



EVALUACIÓN DE LA SOSTENIBILIDAD DE SOLUCIONES CONSTRUCTIVAS DE URBANIZACIÓN MEDIANTE ALGORITMOS GENÉTICOS

Ing.Ind. Simón Martínez Ruiz¹, Dra. Ing.Ind. Cristina González Gaya²

(1) Departamento de Ingeniería de la Construcción y Fabricación. Universidad Nacional de Educación a Distancia (UNED). simon.martinez@iicv.es. Colegio Oficial de Ingenieros Industriales de la Comunidad Valenciana

(2) Prof. Titular Universidad. Departamento de Ingeniería de la Construcción y Fabricación. Universidad Nacional de Educación a Distancia (UNED).

ABSTRACT

La implantación del espacio urbano comienza con la definición en proyecto del trazado viario, el cual se genera tras la concepción de una sección viaria, compuesta por las diferentes infraestructuras y elementos constructivos ordenados de una determinada manera. La amplia gama de soluciones constructivas, materiales y posibles diseños, podría evaluarse para determinar una solución óptima sostenible atendiendo a parámetros previamente elegidos. Para este caso concreto, a cada partida de obra integrante de la solución global, se le asocia su valor económico y su incidencia medioambiental, representada por las emisiones de CO₂ y la energía embebida de cada solución, para poder estar en disposición de determinar un valor de sostenibilidad que permita comparar distintas soluciones y elegir la más idónea, dentro de las restricciones que puedan existir, tanto legales como de otro tipo. Para evaluar las posibles soluciones, se utiliza una de las técnicas heurísticas de optimización, más convenientes para este problema como son los algoritmos genéticos.

KEYWORDS

Sustainable design, sustainable construction, urban planning, genetic algorithms optimization

INTRODUCCIÓN

La determinación de la magnitud de los impactos ambientales ocasionados por la implantación de los proyectos de ingeniería y por las actividades productivas a lo largo de todo su ciclo de vida se han venido determinando por distintas herramientas y a partir de diferentes indicadores. Actualmente existen satisfactorias metodologías tanto a nivel internacional como BREAM³, CASBEE⁴, LEED⁵, como a nivel nacional, tales como SPRILUR⁶, GUIA DE CERTIFICACIÓN DE URBANISMO ECOLÓGICO⁷. Estos sistemas permiten evaluar las distintas actuaciones urbanísticas concediendo distinciones o valores en escalas de cumplimiento que contemplan distintos atributos, tales como paisaje, uso de suelo, ecosistema, riesgos, ciclo de vida, etc.

Existen otras herramientas más dirigidas al análisis del ciclo de vida de los productos industriales que podrían adaptarse al estudio de los impactos ambientales durante el ciclo de vida de los diferentes productos y materiales que intervienen en los procesos constructivos, tal es el caso de SIMAPRO⁸.



Una sección viaria constructiva se puede considerar el generador de la infraestructura de urbanización que origina los viales longitudinales integrados por los elementos de construcción, instalaciones e infraestructuras que a su vez integran y configuran cualquier trama urbana.

Dicho elemento, como solución de diseño en ingeniería civil para unas determinadas necesidades funcionales, lleva asociados unos determinados impactos sobre el entorno que pueden ser evaluados y minimizados, sobre todo en la fase de elección de materiales y sistemas constructivos.

En la actualidad, son elementos habituales de la sección transversal de los viales que definen las tramas urbanas, tanto en áreas residenciales como en polígonos o áreas industriales o empresariales, los siguientes:

- Los carriles de circulación rodada
- Las aceras
- Las medianas
- Los arcenes
- Las bandas de estacionamiento adosadas a la calzada
- Los carriles o calzadas especiales
- Las instalaciones longitudinales de cada una de las infraestructuras de servicios que discurren normalmente por el subsuelo y que se representan como los llamados prismas o bulbos de instalaciones y alternativamente por galerías de servicio.

Una sección viaria, se puede representar esquemáticamente como se muestra en la figura 1. En ella se aprecia el corte transversal de un vial y se muestran claramente los elementos que la integran.

