinadas es la que se toma como solución final.

Para la fase de construcción GRASP utiliza, una función de evaluación "miope", es decir una función que solamente tiene en cuenta lo que ocurre en la iteración actual y no en las sucesivas iteraciones, un procedimiento de elección al azar y otro de actualización adaptativo.

Una vez que se han realizado las dos fases, la solución obtenida se almacena y se realiza una nueva iteración, ejecutando de nuevo las dos fases, guardando en cada una de ellas la mejor solución obtenida hasta el momento.

Se dice que GRASP es un método heurístico aleatorizado ya que no selecciona el mejor candidato propuesto según la función de evaluación, sino que con el propósito de que exista diversidad y no haya repetición de soluciones en dos iteraciones diferentes, se construye un conjunto con los mejores candidatos y de entre ellos se toma uno al azar.

Generalmente las soluciones obtenidas mediante la primera fase, de construcción, no suelen ser óptimos locales, por lo cual, ya que no se puede garantizar la optimalidad local, se aplica un método de búsqueda local para mejorar la solución obtenida.



Una de las características más relevante de GRASP es su sencillez y facilidad a la hora de su implementación. Éstas son generalmente robustas en el sentido de que es difícil encontrar ejemplos donde el método funcione mal.

Las aplicaciones de GRASP son relativamente recientes, la primera de ellas que aparece en la literatura data de 1989 y la mayoría de los artículos que tratan de esta heurística aparecieron en 1991. Sin embargo, a pesar de su juventud ha comenzado a ganar adeptos convirtiéndose en un competidor serio con las metaheurísticas anteriores a ella. Se han resuelto un buen número de problemas en distintos campos con resultados de gran importancia [9].

A continuación ilustramos el pseudo-código del Algoritmo GRASP así como el correspondiente a la fase de construcción.

ALGORITMO GRASP

Paso 1: Leer una entrada.

Paso 2: Para $k = 1, \dots, IteracionMaxima$ hacer

Solucion \leftarrow Algoritmo de Construccion (Semilla);

Solucion \leftarrow Algoritmo de Busqueda Local(Solucion);

Actualizar Solucion (Solucion, Mejor Solucion);

fin;

Paso 3: Salida, Mejor Solución

ALGORITMO DE CONSTRUCCIÓN (SEMILLA)

Paso 1: $Solucion \leftarrow \emptyset$.

Paso 2: Evaluar el incremento de los costes de los elementos candidatos.

Paso 3: Mientras $Solucion$ no se alcance hacer

Construir una lista de candidatos restringida (LCR);

Seleccionamos un elemento s aleatoriamente de la lista LCR;

$Solucion \leftarrow Solucion \cup \{s\}$;

Se reevalua el coste incremental;

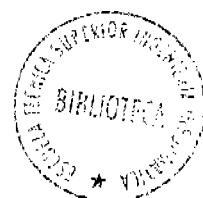
fin;

Paso 4: Retorna $Solucion$

La lista LCR está formada por los mejores elementos.

Ahora bien, las soluciones obtenidas por el método de construcción no son necesariamente óptimas, siempre con respecto a un entorno. La fase de búsqueda local generalmente mejora la solución construida. El algoritmo de búsqueda local trabaja de una forma iterativa realizando sucesivos reemplazamientos de la solución obtenida por una mejor solución procedente del entorno de dicha solución. El algoritmo finaliza cuando no se mejora la solución en el entorno de la misma.

A continuación presentamos el pseudo-código del algoritmo de búsqueda local partiendo de la solución construida por la fase anterior utilizando un entorno N de la misma:



ALGORITMO DE BÚSQUEDA LOCAL

Paso 1: Mientras *Solucion* no es un optimo local, hacer

Paso 2: Encontrar $s' \in N(\text{Solucion})$ con $f(s') < f(\text{Solucion})$;

Paso 3: Conjunto *Solucion* $\leftarrow s'$;

Paso 4: fin;

Paso 5: retorna *Solucion*.

1.4.4 Redes Neuronales

De nuevo nos encontramos con una técnica desarrollada para resolver algunos problemas de gran complejidad combinatoria. Su característica fundamental es que son una simulación del comportamiento de los sistemas nerviosos biológicos.

El primer modelo de Red Neuronal data de 1943 y fué propuesto por McCulloch y Pitts y sirvió como base para posteriores modelos diseñados por John Von Neumann, Marvin Minsky, F. Rosenblatt, entre otros [9]. Una Red Neuronal Artificial está formada por un conjunto de neuronas interconectadas entre ellas. La característica fundamental de éstas es su gran capacidad de aprendizaje. Distinguiéndose en éste método dos tipos de aprendizaje uno de ellos el denominado supervisado y el otro el no supervisado.

En la aplicación de redes Neuronales podemos distinguir también dos fases o etapas:

1. Etapa de aprendizaje o entrenamiento

Supongamos primero que estamos ante un aprendizaje supervisado, en esta etapa se diseña un conjunto de patrones o ejemplos para determinar los pesos que definen a la red. Si el aprendizaje no es supervisado esta etapa de entrenamiento no existe.

2. Etapa de prueba

En ésta se procesan los datos de prueba proporcionados por la primera etapa que son los datos de entrada de la red, analizándose de esta forma el funcionamiento de la misma.

Se ha demostrado su gran potencia como método heurístico para hallar soluciones aproximadas a problemas de optimización complejos.

Podemos citar a modo de ejemplo uno de los primeros trabajos utilizando esta heurística, el desarrollado por Hopfield y Tank[1985][28] que demostraron que las redes neuronales artificiales ofrecían buenas aproximaciones a la solución del problema del viajante. El resultado fundamental obtenido en este trabajo fue demostrar la posibilidad de utilizar redes neuronales artificiales para la resolución de problemas. A partir de este trabajo aparecieron otros muchos que utilizaron esta heurística.

1.5 Algoritmos Evolutivos. Algoritmos Genéticos

1.5.1 Algoritmos Evolutivos

Durante los últimos 30 años la resolución de problemas utilizando sistemas basados en los principios de evolución natural, han tenido un creciente interés y cuyo propósito es el de resolver problemas de búsqueda y optimización. Estos sistemas parten de una población de posibles soluciones y utilizan procesos de selección basados en la "aptitud" de los individuos, combinados con algún operador genético. Para estos sistemas se utiliza un término común, Algoritmos Evolutivos.

Los algoritmos evolutivos hacen su aparición, tales como son conocidos en la actualidad, a principios de los años 70. Estos algoritmos se agrupan en tres grandes bloques:

- **Programación Evolutiva**

Ésta tiene su origen en los trabajos realizados por Fogel et al (1966) [14]. Se basa en la adaptación de los individuos más que en su información genética, es decir el comportamiento de los individuos es modificado en vez de trabajar con sus genes.

- **Estrategias de Evolución**

Estas técnicas aparecen como herramientas para resolver problemas de optimización de parámetros en ingeniería (Rechenberg 1973) [39].

Se caracterizan por trabajar con vectores de números codificados en punto flotante.

Las estrategias de evolución utilizan en su desarrollo un operador de mutación el cual incluye un mecanismo de autoadaptación.

- **Algoritmos Genéticos**

Esta técnica es sin duda la más extendida de todos los Algoritmos Evolutivos, siendo su introductor Holland en 1975 [27].

La idea sobre la que se sustenta es en la de un operador de cruce como herramienta fundamental de búsqueda, éste toma a dos padres, cruza los cromosomas de ambos y así crea descendientes que poseen características de ambos.

El operador de cruce se basa en la idea de que distintas partes de la solución óptima de un problema pueden ser obtenidas por separado y luego combinarlas para formar soluciones mejores.

Además del operador de cruzamiento, en esta técnica se utiliza opcionalmente un operador de mutación. Éste se introduce para crear diversidad en la población.

Estos tres grupos no han ido "desarrollándose" por separado, de hecho han ido interactuando entre ellos de forma que han aparecido nuevas variedades de Algoritmos Evolutivos, entre los que caben citar:



- **Programas de Evolución**

Éstos han aparecido bajo la tutela de los trabajos de Michalewicz(1992), entre otros [34].

Son técnicas que siguen los mismos principios que los AG para hacer evolucionar estructuras complejas.

- **Programación Genética**

Éstas técnicas fueron introducidas por Koza(1992) [31]. Son otra variante de los AG que hacen evolucionar estructuras, generalmente árboles, que representan programas de ordenador. Su objetivo es diseñar un programa que resuelva un problema determinado.

En un esquema básico, los Algoritmos Evolutivos siguen un procedimiento similar al del siguiente pseudocódigo:

```
Comenzar
     $t \leftarrow 0$ 
    Iniciar  $P(t)$ 
    Evaluar  $P(t)$ 
    Mientras "condicion a cumplir" hacer
         $t \leftarrow t + 1$ 
        seleccionar  $P(t)$  de  $P(t - 1)$ 
        alterar  $P(t)$ 
        evaluar  $P(t)$ 
    fin
fin
```

- $P(t)$ representa la población de individuos en la iteración t .

- Cada solución es evaluada mediante alguna medida relativa a su "bondad", evaluar $P(t)$.
- La nueva población, la correspondiente a la iteración $t + 1$, es formada mediante la selección de los individuos más aptos. Este paso es el de la selección.
- Algunos miembros de la nueva población sufren transformaciones mediante operadores genéticos para formar nuevas soluciones, este paso en el seudocódigo es el de alteración de $P(t)$.

Estos programas son algoritmos probabilísticos, que mantienen una población para cada iteración t . Cada individuo representa una posible solución del problema. Cada solución es evaluada según una determinada medida de "calidad" o "aptitud". En una primera aproximación la nueva población está formada, mediante selección de los individuos más aptos, aunque veremos que otras estrategias pueden mejorar y complementar el esquema inicial.

Algunos miembros de la nueva población sufren transformaciones, mediante operaciones genéticas, para formar parte de la nueva solución. Entre estas transformaciones distinguimos :

- **Mutaciones**

A partir de este tipo de transformación se crean nuevos individuos mediante pequeños cambios en los mismos.

- **Cruzamientos**

A partir de unos individuos, se crean otros nuevos intercambiando parte de varios de ellos (dos o más).

- **Selección**

Después de un determinado número de generaciones el programa converge, es decir, el mejor individuo representa una solución que se aproxima al óptimo [21]

Todo Algoritmo Evolutivo debe poseer un cierto número de componentes para resolver un problema, entre estas caben citar:

1. Una representación genética de las posibles soluciones del problema
2. Un procedimiento para crear una población inicial de soluciones
3. Una función de evaluación
4. Valores para unos ciertos parámetros del problema como pueden ser, tamaño de la población, probabilidades de aplicación de los operadores genéticos, etc.

Como mencionamos anteriormente, los Programas Evolutivos poseen la misma estructura pero también existen muchas diferencias entre ellos. Podemos enumerar algunas de ellas como pueden ser:

- Utilizan diferentes estructuras de datos para su representación genética (cromosómica) y por consiguiente los operadores genéticos pueden ser diferentes.
- Pueden o no tener incorporada alguna información en sus genes.
- En las Estrategias Evolutivas el orden de selección y aplicación de operadores genéticos puede ser alterado, es decir, primero pueden aplicarse los operadores para a continuación ser aplicada la estrategia de selección.
- Además se puede dar el caso de que dentro de una misma estrategia existan diferencias, por ejemplo en los Algoritmos Genéticos existe más de un método para realizar la selección de los individuos y para su reproducción.

Hagamos notar que una parte esencial de un Algoritmo Evolutivo es la estructura de los datos utilizados para un problema en particular, el conjunto de operadores genéticos que se va a aplicar a los individuos de la población y la función de evaluación que se va a utilizar.

En los métodos de Programación Evolutiva la función de evaluación va a jugar un papel importante, entre otros, como nexo de unión entre el problema y el algoritmo. Ésta tasa a los individuos en la población, los mejores individuos son los que poseen más probabilidad de sobrevivir y reproducirse. De aquí que sea fundamental tener definida una función de evaluación que caracterice perfectamente al problema.

Por último queremos hacer una reflexión acerca del porqué y para qué utilizar Algoritmos Evolutivos. Son diversas las causas que motivan la utilización de estas heurísticas para la resolución de un problema, entre las cuales se encuentran las que citamos a continuación:

- Que no existan métodos exactos que resuelvan el problema planteado o si existen requieren mucho tiempo de cálculo. Por lo tanto obtener soluciones "razonables" es preferible muchas veces a no obtener alguna.
- A veces no es necesario obtener la solución óptima.
- Los datos de los que disponemos son poco fiables.
- Limitaciones de tiempo y espacio en el almacenamiento los datos.
- Como paso intermedio en la aplicación de otro algoritmo, a veces se calculan soluciones heurísticas como valores iniciales en algoritmos exactos de tipo iterativo.



1.5.2 Algoritmos Genéticos

Los algoritmos genéticos son metaheurísticas inteligentes de búsqueda y optimización basadas en la evolución natural [7, 21]. Según los postulados de Darwin a lo largo de las generaciones, los individuos evolucionan según los principios de selección natural y la supervivencia de los más fuertes.

Los fundamentos de los AG fueron introducidos por John Holland, Univ. Michigan en 1970 [27]. Éstos establecen una similitud entre el conjunto de las posibles soluciones de un determinado problema y el conjunto de individuos de una población natural, representando la información de cada solución en un vector binario, denominado cromosoma.

La idea básica en la que se fundamentan los AG es que durante la evolución los individuos mejores adaptados tienen mayor posibilidad de sobrevivir y reproducirse, mientras que los peores adaptados son eliminados.

Los AG simulan esta conducta tomando en cuenta una población inicial de soluciones (cromosomas o individuos) y una función de adaptación, generalmente asociada a una función objetivo. Mediante algunas técnicas de selección y operadores genéticos, esta población es sustituida por otra nueva cuyos individuos poseen mayor calidad. Todo este mecanismo se va repitiendo hasta encontrar una "buena" solución.

Los AG han sido aplicados a muchos problemas y en muy diversas áreas, como podemos ver en [7, 21].

La estructura general de un Algoritmo Genético es la que sigue:

1. Elegir parámetros iniciales: tamaño de la población, número de ge-

- neraciones, probabilidades de aplicación de operadores,...
2. Generación de una población inicial de soluciones potenciales.
 3. Evaluación de cada individuo de la población
 4. Mientras no se cumpla una condición de parada:
 - 4.1 Proceso de selección: seleccionar elementos de la población.
 - 4.2 Cruzamiento.
 - 4.3 Mutación.
 - 4.4 Evaluación de los nuevos individuos y elegir la nueva población.
 5. Devuelve la "mejor" solución encontrada.

Los AG mantienen una población de soluciones potenciales. Cada individuo se evalúa según una función, de adaptación, de acuerdo con el problema a resolver. A continuación es aplicado el proceso de selección, se eligen o seleccionan los individuos atendiendo a su calidad para formar parte de la nueva población.

El AG continúa con el proceso de *cruzamiento*, elige dos padres y se cruzan para formar uno o dos hijos, dependiendo de la selección efectuada, cambiando las correspondientes partes de cada padre. La idea del cruzamiento se basa en el intercambio de información entre distintas soluciones potenciales para generar mejores soluciones.

La *mutación* se aplica alterando aleatoriamente una posición de algunos cromosomas con una cierta probabilidad, esta suele ser pequeña. La alteración sufrida por el cromosoma al aplicar la mutación hace aumentar la diversidad en la población.

A la hora de resolver un problema en particular utilizando Algoritmos Genéticos, éste debe tener los siguientes elementos [34]:

- Una representación genética (cromosómica) para las soluciones potenciales del problema.
- Un procedimiento para crear una población inicial de soluciones potenciales.
- Una función de adaptación (calidad) que evaluará cada individuo de la población.
- Operadores genéticos que alteren la composición de los hijos.
- Valores para los diferentes parámetros utilizados en el AG como pueden ser: tamaño de la población, número de generaciones,...

Los fundamentos teóricos de los AG dependen de la representación binaria de las soluciones y del concepto de esquema [27]

La potencia de los AG radican en su robustez y en que tratan con gran éxito una gran variedad de problemas de muy diversas áreas. Además aunque no se garantice con este método la solución óptima del problema, los estudios realizados al respecto demuestran que las soluciones alcanzadas son muy aceptables.

El gran campo de aplicación de los AG proviene de aquellos problemas para los cuales no existen técnicas exactas o especializadas para su resolución y, a veces, aunque existan dichas técnicas, combinándolas con estos algoritmos pueden ser mejoradas.

Como ejemplos de aplicación de estos algoritmos podemos citar problemas muy conocidos y en los cuales se han obtenido grandes resultados: Problema del viajante, Diseño óptimo de topología de redes, Generación de horarios, etc.

Cada cromosoma se somete a varios procesos: un proceso de evaluación, mediante una función, que denominaremos función de calidad (fitness), otro de

selección, un proceso de cruzamiento (recombinación) y por último uno de mutación. Después de varias generaciones, éstas deben contener a los individuos más aptos.

El esquema general de un Algoritmo Genético es como sigue:

ESQUEMA DE UN ALGORITMO GENÉTICO (GAS)

Entrada: Una instancia x de un problema de optimización.

Paso 1: Crear (aleatoriamente) una población inicial

$$P = \{\alpha_1, \dots, \alpha_k\};$$

de tamaño k ;

$$t := 0;$$

(t representa el número de poblaciones creadas);

Paso 2: Calcular $Calidad(\alpha_i)$, para $i = 1, \dots, k$;

(la calidad de cada α_i puede ser $cost(\alpha_i)$);

Utilizar $Calidad(\alpha_i)$ para estimar una distribución de probabilidad

$Prob_P$ en P , tal que las soluciones factibles con alta calidad tengan

asignadas probabilidades altas más que aquellas soluciones factibles con calidades bajas;

Paso 3: Utilizar $Prob_P$ para elegir aleatoriamente $\frac{k}{2}$ pares de soluciones factibles;

$$(\beta_1^1, \beta_1^2), \dots, (\beta_{\frac{k}{2}}^1, \beta_{\frac{k}{2}}^2);$$

Utilizar la operación cruzamiento en cada par de padres (β_i^1, β_i^2) , $i = 1, \dots, \frac{k}{2}$;

para crear nuevos individuos e introducirlos en P ;

Paso 4: Aplicar aleatoriamente la operación mutación a cada individuo de P ;

Paso 5: Calcular la calidad, $Calidad(\gamma)$, de todos los individuos γ en P y utilizarla para elegir $P' \subset P$, con cardinal k ;

Posiblemente cada individuo de P' es mejorable mediante búsqueda local respecto a un entorno;

Paso 6: $t := t + 1$;

$$P := P';$$

Si el criterio de parada no se cumple ir al **Paso 2**.