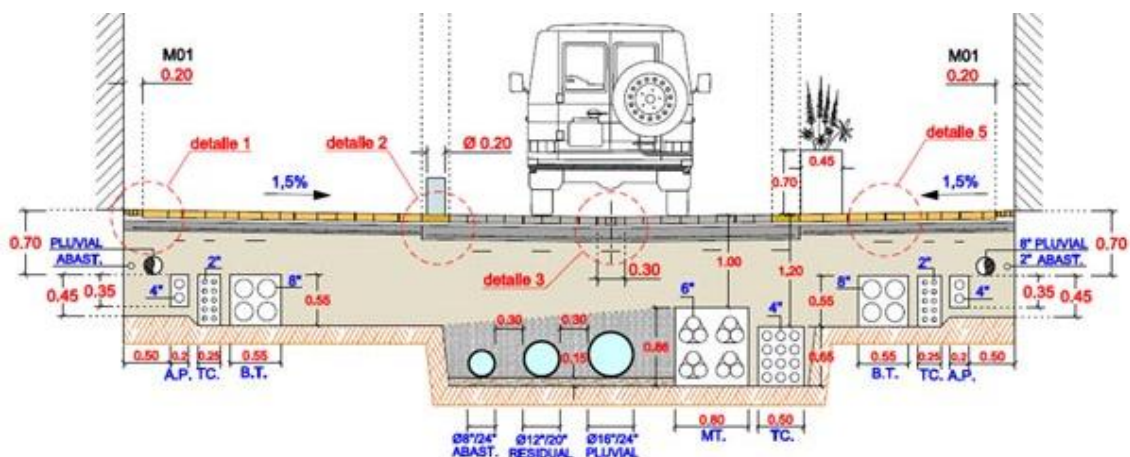


Fig. 1. Sección viaria con todos los elementos e infraestructuras

Infraestructuras tales como el saneamiento, con redes unitarias o separativas, para la evacuación de aguas residuales y/o pluviales, el abastecimiento de agua, el trazado de



distribución de energía en media o baja tensión, la distribución de gas, la red de telecomunicaciones, la calzada con la configuración estructural definida en los diferentes pliegos de cálculo y diseño, con la explanada, la base, la subbase y la capa de rodadura, las aceras para tránsito peatonal y las bandas o zonas de aparcamiento, el equipamiento,..., todos y cada uno de los elementos se pueden elegir de entre una amplia gama de posibilidades comerciales, de materiales más o menos clásicos o novedosos y con unas características propias que les diferencian entre ellos en cuanto a su comportamiento medioambiental.

En este estudio, se han elegido los diferentes parámetros propios de cada solución, asociándolos a tres criterios que servirán para justificar la herramienta de optimización de soluciones. Dichos parámetros serán, el coste económico (€/m²), la cantidad de energía embebida en la partida de obra (KJ/m²) y la cantidad de CO₂ emitida por cada m² de solución planteada.

DESCOMPOSICIÓN DE UNA SECCIÓN VIARIA

Para una sección viaria en general, se puede realizar una definición de cada grupo de elementos recogidos en sus correspondientes zonas de implantación, agrupados por prismas, canales o galerías y que pueden contar con una gran variabilidad de formas, materiales y combinaciones que hacen que el campo de soluciones constructivas posibles alcance una magnitud excesiva. Así pues, en este caso simple de estudio tendremos 26 elementos variables, con un máximo de 14 posibilidades de variación, y cada una de ellas con unos valores de nivel de CO₂ generado, energía embebida y coste económico, nos da el siguiente resultado.

$$\varnothing \quad 11 \times 6 \times 7 \times 7 \times 2 \times 6 \times 6 \times \dots \times 14 \times 8 \times 5 \approx 2.79818 \times 10^{19} \text{ soluciones posibles}$$

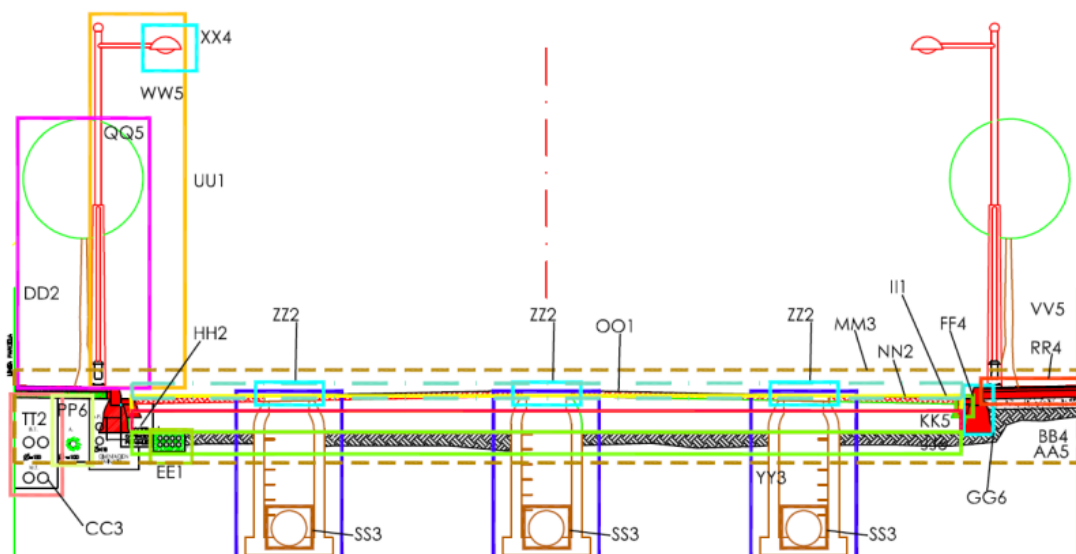


Fig.2. Elementos integrantes de una sección viaria genérica. Elaboración propia.



Como ejemplo de una solución concreta para el sistema elegido, se muestra la figura 3. En dicha tabla, la fila 1 representa las posibles soluciones o rango de variabilidad para cada uno de los elementos. Por ejemplo, en el caso de tuberías, materiales de PVC, PE, PP; en el caso de materiales para calzadas, como hormigón fibroreforzado, aglomerado asfáltico, aglomerado con áridos reciclados, etc., pueden marcar diferencias significativas en la solución final. La segunda fila indica el valor elegido y concreto de entre todos los posibles del rango. La tercera fila indica el capítulo, con sus distintos subcapítulos.

A continuación se define la descripción asociada a cada una de las soluciones y finalmente, la última fila, recoge un código alfanumérico.

11	6	7	7	2	6	6	6	5	2	4	7	4	11	8	3	5	9	3	4	7	8	4	14	8	5
7	3	2	5	1	5	3	4	5	2	3	6	3	9	7	1	5	6	2	2	2	6	3	10	7	2
RED DE SANEAMIENTO					AGUA				PCI	GAS	TELECOM		ELECTRIC.		ALUMBRADO			ACERAS		PARK	CALZADA		SEÑALIZAC.		
MATERIAL TUBERIA: HORMIGÓN EN MASA	POZOS REGISTRO: FABRICA BLOQUE HORMIGÓN	AQUETAS: FABR. LADRILLO	SUMIDERO S: POLIETILENO	TAPA ARQUETAS: HORMIGÓN	RELLENO: ARIDO RECICLADO	TUBERIA: ACERO	RELLENO: HORMIGÓN RECICLADO	TUBERIA: FIBROCEMENTO	TUBERÍAS: POLIETILENO	CANALIZ. TELECO: PRISMA HORMIGÓN	CABLEADO: ACERO COBREADO	CANALIZ.: TUBO ACERO	CONDUCTOR: ALUMINIO XLP+HDPE	BACULO: MADERA	LUMINARIA: PVC	GRUPO: LED	MAT. TRÁNSITO: BALDOSA PIEDRA NATURAL CALIZA	BORDILLO: PIEDRA NATURAL	RIGOLA: HORMIGÓN IN SITU	APARCAMIENTO : HORMIGÓN DRENANTE	EXPLANADA: SUELO ESTABILIZADO-2	MATERIAL BASE: MBC-G	FIRME: GRAVAEMULSIÓN	SEÑALIZ. VERTICAL: FIBRA VIDRIO	SEÑALIZ. HORIZONTAL: PINTURA FOTOLUMINISCENTE
AA	AB	AC	AD	AE	AF	BA	BB	CA	DA	EA	EB	FA	FB	GA	GB	GC	HA	HB	HC	IA	JA	KA	LA	MA	NA

Fig. 3. Ejemplo de descomposición y codificación con posible solución

OPTIMIZACIÓN MEDIANTE ALGORITMOS GENÉTICOS

Ante la gran cantidad de soluciones posibles, se pone de manifiesto que las técnicas heurísticas de optimización, y dentro de ellas los algoritmos basados en poblaciones de soluciones, que son métodos que intentan imitar el proceso de selección natural de la población, van a ser de gran ayuda en la determinación del óptimo buscado. En este grupo es donde se encontrarían definidos los **Algoritmos Genéticos**. A grandes rasgos, estos métodos parten de una población de soluciones y las hacen *evolucionar* a base de combinarlas entre sí. Así mismo añaden aleatoriedad al sistema mediante un proceso de *mutación*. Pero su sistema de selección se basa meramente en el *elitismo* y sin ningún tipo de memoria, de forma que prevalecen las soluciones más óptimas frente a las otras que son desechadas.