En otro caso se toma el mejor individuo de P como salida.



1.5.3 Variaciones en un sistema evolutivo clásico

En nuestro trabajo introduciremos variaciones que enriquecerán el algoritmo genético:

- los individuos de la población de nuestro problema no son cadenas binarias, son elementos con la misma estructura que las posibles soluciones del mismo.
- Introducción de un componente que simula el aprendizaje de los individuos.
- Cultura social (base de conocimientos).
- Selección dinámica de operadores.
- selección evolutiva de operadores.

1.6 Ejemplos

En esta sección vamos a mostrar algunos ejemplos de problemas en los que han sido aplicados métodos metaheurísticos para su resolución.

Ejemplo 1.6.1 Problema de Transporte

Es uno de los problemas de tipo combinatorio más sencillo con restricciones que han sido estudiados. Trata de diseñar un plan de transporte de mercancías cuyo coste sea mínimo, desde determinado número de orígenes a otro número de destinos. Se necesita para ello que se especifiquen el nivel de suministro en cada destino, la cantidad de demanda de cada punto de destino y el coste del transporte desde cada punto de partida a cada destino. Un destino puede recibir mercancías de uno o más orígenes.

El objetivo es la cantidad de mercancía que debe suministrarse desde cada origen a cada destino de forma que el coste del transporte sea mínimo.

La formulación matemática del problema de transporte en su forma estándar es:

$$\min z = \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n c_{ij} x_{ij}$$

$$\text{sujeto a: } \sum_{j=1}^n x_{ij} = s_i, \quad i = 1, 2, \dots, m \quad \text{restricciones en origen}$$

$$\sum_{i=1}^m x_{ij} = d_j, \quad j = 1, 2, \dots, n \quad \text{restricciones en destino}$$

$$x_{ij} \geq 0; \quad i = 1, 2, \dots, m, \quad j = 1, 2, \dots, n$$

El problema de transporte se denomina lineal si el coste en una ruta es directamente proporcional a la cantidad transportada; en otro caso se denomina no lineal. Tanto en el caso lineal como en el no lineal han sido resueltos utilizando algoritmos evolutivos [34].

Ejemplo 1.6.2 El problema del viajante. (TSP)

El problema del viajante plantea un problema en apariencia muy sencillo. Un viajante debe visitar cada ciudad del territorio que le ha sido asignado una sola vez volviendo a la ciudad de partida. Conocido el coste del viaje entre cada dos ciudades el problema a resolver es encontrar el itinerario que debe efectuar para que el coste total de dicho recorrido sea mínimo. Es decir, trata de encontrar un ciclo hamiltoniano de mínimo coste en un grafo completo ponderado.

Como podemos observar existen $n!$ posibles recorridos con un itinerario que conste de n ciudades. Cualquiera de las $n!$ posibilidades es una solución del problema, la óptima será aquella que proporcione el coste mínimo.

El problema del viajante (Travel Salesman Problem, TSP) es un problema bastante antiguo, de hecho Euler lo formuló (1759) pero no con dicha denominación. El término "viajante" fue introducido por primera vez en 1932.

El problema del viajante puede ser formulado de la forma siguiente:

El problema TSP puede representarse por un grafo $G = (V, E)$ con unos determinados pesos, donde el conjunto de vértices V representa las ciudades y el conjunto de las aristas E todas las conexiones existentes entre las ciudades.

A cada lado se le asigna una cantidad, d_{ij} , que representa la longitud del lado $\{i, j\} \in A$, que es la distancia entre las ciudades i y j . El problema TSP consiste

en encontrar un ciclo Hamiltoniano del grafo G de longitud mínima. Para cada par de vértices, se cumple que $d_{ij} = d_{ji}$.

Un $T \subset A$ es una solución para el problema TSP si T es un ciclo simple de longitud $|V|$, en G .

Función objetivo:

$$\min \sum_{i=1}^{n-1} \sum_{j=i+1}^n d_{ij} x_{ij} \quad x_{ij} = \begin{cases} 1 \\ 0 \end{cases}$$

$$\sum_{i=1}^{k-1} x_{ki} \sum_{k=i+1}^n x_{ik} = 2 \sum_{ij \in Z} x_{ij} < |Z|, \emptyset \subset Z \subset V$$

El TSP ha sido tratado en numerosas ocasiones con algoritmos evolutivos basados en la genética [34]. Estos algoritmos han ayudado a obtener soluciones casi óptimas del problema introduciendo una potencial población de soluciones las cuales van cambiando mediante la aplicación de transformaciones mutación y cruzamiento, bajo un esquema de selección de los individuos más aptos.



Ejemplo 1.6.3 El problema de los horarios

El problema de los horarios es un problema que presenta un gran interés debido a su gran aplicación práctica, por ello ha sido estudiado profundamente.

Este problema incorpora muchas y diversas restricciones de varios tipos siendo éste, probablemente, uno de los motivos por los cuales se han aplicado técnicas heurísticas, Algoritmos Genéticos, para su resolución.

El problema de los horarios plantea el como encontrar el horario óptimo ya sea de profesores, alumnos, asignaturas,... La función objetivo tiene como propósito satisfacer unas determinadas metas, como pueden ser entre otras, metas de tipo didáctico, personales o metas de organización.

Si atendemos a las restricciones que se plantean en el problema pueden ser diversas, podemos citar entre otras las siguientes:

- *Para cada profesor existe un número predefinido de horas y cada aula.*
- *En un aula a una hora determinada solamente hay un profesor.*
- *Un profesor no imparte docencia a la vez en dos aulas al mismo tiempo.*
- *No deben existir huecos en el horario, es decir, en cada aula y cada hora siempre debe haber un profesor.*

Este problema ha sido testado en varios centros y titulaciones, podemos citar entre otros los trabajos de Paetcher, Luchian y Petriuc utilizando dos métodos evolutivos y haciendo las debidas comparaciones [34].

Ejemplo 1.6.4 Partición de objetos y grafos

En este ejemplo nos encontramos con un tipo de problemas muy interesantes los cuales requieren la partición de un conjunto de n objetos en k categorías. En este tipo de problemas quedan enmarcados problemas muy conocidos entre los que se encuentran

1. *El problema del embalaje: éste es un problema de asignación y trata de estudiar la forma de distribuir un determinado número de objetos en recipientes.*

La formulación del problema es la siguiente:

Dado un conjunto de n objetos $L = \{i : 1 \leq i \leq n\}$, de tamaños a_i , $a_i \in (0, 1]$, el problema del embalaje consiste en cómo guardar dichos objetos en recipientes de tamaño unidad de forma que el número de recipientes utilizados sea mínimo. Es decir:

Dado $T = \{a_1, \dots, a_n\}$ con $a_i \in (0, 1]$ y R el conjunto de vectores de $\{0, 1\}^n$, tales que $\forall Y \in R$

$$Y^t(a_1, \dots, a_n) \leq 1$$

$$\sum Y = (1, 1, \dots, 1)$$

El objetivo es minimizar el cardinal de R .

2. *El problema del coloreado de grafos: en éste se trata de asignar a los vértices de un grafo colores, de manera que dos vértices adyacentes no posean el mismo color.*

Definición 1.6.5 *Dado un grafo $G = (V, E)$, un k -coloreado, es una función, $f : V(G) \rightarrow \{1, 2, \dots, k\}$, de forma que si $\{x, y\} \in E$, $f(x) \neq f(y)$.*

Definición 1.6.6 Dado un grafo $G = (V, E)$, diremos que es k -coloreable, si existe un k -coloreado para G .

Definición 1.6.7 Dado un grafo $G = (V, E)$, se define el número cromático de G , $\chi(G)$, como el menor k para el cual G es k -coloreable.

El problema del coloreado consiste entonces, en dado un grafo $G = (V, E)$ y un entero k positivo, comprobar si existe un k -coloreado del grafo. Y además obtener aquel para el cuál k sea mínimo.

Para resolver estos problemas utilizando Algoritmos Evolutivos, los objetos que intervienen en ellos, por ejemplo los vértices en el caso de un grafo, se representan como una permutación. Esta se considera como un cromosoma y se les aplica los operadores genéticos (mutación y cruzamiento).

El algoritmo elige un color y pinta, si es posible, todos los vértices con él, siguiendo el orden establecido en el cromosoma. Cuando no es posible el coloreado se toma otro color.

Davis en [7] da un resultado para el problema del coloreado de un grafo con 100 vértices.

Ejemplo 1.6.8 Realización de gráficos por ordenador

Las técnicas evolutivas basadas en la genética, como estamos viendo tienen aplicación en numerosos problemas y áreas diversas. Este ejemplo nos muestra como pueden ser utilizadas para crear estructuras, texturas y movimientos complejos en gráficos y animación por ordenador, como podemos observar en [41]. Las estructuras 3D se desarrollan utilizando conjuntos fijos de parámetros genéticos. Imágenes, texturas sólidas y animaciones se crean utilizando mutaciones simbólicas. La aplicación de la evolución artificial tiene sus motivos, son

herramientas de gran potencia con las cuales se alcanza una complejidad flexible con un número pequeño de entradas y de detalles. Los Algoritmos Genéticos han mostrado ser un método muy útil de búsqueda en espacios grandes utilizando sistemas simulados de variación y selección. Dawkins ha demostrado la potencia del Darwinismo con una evolución simulada de estructuras ramificadas 2D construidas a partir de un conjunto de parámetros genéticos. El usuario es el que selecciona a los individuos que sobreviven y reproducen para crear una nueva generación.



Capítulo 2.

Selección de indicadores



Capítulo 2.

Selección de indicadores

En este capítulo hacemos una breve introducción al tema de la Evaluación de la Calidad de la Institución Universitaria: Motivos, enfoques y perspectivas, y costes de la calidad.

Todos los objetivos que se plantean para obtener una mejora de la calidad de las instituciones pasan por tener un sistema de información fiable. Por ello hacemos un estudio de los indicadores, el porqué y el para qué se introducen dentro de dichos sistemas, haciendo notar sus ventajas e inconvenientes.

2.1 Evaluación de la Calidad de las Universidades

2.1.1 Introducción

La Institución Universitaria tiene por naturaleza una tendencia innata de dirigir sus pasos hacia la excelencia en todos los campos en los que desarrolla su actividad, dicha tendencia la va obligando a ir enfocando todos sus pasos hacia la mejora continua de la calidad de los servicios que presta a la sociedad, tanto en la enseñanza, investigación, cultura, relaciones con las empresas,...etc. Si nos fijamos , en pocos años, la institución universitaria ya sea en España o en el resto de Europa ha sufrido grandes cambios. Uno de ellos se deriva de la gran demanda de puestos en la enseñanza universitaria y otro de ellos ha sido la incorporación de la investigación tanto científica , técnica como la humanística que ha adquirido una gran importancia para el desarrollo económico de la sociedad en su conjunto.

Toda la actividad anteriormente citada conlleva un gran aumento de los recursos destinados a su financiación, que en Europa revierten en los fondos públicos y por ello cada vez más la sociedad demanda una mayor responsabilidad y eficacia a la hora de gestionar dichos fondos. Por otra parte tenemos que tener en cuenta la integración de los sistemas universitarios de los diferentes países de la UE y por consiguiente la movilidad de los alumnos en la comunidad y la formación de profesionales cualificados, que lleva parejo la coordinación y homologación de los niveles de calidad alcanzados en los distintos sistemas universitarios. Es decir, se debe contar con herramientas que faciliten la evaluación para poder, entre otros objetivos, reconocer los créditos entre las diferentes universidades y proporcionen además una información objetiva y homogénea.

Bajo este punto de vista es desde el cual se deben entender las distintas iniciativas que se han producido de evaluación de la calidad universitaria, como

necesidad de:

- Responder a las exigencias internas de mejora de la calidad desde la propia Autonomía Universitaria.
- Proporcionar elementos de juicio para posteriores tomas de decisiones.
- Dar cuenta a la sociedad de la buena gestión de los recursos destinados para el funcionamiento de la institución, tanto del rendimiento académico como del científico.
- Dar facilidad a la movilidad, la cooperación y la comparación entre las diferentes universidades ya sean nacionales o del ámbito comunitario.

La calidad se ha convertido en un objetivo primordial en la educación superior y una exigencia de la propia sociedad. La evaluación de ésta resulta fundamental para el establecimiento de planes de mejora que hagan aumentar la calidad de las instituciones universitarias.

En la Unión Europea el interés de la calidad aparece por varias razones, una de ellas es por la necesidad de gestionar de una forma más eficaz el gasto, otra es el poder orientar a los estudiantes hacia mejores empleos y adecuar la educación a los avances de la tecnología.

En España se han realizado acciones concretas a través del Programa de Evaluación Institucional de la Calidad de las Universidades, regido por el Consejo de Universidades y del cual se han realizado hasta el momento tres convocatorias.

El Consejo de Universidades, en 1992, aprobó un Programa Experimental de Evaluación de la Calidad del Sistema Universitario que se llevó a cabo en el período 1992/94 en el que participaron 17 universidades. En el período 1994/95

España participa en un proyecto patrocinado y desarrollado por la unión Europea, Proyecto Piloto para la Evaluación de la Calidad de la Enseñanza Superior. A raíz de ello el Gobierno estableció a través del Real decreto de 1947/1995 (BOE de 9 de diciembre de 1995) y por iniciativa del Consejo de Universidades el Plan Nacional de Evaluación de la Calidad de las Universidades con una duración de cinco años, que se ejecutó anualmente con convocatorias de proyectos evaluación institucional de calidad anuales presentados por universidades públicas y privadas [46] [47] [48].

Un programa de evaluación de la calidad universitaria debe cumplir un doble objetivo. Por un lado debe permitir que la universidad que participa en el mismo conozca la calidad de sus actividades y pueda detectar los puntos débiles de su sistema para poder así desarrollar planes estratégicos enfocados a la mejora de dichas prestaciones. Por otro lado, para que tanto las entidades que colaboran en la financiación de las universidades (Administraciones Públicas), como los usuarios de las mismas (alumnos, empresas, instituciones,...) puedan tener una información clara y fiable del nivel de calidad alcanzado por cada una de las instituciones universitarias.

Todo esto tiene una clara implicación y es que la Universidad tiene la *obligación de perseguir la excelencia académica y los niveles más altos de calidad en todos los servicios que presta* [46]

Los objetivos perseguidos por este Plan de Evaluación(1996-2000), son:

1. Promover la evaluación institucional de la calidad de las universidades españolas, tanto en el ámbito de la enseñanza, como en el de la investigación y en el de los servicios universitarios.
2. Dotar a las universidades y administraciones educativas de una metodología homogénea y unos criterios básicos comunes para la evaluación de la calidad y que sean compatibles con los aplicados en el contexto europeo.

3. Proporcionar a la sociedad y en particular a los estudiantes de una información válida y objetiva sobre la calidad de las instituciones universitarias, programas de estudio, especialidades, niveles de los servicios y prestaciones que ofrecen.
4. Proporcionar a las administraciones educativas de una información objetiva sobre el nivel de calidad que se ofrece en las distintas instituciones universitarias.

Este plan como hemos comentado anteriormente ha tenido una duración de cinco años y han sido objeto de evaluación todas las actividades desarrolladas en el ámbito de la enseñanza, investigación y gestión de los servicios universitarios.

Los objetivos que se proponían han sido cubiertos en esta etapa pero en esto momentos se está avanzando y se ha aprobado el denominado Plan de la Calidad de las Universidades (2001-2006) introduciendo nuevos objetivos que sirven para dotar a las Universidades, Administraciones educativas y a la sociedad de instrumentos y métodos para la evaluación y la acreditación que sirvan para obtener una información fiable para la toma de decisiones.

Así nuestro sistema universitario se une a la iniciativa de la Unión Europea, participando en la *European Network for Quality Assurance* y a los objetivos propuestos en la Declaración de Bolonia entre los cuales propugna *promoción de la cooperación europea al fin de definir criterios y metodología comparables, para garantizar la calidad de la enseñanza superior.*

El Plan de la Calidad de las Universidades persigue los siguientes objetivos:

1. Continuar con la evaluación institucional y fomentar en las Universidades la implantación de sistemas de calidad integral para la mejora continua.
2. Promover la participación de las Comunidades Autónomas en el desarrollo

y gestión del Plan para la creación de entidades autonómicas creadas a tal efecto, con el fin de crear una red de Agencias de la Calidad Universitaria coordinada por el Consejo de Universidades.

3. Desarrollar metodologías homogéneas con las ya existentes en la Unión Europea, que permitan establecer estándares contrastados para la acreditación de la calidad obtenida.
4. Implantar un sistema de información a las Universidades, Administraciones Públicas y a la sociedad, basado en los resultados obtenidos por la evaluación y apoyado por un catálogo de indicadores, que pueda servir de base para la toma de decisiones cada uno en el ámbito de sus competencias.
5. Establecer un sistema de acreditación de programas formativos, grados académicos e instituciones, que permita alcanzar la calidad basada en los estándares internacionales, abarcando del mismo modo a programas de doctorado y postgrado.

Este Plan tendrá una duración de seis años

2.1.2 Motivos de la Evaluación

En la década de los ochenta, se introdujeron en varios sistemas universitarios, entre los que se encontraba el español, nuevos marcos jurídicos, en los cuales estaba inmersa la autonomía universitaria. Uno de los motivos fundamentales de esta transformación fue la creencia de que la autonomía sería un cauce decisivo para lograr objetivos de calidad y progreso en las enseñanzas superiores de dichos países.[PNECU, 1998,1999,2000]

Podemos citar muchos factores que justifiquen la necesidad de realizar procesos de evaluación, entre ellos podemos enunciar los siguientes:

- Exigencia de la sociedad al sistema universitario de una mayor aportación al desarrollo de la nación. Los motivos de esta exigencia es el aumento de los costes debido al gran número de personas que acceden al sistema universitario.
- La internacionalización de la producción y de la formación superior exige niveles de calidad que puedan ser contrastados y contrastables.
- Todo cliente tiene derecho a conocer datos y hechos acerca de la calidad ofrecida por la institución a la cual accede y en la cual desarrolla su formación.
- Las universidades, como cualquier servicio público, deben mostrar a la sociedad la calidad de sus actuaciones y de su gestión.
- La diversidad de las funciones y tareas que realizan las instituciones universitarias, hace que sean necesarias la existencia de procesos de evaluación externos e internos como procesos diseñados para garantizar la pertinencia, eficacia y eficiencia de dichas instituciones.

Por lo tanto, un modelo de evaluación institucional ha de servir para asegurar la calidad de la universidad y tiene que ser coherente con un sistema universitario de masas. Los expertos coinciden en afirmar que el modelo de evaluación que se adopte ha de cohabitar con la realidad de cada sistema universitario.

En general, los aspectos que deberían tenerse en cuenta podrían ser:

- Nivel del desarrollo del sistema universitario.
- Estructura del sistema, marco jurídico de las relaciones universidad gobierno.
- Estructura de los recursos humanos.
- Modelo de financiación.

- Cultura en aspectos de evaluación tanto en el contexto universitario como en el contexto social del país.

Un proceso de evaluación debe garantizar los siguientes aspectos:

- Eficiencia y eficacia de las inversiones en enseñanza superior.
- Cumplimiento de los estándares de calidad internacionales en los programas de formación que permita la competitividad en el ámbito internacional.
- Satisfacer las demandas de formación de la sociedad.
- Responder a las necesidades de graduados que la sociedad demanda.

La evaluación de la calidad de la educación universitaria se ha convertido no solamente en una prioridad sino también en una exigencia tanto para las universidades como para los gobiernos y las administraciones públicas. En Europa, países como Dinamarca, Francia, Holanda y Reino Unido poseen sistemas de Evaluación de sus instituciones universitarias totalmente consolidados. Las metodologías de evaluación empleadas en estos países combinan la autoevaluación con la evaluación externa.

La autoevaluación es un proceso interno llevado a cabo por la propia institución. Es una reflexión en profundidad de la realidad de la institución en relación con la calidad. En esta fase se contemplan varios pasos:

1. Recogida de información.
2. Reflexión-valoración de dicha información.
3. Elaboración del autoinforme en el cual se reflejan las valoraciones y propuestas de mejora.

El proceso continúa con la Evaluación Externa como medio para cubrir los objetivos de la evaluación institucional. Esta fase es llevada a cabo por evaluadores externos a la institución evaluada y contempla a su vez los siguientes pasos a realizar:

1. Recogida de información, donde el informe de autoevaluación es primordial.
2. Reflexión-valoración de la información obtenida.
3. Elaboración de un informe.

Con estas fases se cubren los dos objetivos fundamentales de la evaluación que son mejorar la calidad de la institución y rendir cuentas ante la comunidad del uso adecuado de los recursos asignados para la consecución de los fines que se han propuesto. Esta fase es realizada por un comité de expertos externos, creado para tal fin.

2.1.3 Enfoques y perspectivas de la Calidad

El concepto de calidad en educación no es fácil de definir, podemos percibir de alguna manera que algunas cosas son mejores que otras. Lo que si se observa es que la calidad en educación es un concepto al cual pueden dárseles muchos significados dependiendo de los diferentes puntos de vistas de los agentes implicados en el proceso.

Aún así, sin tener una idea clara de lo que es calidad se están haciendo intentos incesantes para su evaluación e incluso medirla.

Según la Real Academia Española de la lengua calidad se define como la



propiedad o conjunto de propiedades inherentes a una cosa que permiten apreciarla como igual, mejor o peor que las restantes de su especie.

En el contexto en el cual nos encontramos inmersos es un concepto nada fácil de definir, puede tener diversas definiciones, pero todas ellas llevan emparejadas comparaciones y el cumplimiento de unos objetivos o estándares.

Nos preguntamos, entonces cómo podemos evaluar algo tan intangible como pueden ser los procesos y los resultados emparejados con la formación de los individuos.

Lo que está claro es que se deben implantar sistemas de calidad en la educación superior, pero para ello deben fijarse los factores, variables e indicadores que nos ayuden a realizar su evaluación. La calidad, en una primera aproximación, la podemos definir como el resultado de un método que combina los recursos, los procesos y los resultados.

Ahora bien, como ya hemos mencionado, la calidad posee múltiples acepciones dependiendo del punto de vista de los diferentes observadores involucrados en el proceso. Por lo tanto podemos afirmar que la calidad universitaria es un concepto relativo que posee múltiples dimensiones según los objetivos que se planteen y los agentes implicados en el sistema evaluado.

La universidad siempre ha tenido mecanismos para medir de alguna manera la calidad de sus miembros: el profesorado mediante los distintos sistemas de promoción y selección, los estudiantes mediante sistemas de selección, exámenes, pruebas,..., la investigación mediante la financiación de proyectos, publicaciones, etc. Al personal de administración y servicios mediante sistemas de selección y formación.

Evidentemente la institución universitaria debe seguir utilizando estos meca-

nismos que aseguren la calidad de la misma, sin embargo los objetivos van cambiando debido a las demandas sociales, aumento de los recursos asignados a la educación superior, y el incremento de la competencia entre las distintas instituciones universitarias.

Existen dos formas generales de enfocar la problemática de la calidad, el primero de ellos se basa en la competitividad, éste es un enfoque eminentemente americano, observemos los diferentes rankings de universidades, departamentos, etc. El segundo enfoque está basado en la mejora continua de las instituciones. Este método es el que se utiliza en la mayoría de los países europeos y en particular en el sistema español.

Paralelamente a estos dos tipos de enfoque podemos enunciar varias formas de medir la calidad de las universidades atendiendo a diversos aspectos, como son [61]

1. **Atendiendo a la reputación:** el concepto de calidad es confundido a menudo con el de excelencia. Esta dimensión de la calidad no es demasiado útil en el ámbito de la docencia ya que solo sirve para diferenciar diferentes aspectos de la formación y de la investigación. Es un enfoque eminentemente norteamericano y es utilizado en universidades que están especializadas en aspectos muy concretos, como hemos citado anteriormente.
2. **Atendiendo a la disponibilidad de recursos:** la calidad puede ser definida a través de unas medidas objetivas, como pueden ser la cantidad de recursos de los que se disponen para realizar la docencia, la investigación y los servicios. Los recursos que se consideran generalmente son: infraestructuras, y recursos humanos, económicos y técnicos. Cabe destacar que se ha observado que una institución que posee unos recursos suficientes no garantiza necesariamente una calidad de la misma si no se utilizan adecuadamente. Sin embargo la evaluación de la calidad de la institución universitaria no estaría completa si no se tuviera en cuenta este enfoque.

3. **Atendiendo a los resultados:** la calidad podemos también entenderla como la consecución de unos objetivos. Se deben medir el grado en que se han conseguido los objetivos que se han planteado (eficacia). Debemos mencionar que la autonomía universitaria hace que cada universidad defina sus objetivos y metas a alcanzar. Cada institución medirá la consecución de dichas metas.
4. **Atendiendo a la satisfacción de los usuarios:** es un enfoque de la calidad que posee algún rechazo dentro de la institución universitaria. El motivo fundamental se centra en la diversidad de prioridades entre los diferentes sectores que conforman, dependen o están en contacto con la institución universitaria, como son: estudiantes, profesores, personal de administración y servicios, la sociedad, la empresa, la administración. Por ello una determinada demanda para un sector puede ser indicativo de calidad y para otros puede no responder a sus expectativas.
5. **Atendiendo a la transformación y cambio de la universidad:** las demandas que la sociedad efectúa hacen que la universidad introduzca planes de mejora, tecnologías actuales, reestructuración de recursos humanos todo ello enfocado a la mejora de la calidad de la institución.

Constantemente van apareciendo nuevos enfoques de la calidad que van ampliando el gran espectro de dimensiones de la misma. La cuestión que nos planteamos es cual de ellas es la que más se ajusta a los objetivos que se plantea la institución universitaria.

Podemos observar que ninguno de ellos aisladamente cubren todas las necesidades que se puede plantear la institución, pero cada una de ellas puede aportar una información valiosa para poder ir entendiendo la problemática de la calidad en la enseñanza universitaria. Por lo tanto el problema que se presenta es cual de los enfoques es el más adecuado para abordar los objetivos fundamentales que persiguen las universidades. Observemos que ninguno de los anteriormente propuestos por sí mismos parecen ser válidos aunque cada uno de ellos contiene una información valiosa para abordar el problema de la calidad de la educación su-

perior. Ahora bien, si se combinan todos los enfoques con sus correspondientes ponderaciones podría ser un camino de entender la calidad de una institución universitaria.

Podemos concluir afirmando que la opinión más extendida entre los expertos en evaluación es que el objetivo fundamental de la misma es la mejora de la calidad de las instituciones.

2.1.4 Objetivos de los sistemas de calidad en las universidades

Como hemos mencionado anteriormente, el sentir general es que el objetivo fundamental de la evaluación es la mejora de la calidad. Sin embargo no debemos obviar una serie de objetivos que deben ser cubiertos en todo sistema de calidad, como son:

- Rendir cuentas a la administración y a la sociedad. Estas instituciones demandan conocer los resultados obtenidos en relación con los recursos que se les ha asignado.
- Proporcionar información a los usuarios de la universidad y al mercado laboral. Los estudiantes demandan cada vez más información acerca de la calidad de las diferentes instituciones universitarias para poder elegir aquella que más le convenga para realizar sus estudios superiores. Por otra parte las empresas quieren conocer la preparación de los graduados de cada universidad.

Esta información va enfocada a cumplir dos objetivos básicos, el primero de ellos es que mediante su utilización se puedan tomar decisiones para la consecución de la mejora. Por otro lado ofrecer a todos los agentes implicados en la educación superior información relativa al funcionamiento y resultados obtenidos por la institución.



- Adoptar medidas de mejora de los procesos y actividades de la universidad, para conseguir mejorar la docencia, la investigación y los servicios de la misma.
- Introducir los mecanismos necesarios para gestionar la calidad. El enorme aumento del número de universidades, de titulaciones, de alumnos, de programas, etc, plantea el aseguramiento de unos mínimos en calidad de la institución universitaria.
- Los mecanismos de evaluación realizados en la actualidad en Europa necesitan de procesos estadísticos y de construcción de indicadores objetivos que permita, a través de ellos, comprender el funcionamiento de las instituciones.

2.1.5 Costes de la calidad

Cuando se tratan de cuestiones relativas a la calidad y a su mejora inmediatamente lo asociamos con mejoras de recursos, tanto humanos como físicos y económicos, lo cual se refleja en los costes. Pero esto no es del todo cierto, la mejora de la calidad de una institución no siempre lleva emparejado costes financieros, ya que esta mejora puede realizarse "mejorando" la organización del sistema, hablando sobre ella y potenciando el interés por resolver los problemas que se presentan.

Evidentemente la puesta en marcha de un proceso de mejora de la calidad lleva asociado una inversión financiera además de tiempo. Sin embargo, se ha demostrado en la mayoría de los casos, que es más caro hacer las cosas mal.

Los costes asociados a la calidad se miden en función de los gastos originados por la puesta en marcha de las distintas actividades que se desarrollan asociadas a la misma. No olvidemos los grandes gastos que ocasionan la gestión de una mala calidad, como pérdidas de clientes, de imagen, de ayudas, subvenciones, etc.

La ASQC (American Society for Quality Central), clasifica los costes de calidad en tres tipos:

1. Costes de prevención.
2. Costes de evaluación.
3. Costes de fallos. Estos pueden ser internos o externos.

A los costes anteriores debemos sumarle los costes debidos a la gestión de una mala calidad. Estos costes provienen del cliente insatisfecho o por la pérdida de imagen de la institución. El cliente que no está satisfecho con los servicios recibidos no solo deja de consumir o utilizar los productos , sino que persuade a otros posibles clientes para que no utilicen dichos servicios. [52].

2.2 La Información en el Sistema Universitario

Todos los objetivos que nos planteamos para mejorar la calidad de nuestras instituciones carecerán de sentido si no se dispone de un sistema de información fiable sobre las mismas, que facilite la comunicación de la universidad con la sociedad haciendo que ésta sea clara y flexible y por otra parte como elemento de reflexión de la propia institución para posteriores puestas en marcha de planes de mejora.

A la hora de realizar una evaluación es prioritario establecer una serie de criterios para seleccionar la información necesaria para evaluar una determinada unidad o institución, y decidir cuales son los procedimientos que se van a seguir para que la recogida de dichos datos sea de una forma objetiva y asequible.

Los indicadores de rendimiento son una de las herramientas más conocidas y utilizadas en los últimos años para éste fin. Se pueden dar diversas razones por las que deben desarrollarse sistemas de indicadores como elementos de información:

- Los procesos de mejora interna derivados de los procesos de evaluación que se están llevando a cabo actualmente en toda Europa, necesitan de información fiable y de la construcción de indicadores que permitan entender el funcionamiento de las instituciones universitarias.
- Se necesita una información fiable y que sea comparable con la de otras instituciones.
- Las instituciones universitarias deben responder del uso que hace de los recursos que se les asigna a través de una información clara, no solo desde el punto de vista contable, sino de la forma que se han utilizado los recursos y cuales son los resultados obtenidos. Para ello los indicadores de rendimiento pueden ser de gran utilidad.
- Los estudiantes como usuarios deben tener suficiente información para poder elegir, vista la gran competencia que va a empezar a surgir. Del mismo modo la empresa, como usuaria de las instituciones universitarias necesitan de dicha información.
- Debe existir un sistema de información que abarque a todas las universidades europeas debido a la gran movilidad que existe entre los titulados universitarios y más aún entre los propios estudiantes de los diferentes países de la Comunidad Europea.

Podemos resumir todo lo mencionado anteriormente diciendo que tener un buen sistema de información y un sistema de indicadores de rendimiento fiables, en la Universidades, son elementos fundamentales para la búsqueda y consecución de la calidad.

2.2.1 Indicadores en la Universidad

En el apartado anterior hemos introducido los indicadores como una herramienta eficaz en la evaluación de las instituciones universitarias. En esta sección vamos a definirlos más concretamente, analizando cuales son sus ventajas y sus puntos críticos.

Los indicadores son unas herramientas que se introducen para medir los objetivos y estrategias diseñadas por una institución. Los agentes implicados en la misma utilizan medidas o métricas para asignar fondos, diseñar estrategias y evaluarlas, así como un mecanismo de ayuda en el proceso de toma de decisiones.

La utilización de indicadores para la toma de decisiones dentro de la enseñanza superior es un tema muy debatido en los últimos años. Los expertos en el tema han llegado a la conclusión de que éstos deben ser utilizados, aunque existen todavía reticencias debidas a su posible mala utilización. Existe una gran demanda de sistemas de indicadores y esto es debido al gran avance de las nuevas tecnologías que han posibilitado el manejo del gran volumen de datos que se obtienen. Se necesita que esta cantidad de datos esté organizada y puedan ser manipulados por procedimientos estadísticos, por los agentes que han de realizar la toma de decisiones, de forma eficiente.

Como enuncia Sizer [64], un indicador es una medida, generalmente cuantificada sobre los recursos utilizados o los resultados obtenidos en áreas relacionadas con los objetivos específicos de una determinada empresa. Por lo tanto los indicadores en la universidad podemos definirlos como medidas generalmente cuantitativas, cuya finalidad consiste en "medir" los objetivos logrados por una institución, siendo de gran ayuda para entender, corregir y mejorar la situación de la institución universitaria.

Existe un acuerdo sobre las características que debe cumplir un indicador



(York, 1995)

- Validez, los indicadores miden lo que dicen medir.
- Fiables, desde el punto de vista del rigor en la obtención de los datos.
- Comunicabilidad
- No manipulables
- Economía en la recogida de datos y su posterior procesamiento.

Además, como indica E.Geisler en [53], la principal característica a tener en cuenta en la fase de diseño de una métrica debe ser la capacidad de la misma para proporcionar recomendaciones, por ello deben clarificarse:

1. Que queremos medir.
2. Qué queremos alcanzar con nuestras medidas.
3. Qué medidas hay disponibles.
4. Crear la combinación adecuada de índices y medidas integradas.
5. Seleccionar los instrumentos para la obtención de datos.
6. Asegurar la validez de la métrica, ya que las métricas y medidas por sí solas son de escaso valor si no se integran en el sistema que se pretende mejorar.

Ahora bien, ¿para qué utilizar indicadores?. Existen dos grandes enfoques que contestan a esta pregunta, uno es el de rendición de cuentas y el otro el enfoque de la mejora. Además, los indicadores son una parte fundamental en el proceso de elaboración de sistemas de información que facilitan las tomas de decisiones por parte de los agentes implicados en las instituciones universitarias. Estos podemos

clasificarlos en cuatro niveles de decisión [62], estos son las instituciones, las administraciones públicas, los estudiantes, la sociedad (empresas, instituciones públicas). En cada uno de estos niveles de toma de decisiones los indicadores juegan un papel fundamental.

1. **Las Instituciones.** Dentro de éstas se están utilizando indicadores para la toma de decisiones, pueden abarcar desde indicadores para determinar el funcionamiento de un servicio determinado, por ejemplo, un departamento [54] indicadores de rendimiento académico de los estudiantes ([49]. En este ámbito podemos observar la utilización de indicadores para, monitorizar, evaluar, dialogar, redistribución de recursos, racionalizar. De todos ellos los más utilizados son los indicadores relativos a la monitorización (seguimiento del proceso), evaluación y redistribución de recursos.
2. **Las Administraciones.** Las administraciones educativas son las responsables de la toma de decisiones en aspectos como: organización, recursos, financiación, etc. Es necesario para ello disponer de indicadores descriptivos sobre cada institución universitaria como pueden ser entre otros, número de alumnos, recursos de los mismos, perfiles del estudiante, etc. En este nivel, los indicadores de rendimiento juegan un papel primordial.
3. **Las Universidades.** Los estudiantes. las decisiones en la que se ven envueltos los estudiantes son del tipo, preferencias por una determinada universidad o titulación, proximidad el centro, nota de corte, recursos económicos, ect. Las universidades deben posibilitar intercambios y comparaciones entre las mismas.
4. **La Sociedad (Empresas, Instituciones públicas)** En este nivel de decisiones nos encontramos con dos sectores bien diferenciados. Por un lado nos encontramos por los interesados en la calidad de los graduados como futuros trabajadores y por otro los preocupados por la calidad de los investigadores (grupos de investigación) para posibles colaboraciones en proyectos I+D+I. Es este nivel generalmente el criterio que más se emplea es la opinión de los expertos de la empresa que contrata, pero en algunos campos de investigación las publicaciones científicas suelen ser utilizadas como indicador, entre otros.



Como hemos podido observar la pregunta planteada anteriormente tiene respuesta y avanzamos un poco más intentando resolver el problema de como seleccionar dichos indicadores. En la literatura existen definidos cientos de indicadores para la descripción y estudio de todas las actividades y para todos los agentes implicados en las instituciones universitarias. Podemos citar el trabajo de Cave et al. [45], los cuales hacen una propuesta de 14 indicadores de rendimiento, 8 para la docencia y 6 para la investigación, después de analizar listas de indicadores más amplias. En Bottrill(1994), se presentan 267 indicadores que abarcan todos los ámbitos de la vida académica.