La **Programación Genética** apareció por primera vez de la mano de Koza⁹ a principios de los noventa. Es un método relativamente nuevo que se inspira en la evolución biológica para encontrar programas destinados a realizar una tarea concreta (resolver un problema). Es un método automatizado que recibe la información de un nivel superior que le indica que hay un problema y automáticamente crea un programa para solucionar dicho problema. Tradicionalmente se ha aplicado a tareas de aprendizaje de autómatas tales como predecir o clasificar.



Los **Algoritmos Genéticos** (AG's de ahora en adelante) son métodos adaptativos que pueden utilizarse para resolver problemas reales de búsqueda y de optimización basándose en imitar los procesos genéticos de los organismos vivos.

Los principios básicos de los AG's se atribuyen a Holland^{10,11,12} en 1975. En gran parte, su auge y proliferación en los últimos tiempos se debe a su carácter robusto, que les permite abordar con éxito gran variedad de problemas de áreas muy diferentes, incluyendo aquellos en los que otros métodos encuentran dificultades. Además de esto, los AG's ofrecen otras características interesantes como el hecho de que, aunque no se pueda garantizar que el AG encuentre la solución óptima al problema, existe la certeza empírica de que ofrecerá una solución de un nivel aceptable, en un tiempo competitivo. Es cierto que no son la respuesta perfecta para abordar todos los problemas. Existen situaciones que cuentan con métodos concretos más rápidos y efectivos que los AG's. Aun así, otra de las ventajas que ofrecen los AG's es que permiten mejorar estas técnicas específicas hibridándolas con la metodología de los AG's.

Así pues, los AG's se basan en imitar el proceso genético de los seres vivos como se ha dicho anteriormente. Parten de una población inicial de individuos generados al azar de forma que cada uno de ellos representa una posible solución al problema dado. A cada uno de estos individuos se les debe asignar un valor que represente su grado de adaptación, o dicho de otra forma, cómo de buena es esa solución para el problema.

Mientras que los individuos peor adaptados (los que ofrezcan peores soluciones) tendrán más difícil el propagar su material genético a las nuevas generaciones. Sucesivamente cada nueva generación contará con una mayor proporción de buenas características de forma que, si el AG ha sido diseñado correctamente, la población convergerá hacia una solución óptima del problema.

La selección de individuos se llevará a cabo mediante **selección por ruleta** o *método Montecarlo* (también conocido por *muestreo universal estocástico*), que es quizás el método más utilizado junto con la *selección por torneo* en el que la idea para este método es bastante simple: se trata de escoger al azar un número determinado de individuos (en general 2) y hacerlos competir entre sí para decidir cuál es el que se convertirá en uno de los progenitores de la nueva generación. En este punto el camino se bifurca.

En todos los casos lo más destacable de este método es su sencillez que se traduce en coste computacional muy bajo. Y el hecho de que permite suavizar los efectos propios de la presión selectiva, ya sea mediante la utilización de un criterio más bien estocástico, o de un método más determinista. En ambos casos, tomando pocos individuos para realizar el torneo, se aumentan las opciones globales de los individuos menos adaptados, mientras que en torneos con muchos participantes sus opciones son más reducidas.

El funcionamiento del método de selección por ruleta elegido es simple: consiste en simular una ruleta donde cada individuo x tiene asignado una sección de tamaño $P(x)$ que representa la probabilidad que tiene ese elemento de ser escogido. Esta $P(x)$ se calcula en función de su nivel de adaptación; es decir, del valor que nos devuelve la función de *fitness*, y que se normaliza entre 0 y 1 mediante la expresión siguiente:



$$P(x) = \frac{\text{Adaptación}(x)}{\sum_{i=1}^N \text{Adaptación}(x_i)}$$

Una vez construida la ruleta (**Fig.4**) se trata de obtener una serie de valores entre cero y uno que nos indicarán los elementos seleccionados como progenitores de la nueva generación. La posición inicial para la primera elección es el cero, pero las siguientes posiciones se obtienen a partir de sumar la posición actual con el valor aleatorio obtenido en el módulo 1. De esta forma se intenta evitar que se escoja dos veces seguidas al mismo individuo en la medida de lo posible.