Todos estos trabajos siguen una estrategia de buscar todos los indicadores posibles. Existe una segunda estrategia y es la de buscar aquellos que sean útiles, es decir aquellos que cumplan unos determinados requisitos [62, 60], como pueden ser

- Un indicador aislado no es útil, es decir no es suficiente para describir cualquier proceso lo suficientemente complejo.
- Los indicadores deben ser seleccionados en función de los objetivos planteados y no en función de los datos.
- Deben ser consensuados por los expertos.

Una vez confeccionado el sistema de indicadores los expertos se encuentran con un punto crítico y es la posibilidad que el número de ellos sea excesivo. Cuantos más indicadores se utilicen disminuirá la eficacia de los mismos. Por lo tanto convendría obtener un sistema con un menor número de indicadores que cubrieran todos los objetivos propuestos y que nos ofreciera la misma información que el sistema inicial.

Para este propósito a cada indicador se le asigna una cantidad que refleje de alguna forma la bondad del mismo en los términos enunciados anteriormente,

es decir, que refleje la consecución del objetivo para el cual ha sido diseñado. En otras palabras, debemos establecer estándares de calidad. Estos estándares pueden ser fijados por los diferentes agentes que forman parte de las instituciones universitarias.

El problema de la selección de indicadores ha sido abordado por procedimientos estadísticos, como Componentes Principales y Análisis de Clusters, como podemos ver en [54]. En el trabajo presente se aborda el problema de la selección haciendo uso de procesos evolutivos, en particular Algoritmos Genéticos. Nuestra intención es proporcionar a los agentes implicados en la toma de decisiones una herramienta fácil y eficaz para llegar a resultados óptimos.

Ahora bien, esta herramienta que parece ser la solución a todo el problema planteado de la Evaluación de la calidad se encuentra con algunos inconvenientes, como pueden ser:

- Un primer problema que se presenta es la propia construcción de los mismos. Para ello se debe llegar a un consenso sobre los objetivos tanto económicos, culturales, políticos-sociales, tecnológicos y educativos del sistema de educación superior al cual se les va a aplicar
- A continuación se debe estudiar si los objetivos planteados son cuantificables, para poder comprobar si con ellos se pueden medir la efectividad y la eficiencia de la institución.
- La utilización de los indicadores por parte de los organismos, preocupados solo y exclusivamente por las cuestiones financieras, poniendo énfasis a las medidas a corto plazo frente a las de largo plazo que deben perseguir las instituciones universitarias, es otro de los problemas que conlleva la aplicación indicadores.
- En el sentido del punto anterior, presentan en particular problemas la aplicación de indicadores enfocados a la asignación de fondos. El peligro radica en detectar malos resultados en una institución con pocos fondos asignados,



lo que implicaría la asignación de menos recursos debido a dichos resultados.

Todo ésto añadido a las dificultades en algunos casos en su utilización y las críticas recibidas por algunos sectores de la comunidad universitaria, han hecho que su utilización haya sido escasa, sin embargo en los últimos años están siendo utilizados como herramientas, por parte de las instituciones, para la toma de decisiones en cuestiones de mejora de la calidad de las mismas.

2.2.2 Una propuesta de indicadores para el Sistema Universitario español

El diseño de un sistema de indicadores debe basarse en los objetivos y la estructura que posea cada institución. Por lo tanto cada sistema universitario debería poseer un sistema de indicadores propio.

Como hemos comentado anteriormente y como puede observarse a través de los informes anuales de las convocatorias de la evaluación de las universidades [47] [48], uno de los más serios problemas que se plantean cuando se aborda el problema de la mejora de las universidades españolas es la falta de información fiable que permita la toma de decisiones. Por ello se ve necesario la construcción de un sistema de indicadores que sea aceptado por una gran parte de los agentes implicados en la institución y que sirva como instrumento de información tanto interna como externa para la mejora y para la toma de decisiones sobre las instituciones. En este sentido el Consejo de Universidades creó en el año 2001, una comisión cuyo encargo era el diseñar un sistema de indicadores provisional, que fuese abierto y flexible. Hay que hacer notar que la propuesta de este sistema de indicadores aparece en un momento en el que la Universidad Española va a experimentar grandes cambios, entre otros, con respecto a la demanda de clientes ya que ésta va a ir disminuyendo o por lo menos no se espera que crezca, llega el momento de la competitividad con otras universidades, la captación de alumnos y

se tendrán que replantear temas como: programas, reconversión de áreas, gestión de recursos físicos y humanos,... Para ello la universidad se ve en la necesidad de tomar decisiones que sean correctas y realizar una gestión de la calidad de las universidades, por ello es fundamental tener un sistema de información fiable, cuestión que todavía no está resuelta como puede observarse en los informes de evaluación citados anteriormente.

El catálogo provisional de indicadores lanzado por el Consejo de Universidades puede verse en su integridad en la página web del mismo

<http://www.mec.es/consejou/index.html>

La lista de indicadores propuestos, así como la forma de calcularlos, hasta la fecha es la siguiente:

1. Oferta Universitaria

- (a) Distribución interna de la oferta de titulaciones
- (b) Distribución porcentual de la oferta de titulaciones
- (c) Adecuación de la oferta de estudios con relación al entorno

2. Demanda Universitaria

- (a) Alumnos preinscritos en primera opción sobre la oferta de plazas
- (b) Nuevo ingreso en primera opción sobre el total de nuevo ingreso
- (c) Nota media de acceso del 20% superior
- (d) Nota media de acceso
- (e) Movilidad interautonómica de alumnos
- (f) Movilidad Internacional de alumnos

3. Recursos Humanos (P.D.I Y P.A.S)

- (a) P.D.I a tiempo completo
- (b) P.D.I doctores
- (c) P.D.I funcionario
- (d) P.A.S/P.D.I
- (e) P.A.S/P.D.I a tiempo completo

4. Recursos Financieros

- (a) Transferencias corrientes de las Administraciones Públicas sobre el total de ingresos corrientes
- (b) Precios públicos de enseñanzas de grado sobre el total de ingresos corrientes
- (c) Ingresos generados por prestación de servicios sobre el total de ingresos corrientes.
- (d) Ingresos generados por la actividad investigadora sobre el total de ingresos no financieros
- (e) Gastos de personal sobre el total de gastos corrientes
- (f) Gastos de mantenimiento y conservación sobre el total de gastos corrientes
- (g) Gasto corriente por alumno matriculado
- (h) Gasto corriente por alumno matriculado ponderado por la experimentalidad

5. Recursos Físicos

- (a) Puestos en aulas
- (b) Puestos en laboratorios
- (c) Puestos en bibliotecas
- (d) Puestos de ordenadores

6. Procesos

- (a) Dedicación lectiva del alumnado en créditos
- (b) Prácticas requeridas
- (c) Optatividad requerida de la titulación
- (d) Oferta de optatividad de la titulación
- (e) Prácticas en empresa del plan de estudios
- (f) Grupos grandes de teoría
- (g) Grupos pequeños de teoría
- (h) Dedicación del profesorado doctor funcionario al primer curso del primer ciclo
- (i) Estudiante por profesor

7. Resultados

- (a) Tasa de abandono (interrupción de estudios)
- (b) Tasa de rendimiento
- (c) Tasa de éxito
- (d) Tasa de graduación
- (e) Duración media de los estudios
- (f) Tasa de progreso normalizado
- (g) Satisfacción con los estudios
- (h) Satisfacción con el empleo
- (i) Tasa de participación en proyectos de investigación
- (j) Proporción de sexenios
- (k) Producción de doctores



Capítulo 3.

El carácter NP del Problema de la Selección de Indicadores



Capítulo 3.

El carácter NP del Problema de la Selección de Indicadores

Como hemos comentado en diversas ocasiones a lo largo del trabajo, el propósito del mismo es el desarrollo de un sistema que estudia y resuelve el problema de la Selección de Indicadores (PSI), utilizando sistemas evolutivos. La elección de este tipo de metaheurística se debe a que resuelve en poco tiempo un problema de carácter no polinomial y de gran interés práctico, social y económico. En este capítulo introducimos algunos conceptos de complejidad algorítmica, que nos ayudarán a justificar el carácter NP de nuestro problema. Modelizamos matemáticamente el problema PSI en su versión más reducida y estudiamos su relación con otros problemas cuyo carácter NP es conocido, en este sentido demostramos la equivalencia entre el problema de la selección de indicadores y el problema del coloreado de un grafo [1, 5, 19].



3.1 Complejidad Algorítmica

Planteado un problema necesitamos un algoritmo que nos ayude a resolverlo, pero no cualquiera, se necesita encontrar el algoritmo más eficiente para su resolución. Generalmente la eficiencia del algoritmo se traduce en la rapidez el mismo, ya que el tiempo requerido para encontrar la solución es a menudo uno de los factores fundamentales para decidir si el mismo es o no eficiente.

Este tiempo generalmente viene expresado en función del tamaño de una instancia del algoritmo. La función que expresa dicho tiempo para cada posible entrada y para una instancia dada, se denomina *Función de Complejidad*. Según dicha función los algoritmos se pueden clasificar en muy eficientes o demasiado ineficientes, sin embargo generalmente la distinción que se hace es la de algoritmos en tiempo polinomial, que son aquellos cuya función de complejidad es de orden $O(p(n))$, para alguna función polinomial p y n generalmente la longitud de la entrada y algoritmos en tiempo exponencial que son aquellos cuya función de complejidad no puede ser acotada.

Podemos observar a la vista de las tablas presentadas en otros capítulos, en las cuales se muestran los valores de las funciones de complejidad, las razones de por qué los algoritmos de tiempos polinomiales son más deseables que los de tiempos exponenciales.

La distinción de los algoritmos en los dos tipos anteriores, son la base de los conceptos de intratabilidad y NP-completitud. Un algoritmo se dice intratable si es tan difícil (duro) que no es posible ser resuelto en tiempo polinomial.

3.2 Problemas NP-completos

Atendiendo a sus dificultades muchos problemas están interrelacionados atendiendo a las mismas. El conocimiento de las relaciones que pueden existir entre algunos problemas pueden proporcionar información acerca del diseño que debe realizarse del mismo.

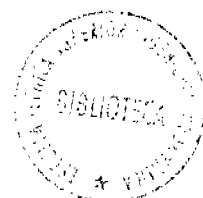
De entre las técnicas existentes para probar que dos problemas son equivalentes la más utilizada es la reducción de un problema en otro, dando una transformación constructiva que lleva cualquier instancia del primer problema en una instancia equivalente del segundo. Tales transformaciones proporcionan el medio para convertir todo algoritmo que resuelve el segundo problema en el correspondiente que resuelve el primero. Son muchos los ejemplos de reducciones conocidos, como podemos ver en [19], entre los cuales podemos citar la reducción del problema del Circuito Hamiltoniano al Problema del Viajante.

Dichas transformaciones son denominadas *Transformaciones polinomiales*, que podemos definir de la forma siguiente.

Definición 3.2.1 *Dados dos problemas de decisión Π_1 y Π_2 una transformación polinomial f se define como una función $f : \Pi_1 \rightarrow \Pi_2$ que cumple las dos condiciones siguientes:*

1. *f es computable mediante un algoritmo en tiempo polinomial*
2. *A cualquier instancia x de Π_1 le corresponde una instancia $f(x)$ de Π_2 y viceversa.*

Si existe una transformación polinomial de Π_1 en Π_2 , escribiremos:



$$\Pi_1 \propto \Pi_2$$

La importancia de esta definición se traduce en el siguiente resultado, cuya demostración puede verse en [19]

Lema 3.2.2 *Si $\Pi_1 \propto \Pi_2$, se cumple que, si Π_2 es un problema que puede ser resuelto en tiempo polinomial, Π_1 también y recíprocamente, si Π_1 no puede ser resuelto en tiempo polinomial, Π_2 tampoco.*

La relación "ser transformable polinomialmente" es una relación de equivalencia, como se puede observar en el siguiente lema, cuya demostración la podemos encontrar en [19].

Lema 3.2.3 *Si Π_1 , Π_2 y Π_3 son tres problemas de decisión tales que cumplen, $\Pi_1 \propto \Pi_2$ y $\Pi_2 \propto \Pi_3$, entonces $\Pi_1 \propto \Pi_3$*

Por último podemos definir cuando dos problemas son equivalentes, desde el punto de vista de la reducción polinomial

Definición 3.2.4 *Diremos que dos problemas de decisión son equivalentes si se cumple: $\Pi_1 \propto \Pi_2$ y $\Pi_2 \propto \Pi_1$.*

En este punto estamos en condiciones de definir el concepto de NP-completitud, así diremos que un problema de decisión Π es NP-completo si es NP y para cualquier otro problema de decisión Π' , NP, se cumple $\Pi' \propto \Pi$.

Como consecuencia de la definición de " α " y de su transitividad el siguiente resultado es de gran ayuda para poder demostrar la NP-completitud de un problema dado.

Lema 3.2.5 *Si Π_1 y Π_2 son problemas de decisión NP, Π_1 es NP-completo y $\Pi_1 \alpha \Pi_2$, entonces Π_2 es NP-completo.*

Por lo tanto dado un problema de decisión Π el lema anterior nos proporciona un procedimiento para demostrar su NP-completitud, de la forma siguiente:

1. Demostrar que Π es NP.
2. Si Π' es un problema NP-completo conocido, probar que $\Pi' \alpha \Pi$.

Los fundamentos de la teoría de la NP-completitud proceden de los resultados proporcionados por Cook(1971), aparecidos en un artículo titulado "*The Complexity of Theorem Proving Procedures*", véase [19].

3.3 Descripción del PSI. El PSI simple

3.3.1 Descripción del problema de la selección de indicadores

El problema PSI consiste en dado un sistema de indicadores $I = \{i_1, \dots, i_n\}$, encontrar un subconjunto de I que nos proporcione la máxima información, es decir una información cercana a la que nos proporciona I , y además que sea el de coste mínimo.

El problema PSI se modeliza matemáticamente de la forma siguiente:

Modelización Matemática

Los indicadores los definimos a través de una 5-upla, (eval, s, clase, descripción, c), donde cada una de las componentes indican:

1. $eval : \{Datos\} \rightarrow \mathbb{R}$, es una función de evaluación.
2. $s \in \mathbb{R}$ es el estándar asociado al indicador
3. Clase: según la relación que posea un indicador con su estándar los clasificaremos en tres tipos
 - Indicador de estándar óptimo: En este caso el estándar representa un valor óptimo. A esta clase pertenecen todos los indicadores cuyos valores están muy próximos al estándar establecido para los mismos. Cuánto más se acerque dicho valor a su estándar mejor será el indicador.
 - Indicador de estándar mínimo: El estándar representa en este caso un valor mínimo. A esta clase pertenecen aquellos indicadores cuyos valores superan al estándar establecido. Cuánto mayor sea el valor del indicador con respecto a su estándar mejor será.

- Indicador de estándar máximo: Se define igual que el de estándar mínimo, pero el estándar en este caso representa un valor máximo.
4. Descripción del indicador.
 5. c es un entero no negativo, que representa el coste del indicador.

Evaluación de indicadores

Para cada conjunto de datos necesitamos hallar el valor de cada indicador, por esto necesitamos algún mecanismo que nos efectúe dicha medida. Para ello definimos una función que nos va a ayudar en dicho propósito, la función de evaluación.

Si representamos por I el conjunto total de indicadores. Dichos indicadores van a estar distribuidos por grupos, no necesariamente disjuntos, de la forma siguiente.

Definición 3.3.1 Si $I = \{i_1, \dots, i_n\}$, definimos "grupo" de indicadores, a cualquier subconjunto $g_j \subset I$, tal que:

$$G = \{g_1, \dots, g_m\}, I = \cup_{j=1}^m g_j, g_k \cap g_l \neq \emptyset, k \neq l.$$

$$g_j = \{i_k \in I : \text{miden los items que cumplen la propiedad } j\}.$$

Un indicador puede medir elementos que cumplan más de una propiedad a la vez, luego puede pertenecer a más de un grupo, de ahí que éstos no sean disjuntos.

Además, cada subconjunto de indicadores, que denominaremos *iset*, lleva asociado de una forma natural:

1. Coste total:

$$c(\text{iset}) = \sum_{i \in \text{iset}} c_i$$

dónde por c_i indicaremos el coste del indicador i .

2. **Una evaluación:** La evaluación de un *iset* se realiza por grupos. Cada *iset* poseerá una evaluación, para ello se toman los indicadores de cada grupo en el *iset* y se evaluarán de la forma siguiente

Si $\text{iset} = \{i_1, \dots, i_k\}$, con al menos un indicador de cada grupo y $G = \{g_1, \dots, g_m\}$, el conjunto de todos los grupos de indicadores.

Definición 3.3.2 Definimos la evaluación de los indicadores del *iset* que pertenecen al grupo g_j y la representamos por, $eval(iset, g_j)$, como la media aritmética de los valores $eval(i \in iset)$ con $i \in g_j$ $j = 1, \dots, m$.

$$eval(iset, g_j) = \frac{\sum_{i \in iset, i \in g_j} eval(i \in iset, i \in g_j)}{|g_j|}, \quad j = 1, \dots, m$$

Como hemos mencionado anteriormente la evaluación de un *iset* se realiza por grupos, por lo tanto, la misma consistirá en un vector con tantas componentes como grupos tengamos, en éstas aparecen las evaluaciones $eval(iset, g_j)$, efectuadas anteriormente.

Hagamos notar que la condición impuesta al *iset* de poseer al menos un indicador de cada grupo se debe a varias razones:

- Si no se cumple dicha condición puede ocurrir que el grupo o los grupos que no tengan representación en el *iset* sean de los que ofrecen mayor información al sistema, por lo tanto tendremos una sensible pérdida de la misma.
- Si al evaluar los indicadores de un *iset*, correspondientes a un determinado grupo, nos da un valor nulo, no sabremos distinguir en ningún momento si dicho valor ha ocurrido porque realmente la evaluación tiene valor cero o porque dicho grupo no posee ninguna representación en el *iset*.
- Por último, los vectores obtenidos después de las diferentes evaluaciones poseerán tamaños distintos si no se contemplan indicadores de todos los grupos en todos los *iset* y las comparaciones a efectuar entre las distintas evaluaciones no serán coherentes.

3. Aproximación de evaluaciones

La medida utilizada para comprobar lo próximas que están dos evaluaciones será la norma euclídea. Así si ev_1, ev_2 son dos evaluaciones efectuadas a sendos *iset*, mediremos:

$$\|ev_1 - ev_2\|$$

3.3.2 El problema PSI

El problema de la selección de indicadores, es un problema que puede ser contemplado desde dos puntos de vista, como un problema de decisión o como un problema de optimización. Las formulaciones de ambas vertientes del PSI son las siguientes

1. Problema PSI de decisión

El problema PSI de decisión consiste en, dado un $k \in \mathbb{N}$, estudiar si existe un *iset* con k indicadores que nos ofrezca una información más o menos cercana a la información máxima. Este problema se formula:

Dado $\epsilon > 0$ y $k \in \mathbb{N}$, ¿Existe un *iset* con k elementos, tal que :

$$\|eval(I) - eval(iset)\| \leq \epsilon$$

2. Problema PSI de optimización

El problema PSI de optimización trata de encontrar el *iset* de coste mínimo. Este problema se formula de la siguiente forma:

Dado $\epsilon > 0$, el problema que se plantea es encontrar un *iset* de *Coste mínimo* tal que:

$$\|eval(I) - eval(iset)\| \leq \epsilon$$

Estos dos enfoques de nuestro problema no son problemas independientes, pueden ser formulados en un problema conjunto.



3.3.3 El problema PSI simple

El problema de la selección de indicadores simple es un PSI con la restricción, en cada *iset* hay exactamente un indicador de cada grupo.

El problema completo es más complejo que el reducido por varios motivos, uno de ellos es por que el problema completo lleva implícita una valoración de costes y en segundo lugar el problema reducido utiliza menos elecciones de subconjuntos.

Debemos hacer observar que en la práctica una de las soluciones probables es la que nos proporciona el problema PSI en su forma más sencilla, ya que la solución "buena" es aquella que contiene el menor número de indicadores.

3.4 Relación del PSI con otros problemas NP-completos

En esta sección vamos a demostrar las equivalencias entre el PSI y otros problemas ampliamente conocidos cuya naturaleza no polinomial ha sido probada, como son el problema del coloreado de un grafo, los problemas de localización y los problemas de decisión.

3.4.1 Equivalencia entre el PSI y el PCG

Problema del coloreado de un grafo

Colorear un grafo consiste en asignar colores a los vértices del mismo de manera que dos vértices adyacentes no posean el mismo color.

En relación con el coloreado se plantean varios problemas:

1. Problema de optimización

El problema de optimización del coloreado de un grafo consiste en colorear el grafo con el mínimo número de colores posible.

2. Problema de decisión

Dado cualquier $k > 0$, ¿Existe un coloreado del grafo con k colores?.

El problema del coloreado, PCG, es un problema NP-completo, como podemos ver en Garey & Johnson [19].

Reducción polinomial del PSI \propto PCG

Consideremos el PSI en su forma reducida, es decir, con la restricción de que cada *iset* contiene exactamente un indicador de cada grupo.

Proposición 3.4.1 *El problema PSI de decisión es un problema NP-completo.*

Demostración Para conseguir nuestro propósito reducimos el problema PSI de decisión a un problema PCG de decisión.

Definimos la reducción:

Sea $G = (V, E)$ un grafo con $V = \{v_1, \dots, v_n\}$ y $E = \{e_1, \dots, e_m\}$, y supongamos que existe una coloración de los vértices de G con k colores.

Construimos una instancia del PSI de la forma siguiente

Sea $I = \{i_1, \dots, i_m\}$ el conjunto total de indicadores con los que vamos a trabajar, con $i_j = e_j$ $j = 1, \dots, m$.

Sea $g = \{g_1, \dots, g_n\}$ los grupos entre los cuales están repartidos los elementos de I , $I = \bigcup_{k=1}^n g_k$, donde $g_k \subset I$, $\forall k$ de forma que:

$$i_l \in g_k \Leftrightarrow e_l \text{ es incidente en el vértice } v_k, l = 1, \dots, m, k = 1, \dots, n$$



Esta reducción puede ser calculada en tiempo polinomial, ya que para cada uno de los vértices solamente necesitamos examinar G y calcular cuales son las aristas incidentes en ellos, cuestión que puede resolverse mediante la construcción y observación de la matriz de incidencia del grafo. La función definida anteriormente puede ser calculada en tiempo polinomial.

Además la reducción anterior garantiza, que una selección de un *iset* con k indicadores en el PSI, define una coloración con k colores en el grafo G y viceversa.

Por lo tanto como el Problema de decisión del Coloreado de un Grafo es NP-completo [19], el Problema de decisión de la Selección de Indicadores, en su forma reducida, también lo es.

Proposición 3.4.2 *El problema de optimización PSI es NP-completo*

Demostración La demostración es análoga a la de la proposición 3.4.1, utilizando la misma reducción.

Ilustramos la equivalencia anterior mediante un ejemplo.

Ejemplo 3.4.3 $PSI \propto PCG$

Consideremos el grafo $G = (V, E)$, $V = \{v_1, \dots, v_6\}$, $E = \{e_1, \dots, e_{10}\}$, de la figura 3.1

Cuya matriz de incidencia IC es la siguiente:

$$IC = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 1 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 1 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 1 \\ 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix}$$

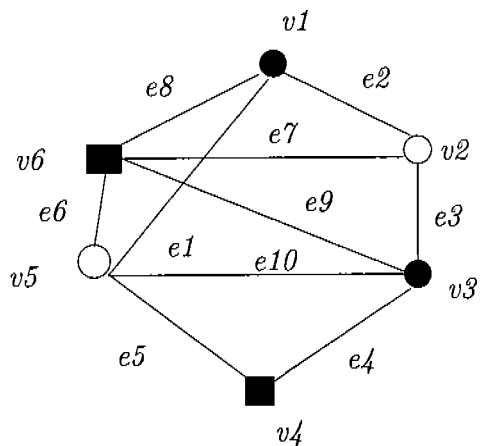


Figura 3.1: Reducción del PSI en el PCG

Definimos una instancia del PSI de la forma:

- $I = \{i_1, \dots, i_{10}\}$
- $g = \{g_1, \dots, g_6\}$
- Construimos los $g_j = \{i_l : e_l \text{ es incidente en el vértice } v_j\}$

$$\begin{aligned}
 g_1 &= \{\boxed{i_1}, i_2, i_8\} & g_2 &= \{i_2, i_3, \boxed{i_7}\} \\
 g_3 &= \{i_3, \boxed{i_4}, i_9, i_{10}\} & g_4 &= \{\boxed{i_4}, i_5\} \\
 g_5 &= \{\boxed{i_1}, i_5, i_6, i_{10}\} & g_6 &= \{i_6, \boxed{i_7}, i_8, i_9\}
 \end{aligned}$$

Según vemos en la construcción podemos obtener un *iset* con tres indicadores cumpliendo la restricción impuesta, es decir, contener un indicador de cada grupo. $iset = \{i_1, i_4, i_7\}$ ésta elección define una coloración con tres colores del grafo dado, como podemos observar en la figura 3.1

Capítulo 4.

El sistema heurístico de selección de indicadores

Capítulo 4.

El sistema heurístico de selección de indicadores

Los algoritmos heurísticos de optimización buscan buenas soluciones factibles para problemas de optimización en circunstancias donde la complejidad del problema es grande o el tiempo para obtener la solución es ilimitado. El gran número de problemas de optimización que han aparecido en los últimos años cuya intratabilidad computacional se ha demostrado ha hecho del desarrollo de heurísticas una de las áreas más importantes dentro de la Investigación Operativa. A diferencia de los algoritmos exactos existen dos cuestiones muy importantes a responder una de ellas es como obtener las soluciones y la otra es ver como de próximas están de la solución óptima.

En este capítulo describimos el Algoritmo Evolutivo que resuelve el problema planteado. El Algoritmo diseñado se plantea como un Algoritmo Genético en el que la población va evolucionando hasta converger a la solución del problema, justificando dicha convergencia a través del Teorema del esquema enunciado y demostrado por Holland [21]. En nuestro algoritmo los operadores van seleccionándose dinámicamente, comprobamos con ello que la convergencia es más rápida. Terminamos el capítulo con una serie de experimentos y resultados obtenidos con la aplicación de nuestro sistema a un conjunto de datos reales.



El uso de heurísticas para la resolución de este problema presenta grandes ventajas siendo una de ellas que el algoritmo que se presenta da soluciones que al no ser únicas pueden permitir varias posibilidades de elección para los expertos o los agentes implicados en la toma de decisiones.

Hasta ahora el proceso de selección de indicadores ha quedado en manos de la opinión de los expertos y está basada fundamentalmente en la intuición. Sin embargo, el sistema que proponemos no es intuitivo, es un sistema principalmente basado en datos. Ahora bien, si combinamos la intuición de los expertos con las soluciones ofrecidas por el sistema propuesto, el proceso de selección queda enriquecido.

4.1 Sistemas evolutivos

¿Que es un sistema evolutivo?. Según el diccionario de la Real Academia Española de la lengua *Evolución* es el desarrollo de las cosas o de los organismos, por medio del cual pasan gradualmente de un estado a otro. Según Fernando Galindo Soria [18] Evolución es un proceso universal e intrínseco de la naturaleza y se presenta como interacción de un organismo con su medio, con otros organismos, consigo mismo o cuando diferentes organismos y sociedades interactúan mutuamente en procesos de coevolución, dando como resultado que el sistema, ya sea natural, artificial, etc.. se transforme y en su caso modifique el ambiente.

Según Allan Freedman en [17] podemos entender por *Sistema* un grupo de componentes que se comunican entre sí para realizar una tarea.

Si juntamos las dos definiciones por *Sistema Evolutivo* podemos definir a un conjunto de elementos que interactúan entre sí para cambiar sus características con el propósito de adaptarse al medio en el cual están inmersos. En el ámbito de la programación los *Sistemas Evolutivos* estudian la forma de construir sistemas capaces de modificar sus reglas, procesos, datos y estructura, cada vez que le llega una nueva información.

El hecho de que un sistema evolucione no significa que sea mejor en el sentido literal de la palabra sino que se adapta mejor a su ambiente y aumenta sus posibilidades de supervivencia.

Los sistemas evolutivos poseen las siguientes características, según podemos observar en [18]:

1. El sistema debe poseer algún mecanismo que le permita captar la realidad que lo rodea, ya que necesita conocer y estudiar el ambiente con el fin



de detectar las diferencias y cambios que requiere para poder adaptarse y evolucionar en este medio.

2. El sistema debe ser capaz de almacenar y representar el conocimiento, con el fin de construir su propia representación de la realidad y poderla explorar.
3. El sistema debe ser capaz de *generar* nuevo conocimiento, a partir del que tiene almacenado y el que capta del exterior, con el fin de que pueda proponer cambios o modificaciones a su imagen de la realidad incluyendo ese nuevo conocimiento.
4. El sistema debe ser capaz de abstraer, a partir de un conjunto de conocimientos y reglas generales que los representan de forma sintética.
5. El sistema debe ser capaz de establecer un diálogo con el exterior, con el fin de que pueda transmitir su conocimiento y propicie el cambio en el exterior y la retroalimentación de ese cambio hacia el interior.

El sistema que vamos a plantear en esta sección para resolver nuestro problema PSI es un sistema evolutivo. Su estructura no responde a la de un Algoritmo Genético clásico, ya que los individuos de la población no están representados por cadenas de bits.

4.2 El sistema evolutivo

4.2.1 Algunas características del sistema

Como hemos mencionado anteriormente, el sistema que vamos a desarrollar va a poseer una estructura que no responde a la de un Algoritmo Genético clásico y va a incorporar unas ciertas novedades en la misma, como son:

1. En la selección de los operadores

(a) Selección dinámica de operadores de cruzamiento

Se trata de obtener una "población" de operadores de cruzamiento, CR_1, CR_2, \dots, CR_k , a los cuales se les asignará una calificación, partiendo de una calificación cero para cada uno de ellos.

En cada fase del proceso se elegirá, con una probabilidad alta, aquel que obtenga mayor calificación.

Mientras el sistema vaya trabajando, elige con más peso el operador mejor calificado, de esta forma el sistema va tomando aquellos operadores más relevantes en el proceso, con lo cual sustituye al experto.

Esto muestra que existirá una selección entre nuestros operadores pero no implica una conducta evolutiva. Veremos un poco más adelante como se incorpora al sistema la evolución de los operadores genéticos.

(b) Selección dinámica de operadores de mutación

De la misma forma con la que trabajamos con los operadores de cruzamiento lo hacemos con los operadores mutación.

2. Introducción de una cultura

Sabemos que toda la información que poseemos está reflejada en los *isets*. Vamos a partir de la base de que tenemos implementada una cultura entre los elementos de la población, es decir, una base de datos de conocimientos compartidos por toda la población.

Los individuos de la población "buenos" dejan huella antes de desaparecer. Los operadores para actuar miran en la base de datos y, como ésta va cambiando, los operadores también lo hacen paralelamente. El sistema de esta forma autoaprende.



4.2.2 Operadores y Estrategias

1. Operadores

(a) Cruzamiento

El esquema general que va a seguir un operador de cruzamiento es el siguiente:

- i. Elegimos dos padres con unos determinados pesos más un factor de azar. Una vez, cada determinado tiempo, nos saltamos la evaluación y elegimos al azar, así emulamos a la naturaleza y esto hace que aparezca diversidad en la población.
- ii. Elegimos un operador de cruzamiento CR con su calificación, $califCR = c$.
- iii. Obtenemos un hijo mediante el cruzamiento efectuado.
- iv. Evaluamos al hijo y volvemos a obtener una nueva calificación del operador utilizado, de la forma siguiente:

$$califCR = \frac{calif + eval}{2}$$

- v. El proceso se va repitiendo hasta alcanzarse la condición de parada.

Las condiciones de parada pueden ser, bien número de generaciones previstas y/o bondad del resultado previsto.

(b) Mutación

Después del operador cruzamiento se aplica el operador mutación. Este operador se introduce para ofrecer mayor diversidad en la población.

La forma de actuar de un operador de mutación será la siguiente:

- i. Elegimos un padre con un peso y un factor de azar.
- ii. Se elige un operador de mutación MU con su calificación, $califMU$

- iii. Se obtiene un hijo mutando al padre elegido.
- iv. Evaluamos al hijo y obtenemos la nueva calificación obtenida por el operador mutación aplicado, de la misma forma que lo hicimos con el operador de cruzamiento.
El proceso se repite hasta que se cumpla una de las condiciones de parada mencionadas anteriormente.

2. Estrategias

En este apartado vamos a desarrollar las distintas estrategias que utilizaremos a la hora de realizar la mutación y el cruzamiento entre individuos de nuestra población, para obtener nuevos individuos de la misma.

Los individuos de la población, con la que trabajamos en nuestro AE, está compuesta por conjuntos de indicadores, i_{set} , los cuales poseen la restricción de contener al menos un indicador de cada grupo.

(a) Estrategias de Mutación

Consideramos un individuo p de la población con k indicadores:

$$p \begin{array}{|c|c|c|c|c|} \hline i_1 & i_2 & i_3 & \cdots & i_k \\ \hline \end{array}$$

- Mutación 1: **MU1**
Se toma un indicador de p al azar y se sustituye por otro del mismo grupo de entre todos los indicadores del conjunto total.
- Mutación 2: **MU2**
Se elige uno de los grupos presente en p que posea más de un indicador y tomando un indicador al azar de dicho grupo se elimina.
- Mutación 3: **MU3**
Se elige un indicador del conjunto total al azar y se añade a p .



(b) Estrategia de Cruzamiento

• Cruzamiento 1:CR1

Sean p_1 y p_2 dos individuos de la población elegidos al azar, con k_1 y k_2 indicadores respectivamente.

$$p_1 \quad \boxed{i_{11} \quad i_{12} \quad i_{13} \quad \cdots \quad i_{1k_1}}$$

$$p_2 \quad \boxed{i_{21} \quad i_{22} \quad i_{23} \quad \cdots \quad i_{2k_2}}$$

En este tipo de cruzamiento se unen los indicadores de ambos padres, se eliminan los repetidos y se seleccionan k de ellos, con $k = \lfloor \frac{k_1+k_2}{2} \rfloor$, de la forma siguiente:

- Un indicador de cada grupo.
- Los restantes hasta k , se eligen al azar.

• Cruzamiento 2:CR2 (Cruzamiento de un punto)

Se selecciona un punto en cada *iset* y se intercambian los segmentos obtenidos de ambos *isets* a la izquierda de los mismos, como puede observarse en la figura siguiente:

Elegidos dos padres p_1 y p_2

$$p_1 \quad \boxed{i_{11} \quad i_{12} \quad | \quad i_{13} \quad \cdots \quad i_{1k_1}}$$

$$p_2 \quad \boxed{i_{21} \quad i_{22} \quad i_{23} \quad i_{24} \quad | \quad i_{25} \quad \cdots \quad i_{2k_2}}$$

Se obtienen mediante este cruzamiento dos hijos:

$$h_1 \quad \boxed{i_{11} \quad i_{12} \quad i_{25} \quad \cdots \quad i_{2k_2}}$$

$$h_2 \begin{array}{|c|c|c|c|c|c|c|} \hline i_{21} & i_{22} & i_{23} & i_{24} & i_{13} & \cdots & i_{1k_1} \\ \hline \end{array}$$

- Cruzamiento 3: **CR3** (Cruzamiento de n puntos)

Este operador es una generalización del anterior en el que se eligen n puntos y se intercambian los segmentos entre los puntos alternativamente. Nosotros en la práctica utilizaremos este operador para $n = 2$, cruzamiento de dos puntos. El siguiente esquema nos indica como trabaja este tipo de cruzamiento:

$$p_1 \begin{array}{|c|c|c|c|c|c|c|c|} \hline i_{11} & i_{12} & i_{13} & i_{14} & \cdots & i_{1k_1-2} & i_{1k_1-1} & i_{1k_1} \\ \hline \end{array}$$

$$p_2 \begin{array}{|c|c|c|c|c|c|c|c|} \hline i_{21} & i_{22} & i_{23} & i_{24} & i_{25} & i_{2k_2} & \cdots & i_{2k_2-1} & i_{2k_2} \\ \hline \end{array}$$

Se obtienen mediante este cruzamiento dos hijos:

$$h_1 \begin{array}{|c|c|c|c|c|c|c|c|} \hline i_{11} & i_{12} & i_{25} & i_{26} & \cdots & i_{1k_1-2} & i_{1k_1-1} & i_{1k_1} \\ \hline \end{array}$$

$$h_2 \begin{array}{|c|c|c|c|c|c|c|c|} \hline i_{13} & i_{14} & \cdots & i_{21} & i_{22} & i_{23} & i_{24} & i_{2k_2-1} & i_{2k_2} \\ \hline \end{array}$$

- Cruzamiento 4 : **CR4**

Este operador actúa a nivel de grupos. Supongamos que tenemos k grupos entre los cuales están repartidos nuestros indicadores. Elegidos dos padres p_1 y p_2 el cruzamiento entre ellos se realizará de la forma siguiente:

$$p_1 \begin{array}{|c|c|c|c|c|} \hline g_{11} & g_{12} & g_{13} & \cdots & g_{1k} \\ \hline \end{array}$$

$$p_2 \begin{array}{|c|c|c|c|c|} \hline g_{21} & g_{22} & g_{23} & \cdots & g_{2k} \\ \hline \end{array}$$

Hacemos el cruzamiento grupo a grupo. Tomamos los grupos 1 de cada padre, g_{11} y g_{21} , los sorteamos y el ganador pasa a formar parte del hijo. Supongamos que ha sido g_{21} . A continuación lo hacemos con el siguiente y así sucesivamente, obteniendo un hijo de la forma:

$$h_1 \begin{array}{|c|c|c|c|c|c|} \hline g_{21} & g_{22} & g_{13} & g_{24} & \cdots & g_{1k} \\ \hline \end{array}$$

Este tipo de cruzamiento garantiza que el hijo obtenido cumple nuestra restricción, el poseer al menos un indicador de cada grupo.