Así pues, este método sigue una pauta elitista en tanto que, cuanto mejor adaptado esté un individuo, mayor será la sección de ruleta que se le asignara, y por tanto mayor probabilidad de ser escogido. Aun así no es un método puramente elitista. Ningún individuo tiene una probabilidad cero de ser escogido, de forma que la diversidad de la población está garantizada y depende únicamente del azar. No es un método perfecto, puesto que se pueden escoger sólo los individuos de peor calidad. Además de que su complejidad computacional crece a medida que aumenta la población de manera que el AG puede acabar volviéndose ineficiente.

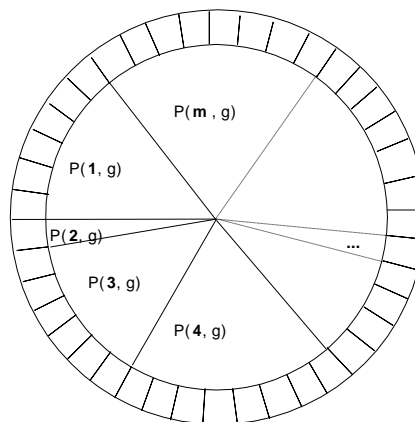
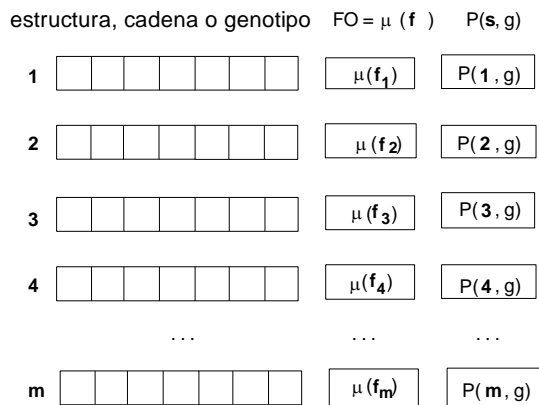


Figura. 4. Representación del método de selección por ruleta



Otro método de selección es el denominado selección *por rango*, el cual mejora la efectividad contra los problemas de *convergencia prematura* con respecto al método anterior. En este caso, la probabilidad de elegir a un individuo no se asigna en base a la función de *fitness*, sino al rango que ocupa el valor de dicha función. Como se explica en el primer paso para utilizar este método de selección consiste en ordenar de menor a mayor los individuos que componen la población. Evidentemente, dicha ordenación se realiza a partir de la del valor de la función de *fitness*.

Así pues, el individuo menos adaptado tendría asignado rango 1 mientras que el más adaptado de los n individuos tendría asignado rango n . A partir de esto, la probabilidad de que un individuo i de la generación t , sea escogido como padre ($P_{i,t}$) se calcula mediante la expresión siguiente expresión.

$$P_{i,t} = \frac{\text{rango}(f_{\text{fitness}}(i,t))}{n(n+1)/2}$$

Donde la suma de los rangos $n(n+1)/2$ se comporta como una constante de normalización que, como podemos ver en la figura 5, da como resultado una distribución mucho más uniforme de las probabilidades de selección en comparación con el método anterior y con otros diferentes.

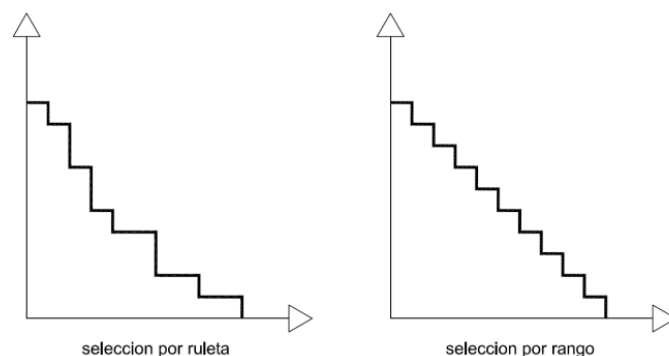


Fig. 5. Representación de la distribución de probabilidad que ofrece la selección por ruleta (izquierda) y la selección por rango (derecha)

Aquí todos los individuos tienen las mismas probabilidades de ser elegidos lo que hace realmente complicado que un individuo colapse la población de forma rápida y permite una mayor efectividad del AG. En contrapartida, el AG sufre una ralentización en su proceso de cálculo.