- Cruzamiento 5 : **CR5**

Este tipo de cruzamiento es parecido al **CR4**, se realiza grupo a grupo. Para cada grupo, se hace el sorteo entre los grupos y del grupo ganador se elige al azar algunos indicadores que formarán parte del hijo.

4.3 Selección evolutiva de los operadores genéticos

Los sistemas evolutivos sencillos utilizan operadores de cruzamiento y mutación únicos. Posteriormente se han introducido otros conceptos entre los que se encuentra la selección aleatoria de operadores. Una mejora ostensible es la selección dinámica de operadores en la que el sistema prima a los operadores con mayor éxito.

La selección dinámica presenta una serie de limitaciones:

- La lista de operadores se establece con el diseño del sistema.
- No se adapta a los mecanismos de la evolución de la naturaleza, ya que en ésta, al evolucionar los individuos van apareciendo nuevos operadores.

Por ejemplo, en la evolución de los vegetales, en un momento dado, surge la reproducción por esporas, apareciendo posteriormente la reproducción sexual.

En este trabajo proponemos un sistema evolutivo que emula los procesos de la naturaleza. Se considera un conjunto de operadores básicos que pueden o no poseer una serie de características.

$$P = \{p_1, p_2, \dots, p_r\}$$

dónde $p_i = (C_i, c_{i1}, \dots, c_{ij})$, $i = 1, \dots, r$, $j = r_1, \dots, r_k$.

C_i , $i = 1, \dots, r$, son operadores de cruzamiento (o de mutación)



$c_{i1}, \dots, c_{ij}, j = r_1, \dots, r_k$, son las características de los indicadores.

$$p_1 = (C_1, c_{11}, \dots, c_{1r_1})$$

$$p_2 = (C_2, c_{21}, \dots, c_{2r_2})$$

$$\vdots$$

$$p_r = (C_r, c_{r1}, \dots, c_{rr_k})$$

Estas características se pueden intercambiar entre sí permitiendo de esta forma cruzamientos, mutaciones y selección de operadores (de cruzamiento y mutación). Esto nos permite definir un sistema evolutivo en el que tenemos dos poblaciones, la población formada por las potenciales soluciones y la población de los operadores.

La existencia de cruzamientos y mutaciones entre los operadores permite una evolución paralela (más lenta), de los propios operadores. Por lo tanto tenemos dos evoluciones, la de la población y la de los operadores.

Este nuevo elemento, la evolución de los operadores, es claramente un gran avance sobre la selección dinámica ya que permite la aparición de operadores no necesariamente previstos en el diseño inicial del sistema.

4.3.1 Clasificación de indicadores

Según su relación con el estándar, los indicadores van a estar definidos de varias formas:

- a) Por medio de expresiones numéricas derivadas de mediciones directas.
- b) Como resultado de cálculos sobre mediciones.
- c) O bien definidos en forma de valoraciones.

Estos últimos llevan asociados estándares y por lo tanto implícitos juicios de valor.

La bondad del indicador se medirá en relación con el estándar asociado al mismo, representando dicho estándar un valor óptimo.

Atendiendo a este esquema los indicadores los distribuimos en tres clases, como hemos visto anteriormente:

1. **Indicadores de Estándar Óptimo.** En este grupo se encuentran todos aquellos indicadores cuya bondad se mide cuanto más cerca se encuentren al estándar establecido.
2. **Indicadores de Estándar Mínimo.** En este caso el estándar, el valor óptimo, está representado por un valor mínimo. Un indicador pertenecerá a este grupo si cumple que es mejor cuanto más supere su valor al estándar fijado.
3. **Indicadores de Estándar Máximo.** El estándar, en este caso, está representado por un valor máximo. Un indicador pertenecerá a este tipo



si cumple que es mejor cuanto menor sea su valor con respecto al estándar establecido.

Para realizar la evaluación de los indicadores debemos realizar una normalización de los mismos. Haremos que el rango en el cual se muevan los valores de dicha normalización sea entre 0 y 100.

Para cada indicador I , representaremos por v su valor y por s el estándar asociado al mismo.

Definición 4.3.1 *Para cada indicador y cada clase definimos el índice de valoración, iv , como la medida utilizada para la evaluación de los mismos.*

Para cada clase de indicadores la valoración de los mismos se realizará de una manera diferente. Así las definiciones de índice de valoración serán, atendiendo a la clasificación de indicadores efectuada anteriormente, las siguientes.

1. Indicadores de Estándar Óptimo

Definición 4.3.2 *El índice de valoración de un indicador de estándar óptimo se define de la forma:*

$$iv = 100 - |v - s|$$

Ejemplo 4.3.3 Indicador: *Alumnos de nuevo ingreso en primera opción sobre el total de alumnos de nuevo ingreso.*

$$D1 = \frac{\text{número de alumnos matriculados en primera opción} \times 100}{\text{número total de alumnos de nuevo ingreso}}$$

Fijado un estándar, que será el número deseable de matriculados en primera opción, debemos enmarcar este indicador dentro de uno de los tres tipos enunciados anteriormente. Fijémosnos que si el número de alumnos matriculados en primera opción es muy alto, mayor que el valor estándar fijado, significará que la demanda de plazas en primera opción se ha disparado. Por el contrario, si el número de matrículas es, sensiblemente menor que el estándar, puede ocurrir que no se aprovechen los recursos al máximo. Luego este indicador se considerará "bueno" si su valor es muy cercano al estándar fijado. Estamos ante un indicador de estándar óptimo.

Indice de valoración

Supongamos, que fijamos el estándar en el 90 y que el número de alumnos matriculados en primera opción sobre el total de alumnos de nuevo ingreso ha sido el 85.

$$iv = 100 - |\text{valor indicador} - Std| = 100 - |85 - 90| = 95$$

Como podemos observar es un valor muy alto dentro del rango [0, 100].

2. Indicadores de Estándar Mínimo

Definición 4.3.4 *El índice de valoración de un indicador de estándar mínimo se define de la forma:*

$$iv = \frac{1}{2}(100 - (s - v))$$

Ejemplo 4.3.5 *Indicador: Porcentaje de P.D.I doctor*

$$R2 = \frac{\text{número total de P.D.I doctores}}{\text{número total de P.D.I}} \times 100$$

Fijado un estándar y calculado el valor del indicador, si este es mayor que el estándar indicará el gran porcentaje de profesores doctores que hay en



una determinada titulación y por consiguiente en la Universidad. Luego cuanto mayor sea el valor del indicador con respecto al estándar, mejor será.

Indice de valoración

Supongamos que tenemos fijado el estándar en el 75 y que el valor obtenido para el indicador es del 85

$$iv = \frac{1}{2}(100 - (s - v)) = \frac{1}{2}(100 - (75 - 85)) = 55$$

3. Indicadores de Estándar Máximo

Definición 4.3.6 El índice de valoración de un indicador de estándar máximo se define de la forma:

$$iv = \frac{1}{2}(100 - (v - s))$$

Ejemplo 4.3.7 Indicador: Duración media de los estudios

$$R5.1 = \frac{\sum[(\text{número de años en graduarse}) \times (\text{número de alumnos graduados})]}{\text{número total de alumnos graduados}} \times 100$$

Fijado un estándar y calculado el valor del indicador, si este es menor que el estándar indicará que la duración media de los estudios es menor que la establecida por el mismo, luego cuanto menor sea el valor del indicador con respecto al estándar, mejor será.

Indice de valoración

Supongamos que tenemos fijado el estándar en 8 años como la duración media de los estudios y que el valor obtenido para el indicador es de 6 años.

$$iv = \frac{1}{2}(100 - (v - s)) = \frac{1}{2}(100 - (6 - 8)) = 51$$

Cuanto mayor sea el índice de valoración, mayor bondad poseerá el indicador que se está evaluando.



4.4 El Algoritmo

El algoritmo evolutivo que hemos diseñado para resolver el problema de la selección de indicadores parte de una población cuyos individuos *isets*, son todas las posibles soluciones del problema.

Como hemos mencionado a lo largo de este trabajo estos individuos poseen una restricción, cada uno de ellos contiene al menos un indicador de cada grupo.

El algoritmo que presentamos queda descrito de la forma siguiente:

- Se eligen los parámetros del sistema como, tamaño de la población, número de generaciones, probabilidad de cruzamiento.
- Se genera aleatoriamente la población inicial.
- Se evalúa cada individuo de dicha población, esta evaluación se realiza como sigue:
 - Tomamos cada indicador del *iset* correspondiente y para cada conjunto de datos obtenemos una evaluación del mismo. La evaluación del indicador será la media de todas las evaluaciones efectuadas.
 - La evaluación del *iset*, $eval(iset)$, será un vector con tantas componentes como grupos haya.

$$eval(iset) = (v_1, \dots, v_N)$$

$v_i \in [0, 100]$, $i = 1, \dots, N$, siendo N el número de grupos.

Cada componente v_i será la media de las evaluaciones de los indicadores del grupo i -ésimo.

- El conjunto total de todos los indicadores poseerá una evaluación

$$\boxed{\text{eval}(\text{iset}T) = (v_{T_1}, \dots, v_{T_N})}$$

- La bondad, \mathbf{b} , de un *iset*, vendrá determinada por la norma:

$$\boxed{\mathbf{b} = \|(\mathbf{v}_1, \dots, \mathbf{v}_N) - (\mathbf{v}_{T_1}, \dots, \mathbf{v}_{T_N})\|}$$

Cuanto más pequeño sea \mathbf{b} , más cerca estará el *iset* del óptimo.

Ahora bien, la elaboración y obtención de la solución de nuestro problema está afectado por un coste, íntimamente unido a la obtención y explotación de los datos. Cada dato lleva asociado su coste, por lo tanto la obtención del valor de un indicador conlleva un coste.

Dado un *iset*, el coste asignado, \mathbf{c} vendrá dado por:

$$\boxed{\mathbf{c} = \sum_{i=1}^n \mathbf{c}_i}$$

siendo n el número de indicadores que posee el *iset* dado y c_i coste del indicador i , $i = 1, \dots, n$.

Teniendo en cuenta lo anteriormente expuesto y dado que el máximo valor que puede tomar \mathbf{b} es:

$$\boxed{\text{máx}(\mathbf{b}) = \sqrt{100^2 N}}$$

el mejor *iset*, es decir el individuo mejor adaptado, será aquel que minimice la siguiente función:

$$\boxed{100 - \frac{100}{2} \left(\frac{b\epsilon}{100\sqrt{N}} + \frac{(100-\epsilon) \sum_{i=1}^n c_i}{c_T} \right)}$$

donde c_T es el coste del *iset* total.

Es decir, aquel *iset* que minimice costes y maximice la información, además, siendo aquel *iset* que nos ofrezca una información parecida a la que nos proporciona el conjunto total en poco tiempo.

- En cada generación los padres se someten a un proceso de cruzamiento, obteniendo a partir de ellos nuevos hijos que contienen información genética de ambos.

En nuestro sistema aplicamos las estrategias de cruzamiento, expuestas anteriormente. Los individuos de la población se cruzan hasta obtener una población duplicada y a continuación, el sistema selecciona a los individuos que pasan a la siguiente generación.

De la misma forma algunos individuos de la población son mutados con una determinada probabilidad.

- Una vez efectuados los procesos de cruzamiento y mutación la población vuelve a ser evaluada y el sistema selecciona una nueva población.
- El proceso se realiza tantas veces como número de generaciones se hayan establecido de antemano.
- El Algoritmo devuelve al final del proceso el *iset* mejor adaptado, es decir aquel que más se aproxima al óptimo [21]

4.4.1 Convergencia del Algoritmo Evolutivo

Los Algoritmos Genéticos convencionales trabajan con poblaciones cuyos individuos están representados por cadenas de bits. En nuestro sistema evolutivo los individuos de la población, *iset*, son conjuntos de indicadores.

El algoritmo evolutivo trabaja con una población distinta en cada iteración del mismo. Por ello cabe esperar que el algoritmo conveja hacia una población donde sus individuos sean muy parecidos y en el infinito se reduzca a uno solo.

Podría pensarse que los operadores genéticos introducidos en el algoritmo evolutivo, como son la selección, el cruzamiento y la mutación, introducen nuevos individuos en la población solamente por azar. Nada más lejos de la realidad,

Holland en 1975 desarrolló la Teoría de los Esquemas para justificar la convergencia de los Algoritmos Genéticos en el caso de cadenas binarias. Esta teoría se basa en considerar que una cadena es el representante de un esquema (hiperplano o subconjunto del espacio de búsqueda), interpretando la búsqueda de soluciones en lugar de entre cadenas, entre esquemas [21].

Nosotros vamos a aplicar dicha teoría a nuestro problema y justificamos la convergencia de la forma siguiente, donde el papel de las cadenas, en nuestro problema, lo realizan los *isets* y los bits son reemplazados por los indicadores.

Definición 4.4.1 *Un esquema I es un patrón que describe un conjunto de cromosomas los cuales poseen similitudes en algunas de sus posiciones.*

Para construir un esquema se utiliza el símbolo $*$.

Ejemplo 4.4.2 *Situémosnos en el caso más sencillo que se puede presentar en nuestro problema.*

Supongamos que el conjunto de indicadores está distribuido en cinco grupos, g_1, g_2, g_3, g_4 y g_5 , donde

$$g_1 = \{i_{11}, i_{12}, i_{13}, i_{14}\}$$

$$g_2 = \{i_{21}, i_{22}, i_{23}, i_{24}, i_{25}\}$$

$$g_3 = \{i_{31}, i_{32}, i_{33}\}$$

$$g_4 = \{i_{41}, i_{42}, i_{43}\}$$

$$g_5 = \{i_{51}, i_{52}\}$$



Además los isets poseen solamente un indicador de cada grupo. Consideremos entonces el siguiente esquema:

$$I = \{i_{11}, i_{25}, *, i_{42}, *\}$$

Este patrón nos conduce a 3×2 isets, los cuales contienen iguales las posiciones 1, 2 y 4, éstos serán:

$$I_1 = \{i_{11}, i_{25}, i_{31}, i_{42}, i_{51}\}$$

$$I_2 = \{i_{11}, i_{25}, i_{31}, i_{42}, i_{52}\}$$

$$I_3 = \{i_{11}, i_{25}, i_{32}, i_{42}, i_{51}\}$$

$$I_4 = \{i_{11}, i_{25}, i_{32}, i_{42}, i_{52}\}$$

$$I_5 = \{i_{11}, i_{25}, i_{33}, i_{42}, i_{51}\}$$

$$I_6 = \{i_{11}, i_{25}, i_{33}, i_{42}, i_{52}\}$$

Los esquemas poseen dos propiedades fundamentales en función de las cuales se formula el Teorema del Esquema como son el orden y la longitud de un esquema.

Definición 4.4.3 Sea I un esquema, el orden de I , $\mathbf{o}(I)$, es el número de indicadores presentes en el esquema I .

Definición 4.4.4 Dado un esquema I , la longitud de I , $\delta(I)$ es la distancia que existe entre la primera y última posición del esquema que no sean $*$.

Ejemplo 4.4.5 Consideremos los esquemas

Esquema	Orden	Longitud
$I_1 = \{i_{11}, i_{21}, *, i_{41}, *\}$	$\mathbf{o}(I_1) = 3$	$\delta(I_1) = 4 - 1 = 3$
$I_2 = \{*, i_{21}, *, i_{41}, *\}$	$\mathbf{o}(I_2) = 2$	$\delta(I_2) = 4 - 2 = 2$
$I_3 = \{i_{11}, *, *, *, i_{51}\}$	$\mathbf{o}(I_3) = 2$	$\delta(I_3) = 5 - 1 = 4$

La longitud representa la densidad de la información contenida en un esquema. Las definiciones de longitud y orden son muy útiles cuando se calculan las probabilidades de supervivencia de un esquema cuando se le aplican operadores de cruzamiento y mutación respectivamente.

Definición 4.4.6 Consideremos un esquema I , y una población de N isets en la generación t , $P(t) = \{iset_1, \dots, iset_N\}$.

Definimos:

1. $\psi(I, t)$: número de isets que pertenecen al esquema I .
2. $\bar{f}(I, t)$: media de la aptitud de los $\psi(I, t)$ isets.

$$\bar{f}(I, t) = \frac{1}{p} \sum_{j=1}^p f(iset_{ij}) \quad p = \psi(I, t)$$

El siguiente paso será estudiar la probabilidad de supervivencia de un esquema I cuando se aplican los operadores genéticos sobre la población.



4.4.2 Efectos de los operadores genéticos sobre los esquemas

- **Análisis del efecto de la selección**

La probabilidad de que un *iset*, que pertenece a la población de la generación t , forme parte de la generación $t + 1$ es:

$$p(\text{iset}_i) = \frac{f(\text{iset}_i)}{F(t)} \quad F(t) = \sum_{i=1}^N f(\text{iset}_i)$$

De la misma forma, la probabilidad de que los *isets* que pertenecen al esquema I formen parte de la siguiente generación es:

$$p \frac{\bar{f}(I, t)}{F(t)} = \psi(I, t) \frac{\bar{f}(I, t)}{F(t)}$$

Por lo tanto el número esperado de *isets* que pertenecen al esquema I , en la generación $t + 1$ es:

$$\psi(I, t + 1) = N \psi(I, t) \frac{\bar{f}(I, t)}{F(t)} = \psi(I, t) \frac{\bar{f}(I, t)}{\bar{F}(t)} [1]$$

$$\bar{F}(t) = \frac{\sum_{i=1}^N f(\text{iset}_i)}{N}$$

Luego, en la próxima generación, según vemos en [1], el número de isets que pertenecen al esquema I en la generación $t + 1$ con respecto al de la generación t , aumenta si la relación de aptitud media es mayor que uno y disminuye en caso contrario. Es decir, aquellos esquemas que poseen aptitudes por encima de la media tienden a aumentar en las siguientes generaciones.

- **Análisis del efecto de la operación cruzamiento**

Consideremos el cruzamiento de dos individuos por un punto. En general si tenemos un *iset* con m indicadores, los puntos de cruzamiento pueden ser seleccionados entre $m - 1$ sitios posibles. Por lo tanto esto implica que las probabilidades de destrucción y supervivencia de un esquema I cuando un cruzamiento serán:

$$p_d(I) = \frac{\delta(I)}{m-1} \quad p_s(I) = 1 - \frac{\delta(I)}{m-1}$$

Tengamos en cuenta que solo unos cuantos *isets* son elegidos para el cruzamiento. Supongamos que la probabilidad de cruzamiento es p_c , de esta forma tenemos:

$$p_s = 1 - p_c \frac{\delta(I)}{m-1}$$

Ahora bien, puede ocurrir que en un momento determinado los padres puedan recuperar parte de un esquema destruido por el cruzamiento, por lo cual se cumple:

$$p_s \geq 1 - p_c \frac{\delta(I)}{m-1} \quad [2]$$

Por lo tanto, los esquemas cortos tienen mayor probabilidad de supervivencia después del cruzamiento.

Si combinamos el efecto de la selección y del cruzamiento obtenemos una nueva forma del esquema de reproducción:

$$\psi(I, t+1) \geq \psi(I, t) \cdot \frac{\bar{f}(I, t)}{\bar{f}(t)} \cdot [1 - p_c \frac{\delta(I)}{m-1}] \quad [3]$$

La expresión [3] expresa el número esperado de *isets* de un esquema en la siguiente generación como una función del actual número de *isets* en el esquema y en función de la aptitud del esquema y de su longitud.

- **Efectos de la operación mutación**

El operador mutación cambia aleatoriamente una posición de un *iset* con una probabilidad p_m . Por lo tanto que un indicador (posición) sobreviva a la mutación lo hará con una probabilidad $1 - p_m$.

Cada mutación es independiente una de otra, por lo tanto la probabilidad de que un esquema sobreviva a una mutación es:

$$p_s = (1 - p_m)^{O(I)} \quad [4]$$



Ya que la probabilidad de mutación es muy pequeña, podemos decir que:

$$p_s \approx (1 - p_m)^{O(I)}$$

Combinando los efectos de la selección, cruzamiento y mutación obtenemos una nueva forma del esquema de reproducción, dado por la ecuación:

$$\psi(I, t + 1) \geq \psi(I, t) \cdot \frac{\bar{f}(I, t)}{\bar{F}(t)} \cdot [1 - p_c \frac{\delta(I)}{m-1} - o(I)p_m] \quad [5]$$

La mutación introduce más diversidad en la población. Ahora bien, como podemos observar en [5], *el efecto del operador mutación en un esquema no es significativo si el esquema posee un orden bajo.*

El resultado final dado por [5] podemos enunciarlo como.

Teorema 4.4.7 *Teorema del Esquema*

Los esquemas pequeños, de bajo orden y con aptitudes mayores que el promedio presentan un incremento exponencial de representantes en las siguientes generaciones.

4.5 Resultados

Hemos realizado un conjunto de experimentos utilizando diferentes parámetros, distintos valores en el número de individuos de la población así como en el número de generaciones. Se ha aplicado la selección dinámica de operadores, obteniéndose de esta forma mayor rapidez en la convergencia.

El Sistema Evolutivo diseñado anteriormente está desarrollado en Visual C# y utilizando un sistema de almacenamiento de datos basado en XML.

Los datos que presentan las tablas por columnas son:

Solución : Solución obtenida

C: Coste de la solución

A: Adecuación de la solución

E: Error

C[0],C[1],C[2],C[3]: Operadores de cruzamiento. Número de veces que se realizan cada uno de ellos.

M[0],M[1],M[2]: Operadores de mutación. Número de veces que se realizan cada una de las mutaciones.



Id	Solución	C	A	E	C[0]	C[1]	C[2]	C[3]	M[0]	M[1]	M[2]
518	AIT-ALE-DIOT-IPDITC-MOI-ORT-TC	437.33	89.92	9.64	11	41	23	0	0	0	1
271	AIT-DIOT-IPFC-MOI-PS-TC	489.00	89.90	4.57	19	56	0	0	0	0	0
1125	AIT-ALE-DPOT-IPDITC-MOI-ORT-TC	437.33	89.92	9.64	75	0	0	0	2	4	0
635	AIT-ALE-DIOT-IPDITC-MOI-ORT-TC	437.33	89.92	9.64	0	0	75	0	3	0	1
1270	AIT-ALE-DIOT-IPDITC-MOI-ORT-TC	437.33	89.92	9.64	0	19	56	0	0	0	1
1425	AIT-ALE-DIOT-IPDITC-MOI-ORT-TC	437.33	89.92	9.64	6	0	69	0	0	0	0
1572	AIT-ALE-AT-DPOT-IPDIF-MOI-TC	442.33	89.56	11.06	0	0	0	75	69	5	1
1683	AIT-DIOT-IPFC-MOI-PS-TC	489.00	89.90	4.57	19	23	33	0	1	0	0
2267	AIT-ALE-DPOT-IPFC-NIPO-PPE	479.00	88.97	10.53	75	0	0	0	5	0	0
2408	AIT-DIOT-IPFC-MOI-PS-TC	489.00	89.90	4.57	38	37	0	0	1	2	0
2577	AIT-ALE-DIOT-IPDITC-MOI-ORT-TC	437.33	89.92	9.64	5	45	25	0	0	0	0
2689	AIT-DPOT-IPFC-MOI-PS-TC	489.00	89.90	4.57	75	0	0	0	3	3	1
3107	AIT-ALE-DIOT-IPDITC-MOI-ORT-TC	437.33	89.92	9.64	0	75	0	0	2	0	1
3241	AIT-ALE-DIOT-IPDITC-MOI-ORT-TC	437.33	89.92	9.64	0	0	75	0	0	0	1
3447	AIT-ALE-DIOT-IPDITC-MOI-ORT-TC	437.33	89.92	9.64	36	44	20	0	0	1	0
3514	AIT-ALE-DIOT-IPDITC-MOI-ORT-TC	437.33	89.92	9.64	0	0	100	0	1	1	1
3547	AIT-ALE-DIOT-IPFC-MOI-TC	459.00	89.01	12.27	100	0	0	0	1	4	1
3835	AIT-ALE-DIOT-IPFC-MOI-TC	459.00	89.66	8.84	100	0	0	0	3	4	0

Tabla 4.1

- Los siete primeros ensayos de la Tabla 4.1 se han realizado con una población de 75 individuos y 50 generaciones. Se han contemplado todas las estrategias de mutación, haciendo variar las de cruzamiento.
 - En (518) se han considerado todos los cruzamientos. La solución se ha obtenido con el C[0], en la generación 6.
 - En (271) se han aplicado los cruzamientos C[0] y C[1]. La solución se obtuvo con el C[1] en la generación 4.
 - En (1125) sólo se efectuó el cruzamiento C[0], apareciendo la solución en la generación 6.
 - En (635) se efectuaron los cruzamientos C[2] y C[3], obteniendo la solución en la generación 26 con el cruzamiento C[2].
 - En (1270) se realizan los cruzamientos C[1] y C[2]. Se obtiene la solución en la generación 6, con el cruzamiento C[1].
 - En (1425) se consideran los cruzamientos C[0] y C[2], obteniéndose la solución con C[2] en la generación 8.
 - En (1572) se considera solamente el cruzamiento C[3]. Se observa que la solución tarda más tiempo en aparecer, esta se obtiene en la generación 36 y con la participación de M[0].

Podemos observar como la estrategia de cruzamiento C[3] no es contemplada por el sistema frente a las restantes, es el cruzamiento menos relevante en el proceso. El sistema le asigna una calificación más baja que al resto de los operadores. Es más cuando se aplica exclusivamente C[3] la solución que se obtiene es la menos adecuada de todas.

Con respecto a las soluciones obtenidas podemos comprobar como el sistema en el 89% de los casos converge a la misma solución, siendo ésta la más adecuada y la de menor coste.

- Los siguientes siete ensayos, (1683), (2267), (2408), (2577), (2689), (3107) y (3241) se han efectuado también con un tamaño de población y número de generaciones iguales a 75 y 50 respectivamente. En estos casos se han variado tanto las estrategias de cruzamiento como las de mutación.
- Los últimos cuatro ensayos se han realizado con tamaño de población y número de generaciones igual a 100. Se han contemplado todas las estrategias de mutación, haciendo variar las de cruzamiento.

Observemos que en (3447), utilizándose todos los cruzamientos, se ha obtenido la misma solución que en el primer caso (518). En cualquiera de los casos sigue repitiéndose como solución más adecuada y de menor coste la misma que en los casos anteriores.

4.5.1 El Sistema Evolutivo y la toma de decisiones

En las Tablas 4.2 y 4.3 mostramos como el sistema puede ser y es de gran ayuda en el proceso de tomas de decisiones. Hemos efectuado varios ensayos llegando a los siguiente resultados.

En la Tabla 4.2 se ha ignorado cota alguna para los costes. Se han permitido a la vez, en todos los experimentos , todos los cruces y todas las mutaciones y con un tamaño de población y número de generaciones igual a 100.



Los ensayos que hemos realizado son:

1. **Error mínimo - Máximo coste**

El sistema en este caso nos da la solución más adecuada con el error más pequeño posible, pero con un coste más alto.

Como podemos observar en la primera fila de la Tabla 4.2, el error lo sitúa en 9.6 y el coste en 437.33. La solución que obtenemos en este caso posee una adecuación igual a 79.80.

2. **Error Máximo - Mínimo coste**

Queremos encontrar la solución mejor adaptada de forma que sea de coste mínimo aunque el error aumente.

En este caso la solución que nos ofrece el sistema posee una adecuación del 72.22, como podemos observar en la segunda fila de la Tabla 4.2, con un error de 32.93 y un coste de 367.3.

Podemos afirmar, que con los tamaños de población y número de generaciones establecidos el error y el coste varían en los siguientes rangos:

$$E \in [9.6, 32.93] \text{ y } C \in [367.3, 437.3]$$

3. **Error y coste medios**

La solución mostrada en la tercera fila de la Tabla 4.2 posee una adecuación del 74.85, con un error y un coste de 19.78 y 377.3 respectivamente.

En las filas cuarta y quinta de la Tabla 4.2 se presentan los experimentos con un error entre 0 y el 25% y entre el 75% y 100% respectivamente.

Con los resultados obtenidos en la Tabla 4.2 siempre podemos tener una valiosa información acerca de cual es la solución que más nos conviene en función del error y del coste de la misma.

Pueden existir casos en los cuales nos interese obtener una muy buena solución, aunque sea más costosa, y otras sí nos importa el coste de la misma y

con una solución menos adecuada podamos tomar la decisión acertada con un coste más bajo.

Id	Solución	C	A	E	C[0]	C[1]	C[2]	C[3]	M[0]	M[1]	M[2]
541	AIT-ALE-DIOT-IPDITC-MOI-ORT-TC	437.33	79.80	9.64	5	35	35	0	0	0	1
317	AIT-ALE-DIOT-MOI-PPAS-PPE	367.33	72.22	32.93	0	42	33	0	2	1	1
668	AIT-ALE-DIOT-IPDITC-MOI-TC	377.33	74.85	19.78	1	45	29	0	1	1	1
562	AIT-ALE-DIOT-IPDITC-MOI-ORT-TC	437.33	76.59	9.64	17	37	21	0	0	0	0
694	AIT-ALE-DIOT-IPDITC-MOI-TC	377.33	73.16	19.78	16	36	23	0	0	4	1

Tabla 4.2

En la Tabla 4.3 presentamos otro enfoque del problema, en este caso consideramos una cota para el coste.

En estos ensayos seguimos considerando el tamaño de la población y número de generaciones igual a 100, así como todas las estrategias de cruzamiento y mutación.

1. Máximo coste 400

Queremos saber cual es la solución que nos ofrece el sistema con un coste máximo de 400 unidades monetarias. La fila (473) de la Tabla 4.3 nos da una solución con una adecuación del 74.85, un error de 19.78 y un coste de 377.3.

2. Máximo coste 500

En este caso tenemos 500 unidades monetarias y la solución que nos ofrece el sistema posee una adecuación del 89.92, un error de 9.64 y un coste de 437.3, como podemos observar en (611)

3. Máximo coste 600

En este caso aparece la misma solución que la anterior y el coste de la misma es de 437.3, luego es la de mayor coste, (951).



4. **Máximo coste 300**

Disponemos de 300 unidades monetarias y cuando obtenemos la solución, fila (760) y (728), que se corresponde con una disponibilidad de 350 unidades, de la Tabla 4.3, vemos que con dicha cantidad, 300 unidades, no podemos obtener ninguna solución. La solución que se obtiene posee un coste de 377.3 unidades monetarias, luego la menor disponibilidad que debemos tener es de dicha cantidad para encontrar una solución.

Los últimos resultados presentados en de la Tabla 4.3 corresponden a los siguientes experimentos

1. **Mínimo error - Máximo coste 600**

En este caso queremos obtener una solución, cuyo coste máximo sea de 600 unidades y sea la de menor error.

El sistema nos ofrece una solución con una adecuación del 99.30, un coste de 574 unidades y un error del 1.85, como podemos ver en la fila (1183) de la Tabla 4.3.

2. **Mínimo error - Máximo coste 500**

La disponibilidad que poseemos en este caso es de 500 unidades. La solución obtenida, fila (1703) de la Tabla 4.3, posee una adecuación del 98.27, un error de 4.57 y un coste de 489.

3. **Mínimo error - Máximo coste 400**

Si observamos la fila (1702) podemos ver como no podemos obtener una solución cuyo coste no exceda a las 400 unidades de las que disponemos. Como mínimo debemos invertir 437.33 unidades, para obtener una solución con el menor error posible.

Id	Solución	C	A	E	C[0]	C[1]	C[2]	C[3]	M[0]	M[1]	M[2]
473	AIT-ALE-DIOT-IPDITC-MOI-TC	377.33	74.85	19.78	25	17	58	0	3	1	1
611	AIT-ALE-DIOT-IPDITC-MOI-ORT-TC	437.33	89.92	9.64	18	55	27	0	0	0	0
760	AIT-ALE-DIOT-IPDITC-MOI-TC	377.33	86.22	19.78	29	42	29	0	2	0	1
728	AIT-ALE-DIOT-IPDITC-MOI-TC	377.33	88.11	19.78	22	25	53	0	0	0	1
951	AIT-ALE-DIOT-IPDITC-MOI-ORT-TC	437.33	89.92	9.64	20	29	51	0	2	0	0
1183	AIT-DIOT-DPOT-GP-IPFC-MI-PS	574.00	99.30	1.85	59	17	24	0	1	0	3
1703	AIT-DIOT-IPFC-MOI-PS-TC	489.00	98.27	4.57	64	29	7	0	0	1	2
1702	AIT-ALE-DIOT-IPDITC-MOI-ORT-TC	437.33	94.95	9.64	21	35	44	0	0	0	0
1935	AIT-ALE-DIOT-MOI-PPAS-PPE	367.33	86.13	32.93	4	51	45	0	2	0	1
2016	AIT-ALE-DIOT-MOI-PPAS-PPE	367.33	86.13	32.93	0	53	47	0	1	0	0
2081	AIT-ALE-DIOT-MOI-PPAS-PPE	367.33	86.13	32.93	7	68	25	0	2	1	0

Tabla 4.3

4.6 Conclusiones y futuras aportaciones

En el trabajo presente se ha diseñado y estudiado un sistema evolutivo para resolver el Problema de la Selección de Indicadores. Problema de gran importancia práctica, económica y social.

En una primera instancia hemos situado el problema PSI como un problema de naturaleza no polinomial y con dos vertientes, el PSI de decisión y el PSI de optimización, demostrando que ambos son problemas NP-completos, comprobando esta afirmación haciendo la reducción de ambos a sendos problemas de decisión y optimización del problema del coloreado de un grafo.

Hemos introducido la selección dinámica de los operadores genéticos en el sistema, comprobando la rapidez de la convergencia del mismo.

Así mismo se ha estudiado la convergencia del algoritmo haciendo una adaptación del teorema del esquema al caso de nuestro problema, donde los individuos no son cadenas binarias sino subconjuntos de indicadores, individuos de la población de nuestro algoritmo y que poseen la misma estructura que las posibles soluciones del problema a resolver.

Queremos hacer resaltar la innovación presentada en nuestro sistema como es la evolución de la población integrada por los operadores genéticos y la evolución paralela de las dos poblaciones del sistema, una la de las posibles soluciones del problema y la otra la de los operadores, ofreciendo una riqueza teórica y práctica del modelo construido.

De la misma forma queremos resaltar la importancia de nuestro trabajo en los procesos de toma de decisiones. Creemos que es una herramienta muy valiosa en el ámbito de la educación superior y en particular de las instituciones univer-

sitarias. Hemos mencionado en algunos momentos del presente trabajo la gran importancia económica y social de este estudio y el gran interés que tiene en estos momentos en los cuales se buscan mecanismos para la evaluación de los sistemas universitarios, y posterior toma de decisiones, siendo una de las herramientas, no la única, para la misma el diseño de sistemas de indicadores que proporcionen una visión de la realidad y que el coste de dichos sistemas y posterior implantación conlleve el menor coste posible.

El sistema diseñado es muy flexible, en el sentido que puede ser aplicado a cualquier otro problema que presente las mismas características que el nuestro con leves modificaciones.

Con respecto a los futuros trabajos que se pueden abordar, citaremos entre otros.

- Análisis de la sensibilidad del sistema, evolución del sistema si se varía el estándar. Estudio del intervalo en el que puede variar el estándar y la solución no sufra cambios ostensibles.
- Comparación de los resultados obtenidos mediante Algoritmos Evolutivos con la aplicación de Redes Neuronales, tales como el Perceptrón Multicapas.
- Estudio y aplicación del modelo al problema de la evaluación de la investigación.
- Aplicación del sistema al problema de la asignación de recursos financieros en el sistema superior de educación, en particular en la institución universitaria.



Capítulo 5.

Apéndice



Capítulo 5.

Apéndice

Glosario de Términos

ABIT: Alumnos becarios de la titulación.

ABIU: Alumnos becarios de investigación de la Universidad.

AE: Alumnos extranjeros.

AET: Alumnos Erasmus de la titulación.

AEU: Alumnos Erasmus de la Universidad.

AFE: Alumnos que finalizan sus estudios en el tiempo oficial.

AIEI: Aulas de informática en el centro.

AIOU: Aulas de informática del mismo centro en otras universidades.

AMNI: Alumnos matriculados de nuevo ingreso.

AMPO: Alumnos matriculados en primera opción.

ANIX: Alumnos que comenzaron sus estudios en el año x

APC: Alumnos matriculados en el primer ciclo.

APPO: Alumnos preinscritos en primera opción(en cada rama)

ART: Alumnos que realizan sus estudios trabajando.

ASC: Alumnos matriculados en el segundo ciclo.

CE: Créditos realizados en empresas.

CT: Créditos totales del plan de estudios

CTLC: Créditos totales de libre configuración

CTOP: Créditos totales optativos.

CTP: Créditos totales prácticos requeridos.
CTT: Créditos requeridos para la obtención del título.
DUQ: Doctores del último quinquenio.
GMC: Gastos de mantenimiento.
GPU: Gastos de personal de la Universidad.
GT: Grupos de teoría de la titulación.
GTG: Grupos de teoría grandes.
GTP: Grupos de teoría pequeños.
IGAI: Ingresos generados por actividades investigadoras.
IGPS: Ingresos generados por prestación de servicios.
MCA: Media de créditos por año.
NTC: Número total de contratos en todas las ramas.
NTCR: Número total de contratos realizados en una rama.
NTMC: Número total de matriculados en la comunidad Andaluza.
NTOC: Número total de alumnos de otras comunidades.
NTPO: Número total de plazas en todas las ramas.
NTPR: Número total de plazas en una rama.
NTR: Número de titulaciones ofertadas en cada rama.
NTS: Número total de sexenios.
NTSP: Número total de sexenios posibles.
NTT: Número total de titulaciones.
NTTCU: Número total de titulaciones del catálogo de Universidades.
PAS: Personal de administración y servicios.
PDFP: Profesor doctor funcionario que imparte docencia en el primer curso.
PDFT: Profesores doctores funcionarios totales.
PDI: Profesor docente e investigador.
PDID: PDI doctor.
PDIF: PDI funcionario.
PDITC: PDI a tiempo completo.
PFC: Profesores de la titulación que dirigen proyectos fin de carrera.
PFCU: Profesores totales de la universidad que dirigen proyectos fin de carrea.
PO: Número total de plazas ofertadas.
PP: Profesores de primer curso.
PPEU: Precios públicos de las enseñanzas.
PT: Profesores funcionarios totales.

TA: Total de alumnos de la titulación.
 TAP: Total alumnos matriculados por primera vez en primero.
 TCM: Total de créditos matriculados.
 TCP: Total de créditos presentados a examen.
 TCS: Total de créditos superados durante el curso.
 TCU: Transferencias corrientes de la administración a la Universidad.
 TGCU: Total de gastos corrientes de la Universidad.
 TICU: Total de ingresos corrientes de la Universidad.
 TINF: Total ingresos no financieros.
 OU: Oferta Universitaria.
 DU: Demanda Universitaria.
 RH: Recursos humanos.
 RF: Recursos financieros.
 RFI: Recursos físicos.
 PR: Procesos.
 RE: Resultados.

PSI: Problema de selección de indicadores.
 PCG: Problema de coloreado de un grafo.
 SE: Sistema evolutivo.
 AG: Algoritmo genético.
 iset: Subconjunto de indicadores. Individuo de la población del sistema evolutivo.

Indicadores. Formulación

DIOT: Distribución interna de la oferta de titulaciones

$$DIOT = 100 * NTR/NTT$$

DPOT: Distribución porcentual de la oferta de titulaciones

$$DPOT = 100 * NTR/NTTCU$$



NIPO: Nuevo ingreso en 1 opción sobre el total de nuevo ingreso

$$NIPO = 100 * AMPO/AMNI$$

MI: Movilidad interautonómica de alumnos

$$MI = 100 * NTOC/NTMC$$

MOI: Movilidad internacional

$$MOI = 100 * AE/TA$$

IPDITC: PDI a tiempo completo

$$IPDITC = 100 * PDITC/PDI$$

IPDID: PDI doctores

$$IPDID = 100 * PDID/PDI$$

IPDIF: PDI funcionario

$$IPDIF = 100 * PDIF/PDI$$

PPAS: Proporción de PAS respecto del total personal

$$PPAS = 100 * PAS/(PAS + PDI)$$

TC: Transferencias corrientes de las administraciones Públicas sobre el total de ingresos corrientes

$$TC = 100 * TCU/TICU$$

PPE: Precios Públicos de enseñanzas sobre el total de ingresos corrientes

$$PPE = 100 * PPEU/TICU$$

IPS: Ingresos generados por prestación sobre el total de ingresos corrientes

$$IPS = 100 * IGPS/TICU$$

IAI: Ingresos generados por la actividad investigadora sobre el total de ingresos no financieros

$$IAI = 100 * IGAI/TINF$$

GP: Gastos de personal sobre el total de gastos corrientes

$$GP = 100 * GPU/TGCU$$

GM: Gastos de mantenimiento sobre el total de gastos corrientes

$$GM = 100 * GMC/TGCU$$

ORT: Optatividad requerida de la titulación

$$ORT = 100 * (CTLG + CTOP)/CTT$$

PE: Prácticas en empresas del plan de estudios

$$PE = 100 * CE/CTT$$

GGT: Grupos grandes de teoría

$$GGT = GTG/GT * 100$$

GPT: Grupos pequeños de teoría

$$GPT = GTP/GT * 100$$

DPDF: Dedicación del Profesorado doctor funcionario al 1 curso del primer ciclo

$$DPDF = 100 * ((PDFP/PP)/(PDFT/PT))$$

TR: Tasa de rendimiento

$$TR = 100 * TCS/TCM$$

TE: Tasa de éxito

$$TE = 100 * TCS/TCP$$

TG: Tasa de graduación

$$TG = 100 * AFE/ANIX$$

PS: Proporción de sexenios

$$PS = NTS/NTSP * 100$$



PD: Producción de doctores

$$PD = 100 * DUQ/PDID$$

IPFC: Porcentaje de profesores de una titulación que dirige proyectos fin de carrera respecto de todas las titulaciones de la universidad

$$IPFC = 100 * PFC/PFCU$$

BI: Proporción de becarios de investigación de una titulación respecto del total de la universidad

$$BI = 100 * ABIT/ABIU$$

ALE: Proporción de Erasmus de una titulación respecto del total de la universidad

$$ALE = 100 * AET/AEU$$

AT: Proporción de Alumnos que realizan sus estudios trabajando

$$AT = 100 * ART/TA$$

AIT: Proporción de aulas de informática de una titulación

$$AIT = 100 * AIEI/AIOU$$

Bibliografía

- [1] CARRASCO, M.P,PATO, M.V., Mutiobjetive Genetic Algorithm for Class-Teacher Timetabling Problem, *PATAT 2000*, LNAI2079, Springer-Verlag, 2001. pp. 3-17.
- [2] CERNY, V. Thermodynamical Approach to the Traveling Salesman Problem: An efficient Simulation Algorithm *J. Opt.Theory Appl.* **45**, 1,41-51, 1985.
- [3] CHU, P.C, BEASTEY, J.E., Constraint Handling in Genetic Algoritm: The set Partitioning Problem, *Journal of Heuristics* , Kluwer Academic Publisher, 4(4), 1998, 323-357.
- [4] CHU, P.C, BEASTEY, J.E., A Genetic Algoritm for the Multidimensional Knapsack Problem, *Journal of Heuristics* , Kluwer Academic Publisher, 4(1), 1998, 63-83.
- [5] COOPER, T.B, KINGSTON, J.H., The Complexity of Timetable Construction Problems. Proceedings of the first International Conference on the Practice and Theory of Automated Timetabling. ICPTAT95.
- [6] DAVIS, L.,(EDITOR) Genetic Algorithms and Simulated Annealing, *Morgan Kaufmann Publishers*, San Mateo, CA, 1987.
- [7] DAVIS, L.,(EDITOR) Handbook of Genetic Algorithms, *an Nostrand Reinhold*, New York, 1991.
- [8] DE JONG, K.A (EDITOR)., *Evolutionary Computation Mit Press*, 1993.



-
- [9] DÍAZ, A., GLOVER, F., GAHZIRI, H. M., GONZÁLEZ, J.L., LAGUNA M., MOSCATO P., TSENG, F.T., Optimización Heurística y Redes Neuronales *Paraninfo*, 1996.
- [10] DREZNER, Z., HAMACHER, H.W., (EDS) Facility Location. Applications and Theory. *Springer*, 2002.
- [11] EIBEN, A.E., VAN DER HAUW, J.K., VAN HEMERT, J.I., Graph Coloring with Adaptive Evolutionary Algorithm, *Journal of Heuristics*, Kluwer Academic Publisher, 4(1), 1998, 25-46.
- [12] ESHELMAN, L.J., Proceedings of the Sixth International Conference on Genetic Algorithms, *Morgan Kaufmann*, San Marco, CA, 1995.
- [13] FEO, T.A., AND, RESENDE, M.G.C., "Greedy randomized adaptive search procedures". *Journal of Global Optimization*, 6, 1995, 109-133.
- [14] FOGEL, L.J., OWENS A.J., AND WALSH, M.J., Artificial Intelligence through Simulated Evolution, *Jhon Wiley*, New York, 1996.
- [15] FOGEL, D.B., ATMAR, W., Proceedings of the First Annual Conference on Evolutionary Programming, *Evolutionary Programming Society*, La Olla, CA, 1992.
- [16] FOGEL, D.B., ATMAR, W., Proceedings of the Second Annual Conference on Evolutionary Programming, *Evolutionary Programming Society*, La Olla, CA, 1993.
- [17] FREEDMAN, A., Diccionario de Computación. *Mc GrawHill*, 1994.
- [18] GALINDO SORIA, F., Sistemas Evolutivos. Boletín de Política Informática. *INEGI-SPP*, México, 1986.
- [19] GAREY, MICHAEL R., JOHNSON, DAVID S., Computers and intractability. A Guide to the Theory of NP-Completeness *W.H Freeman and Company*, New York, 1979.
- [20] GLOVER, F., Tabu Search: A Tutorial. *Interfaces*, vol 20, No. 4, 74-94, 1990a.

-
- [21] GOLDBERG, DAVID E., Genetics Algorithms in Search, Optimization and Machine Learning. *Addison Wesley*, 1989.
- [22] GLOVER, F.W, LAGUNA, M., *Journal of Heuristics*, Kluwer Academic Publisher.
- [23] GLOVER, F.W, LAGUNA, M., Tabu Search in
- [24] GLOVER, F., ZVEROVICH, A. Y OTROS Construction Heuristics and Domination Analysis for the Asymmetric TSP *Notes in Computer Science* Springer Verlag Heidelberg, 1999.
- [25] HAUNE, T., Global Multiobjective Optimization Using Evolutionary Algorithms. *Journal of Heuristics* , Kluwer Academic Publisher, **6**(3), 2000, 347-360.
- [26] HELD, M., KARP, R.M., The Traveling Salesman Problem and Minimum Spanning Trees, *Operations Research*, vol. **18**, 1138-1162.
- [27] HOLLAND, J.H., Adaptation in Natural and Artificial Systems. *University of Michigan Press*, Ann Arbor, 1975.
- [28] J.J.,HOPFIELD, D.W.TANK, Neural Computation of decision in optimization problems *Biological Cybernetics*, **52**), 141-152, 1985.
- [29] JURAJ, H., Algorithmics for Hard Problems. Introduction to Combinatorial Optimization, Randomization, Approximation and Heuristics. *Springer*, 2001.
- [30] KIRKPATRICK,S.,C.D. GELATL JR.,AND, M.P. VECHI Optimization by Simulated Annealing. *Science*, V.220. n **4598** pp. 671-680, 1983.
- [31] KOZA,J.R., Genetic Programming, *Mit Press*, Cambridge, 1992.
- [32] KOZA,J.R., Genetic Programming-2, *Mit Press*, Cambridge, 1994.
- [33] VAN LAAHOVEN,P.J.M., AARTS,E., AND, LENSTRA, J.K. Job Shop Scheduling by Simulated Annealing. *Ops. Research*,**40** 113-125, 1992.
- [34] MICHALEWIC, ZBINIEW., Genetic Algorithms + Data Structures = Evolution Programs. Third Edition, *Springer*, 1996.

- [35] MICHALEWICZ, Z., FOGEL, D.B., How to Solve it: Modern Heuristics *Springer-Verlag*, 1998.
- [36] MICHALEWICZ, Z., (EDITOR) Statistics & Computing, special issue on evolutionary computation, 1994.
- [37] NESA ILICH, SLOBODAN P. SIMONOVIC., An Evolution Program for Non-Linear Transportation Problems. *Journal of Heuristics* , Kluwer Academic Publisher, 7(2), 2001, 145-168.
- [38] RARDIN, R. L.,UZOSOY, R., Exerimental Evaluation of heuristics Optimization Algorithms: A Tutorial *Journal of Heuristics*, Kluwer Academic Publisher, 7(3), 2001, 261-304.
- [39] Rechenberg, I. Evolutionsstrategie. *Fromman-Holzg*, Sttugart, Germany, 1973.
- [40] REEVES, C.R., Modern Heuristics Techniques for Combinatorial Problems. *Mc Graw-Hill*, 1995.
- [41] SIMS, K., Artificial Evolution for Computer Graphics, *Computer Graphics*, 24(4), July 1991, 319-328.
- [42] WHITLEY, D., Genetic Algorithms: A Tutorial, in
- [43] WREN, A., Heuristics ancient and modern: Transport Scheduling Trough the ages, it *Journal of Heuristics* , Kluwer Academic Publisher, 4(1), 1998, 87-100.
- [44] ÁLAMO VERA, F.R.,GARCÍA FALCÓN, J.M., Técnicas y metodología de la planificación estratégica en el contexto universitario. *Primeras jornadas sobre planificación estratégica*.Universidad Complutense de Madrid.
- [45] CAVE, M., HENKEL, M., KOGAN, M., The use of performance indicators in higher education, *Jessica Kingsley*, London, 1997
- [46] COBA ARANGO, E., Plan Nacional de evaluación de la calidad de las universidades, *Curso sobre acreditación docente y de servicios universitarios*, Universidad Internacional de Andalucía, Baeza, junio 2001

- [47] CONSEJO DE UNIVERSIDADES Informe de la primera convocatoria del Plan de Evaluación de la Calidad de las Universidades, *Consejo de Universidades. MEC*, Madrid, 1997
- [48] CONSEJO DE UNIVERSIDADES Informe de la segunda convocatoria del Plan de Evaluación de la Calidad de las Universidades, *Consejo de Universidades. MEC*, Madrid, 2000.
- [49] ESCUDERO ESCORZA, T., Indicadores de rendimiento académico. Una experiencia en la Universidad de Zaragoza, *Indicadores en la Universidad: información y decisiones Consejo de Universidades. MEC*, Madrid, 1999
- [50] FRAZER, M., Report on the modalities of External Evaluation of Higher Education in Europe: 1995-1997, *Higher Education in Europe*, XXII, 3, 1997, 349-401 *Consejo de Universidades. MEC*, 1999
- [51] GARCÍA, E.I., Conceptos generales y monitorización de la calidad, *Curso sobre acreditación docente y de servicios universitarios*, Universidad Internacional de Andalucía, Baeza, junio 2001
- [52] GARCÍA, E.I., Costes de la calidad, *Curso sobre acreditación docente y de servicios universitarios*, Universidad Internacional de Andalucía, Baeza, junio 2001
- [53] GEISLER, G., The metrics of technology evaluation : where we stand and wherewe should go from here. Presentado en el 24 Annual Technology Transfer Society Meeting, julio 15-17, 1999.
- [54] GUERRA, C., RUEDA, E.V.P., LECUE, M., Un sistema de indicadores de para analizar el perfil de titulaciones y departamentos en el ámbito de una universidad generalista, *Indicadores en la Universidad: información y decisiones Consejo de Universidades. MEC*, Madrid, 1999
- [55] HEARN, J.C., Strategy and resources: Economic issues in strategic planning and management in higher education, *Smart, J.C.(ed.) Higher education: Handbook of theory and research. Aghaton Press*, Vol. IV : 212-281, 1988.
- [56] JURAN, J.M, GRZYNA, F.M., Análisis y planeación de la calidad, *McGraw-Hill*, México, 1994



- [57] JURAN, J.M, GRYNA, F.M, BINGHAM, R.S., Manual de control de calidad, *Reverté*, Barcelona, 1990
- [58] Keller, G., Academic Strategy: The management revolution in American higher education. *The Jhon Hopkins University Press*, 1983.
- [59] MIGUEL, M. DE., La evaluación de las enseñanzas. Propuesta de indicadores para las titulaciones, *Indicadores en la Universidad: información y decisiones Consejo de Universidades. MEC*, Madrid, 1999
- [60] MIGUEL, M. DE., Utilización de indicadores en la evaluación de la docencia, *La evaluación de las instituciones universitarias Consejo de Universidades. MEC*, Madrid, 1991
- [61] MORA, J.G., Definición de objetivos, Indicadores, Estándares de Calidad, *Curso sobre acreditación docente y de servicios universitarios*, Universidad Internacional, Baeza, junio 2001
- [62] MORA, J.G., Indicadores y decisiones en las universidades, *Indicadores en la Universidad: información y decisiones Consejo de Universidades. MEC*, Madrid, 1999
- [63] SÁNCHEZ BARBIÉ, A., Control estadístico de la calidad, *Curso sobre acreditación docente y de servicios universitarios*, Universidad Internacional de Andalucía, Baeza, junio 2001
- [64] SIZER, J., BORMANS, R., The role of performance indicators in higher education it *Higher Education*, 24, 1992, 133-155
- [65] STEINER G.A., Contingency theories of strategy and strategic maagement. *Schendel,D.,Hofer,C.W.(Eds)*. Strategic management: A new view of business policy and planning. *Litle, Brown Co*.
- [66] VIDAL GARCÍA, J., *Indicadores de rendimiento para las universidades españolas: necesidad y disponibilidad*, *Indicadores en la Universidad: información y decisiones Consejo de Universidades. MEC*, Madrid, 1999