SELECCIÓN DE VALORES ESPERADOS

Otra posible solución a los problemas derivados de super individuos es la que ofrece el método de *selección del valor esperado*. Este sistema asigna un contador a cada



individuo cuyo valor inicial es directamente proporcional a su función de *fitness* e inversamente proporcional a la media de dicha función en el instante en que aparece dicho individuo.

$$\text{Contador} = \frac{f_{\text{fitness}}(x)}{\bar{f}_{\text{fitness}}}$$

Este contador decrecerá en un valor comprendido entre 0,5 y 1 cada vez que el individuo sea seleccionado para ser progenitor. De esta forma el número de veces que un mismo individuo puede ser seleccionado está limitado y será descartado cuando el contador pase a ser negativo.

Como hemos podido comprobar existen muchos y muy variados métodos de selección. En esta lista no están ni mucho menos todos, pero sí los más comunes o significativos. Además del hecho de que estos u otros métodos pueden utilizarse combinados para mejorar su efectividad siempre y cuando eso no suponga un coste computacional demasiado elevado. La elección de uno u otro método de selección definirán la estrategia de búsqueda del AG; utilizando métodos más elitistas la búsqueda se centrará en los entornos próximos a las mejores soluciones. Utilizando métodos donde la presión de la selección sea menor se está dejando abiertas las puertas a la exploración de zonas desconocidas que pueden reportar mejores soluciones o simplemente tiempo de cálculo perdido.

Una vez llevada a cabo la generación de individuos, selección de progenitores, cruzamientos y mutaciones, se determinará el **Óptimo de Pareto** para el conjunto de soluciones resultante. Este término aparece cuando nos enfrentamos a problemas de optimización de más de una variable y con restricciones. En este caso contamos con tres variables como se ha indicado (producción de CO₂, energía embebida, en KJ y coste económico, en €).

En estos casos no todas las soluciones son viables. Y más aún, los *óptimos de Pareto* hacen referencia a soluciones en las que no se puede mejorar más los valores de una variable, sin empeorar alguna de las otras condiciones. Es decir que más que alcanzar una solución única, lo que conseguimos es definir una frontera de soluciones equilibradas denominada *frente de Pareto*, (**Fig.6**) donde no es posible encontrar una solución que mejore en ningún sentido sin empeorar en otro.

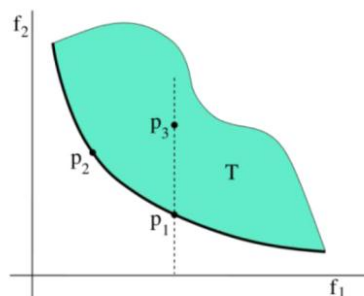


Figura 6. Frente de Pareto de una función con dos variables. Elaboración propia.



En el presente problema, las múltiples soluciones obtenidas contarán con tres valores asociados de los parámetros a optimizar. Dichos tres valores representativos de los índices de sostenibilidad elegidos constituirán las coordenadas tridimensionales que definirán colecciones de planos cortando a los ejes coordenados precisamente en los puntos que representan. La distancia euclídea de un punto, P, en nuestro caso el origen (0,0,0) a un plano, π , (asociado a las coordenadas de cada solución) es la menor de la distancia desde el punto a los infinitos puntos del plano, pudiendo obtener en este caso el Frente de Pareto del conjunto de individuos.

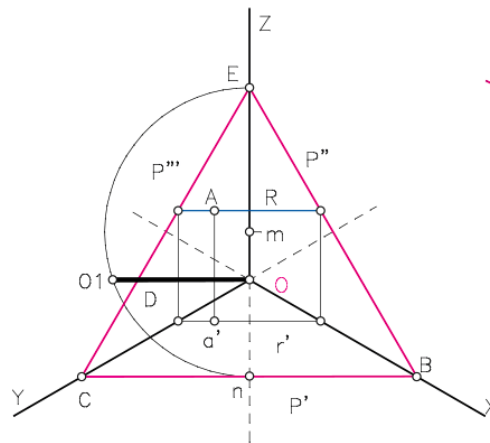


Fig. 7. Representación de un plano en el espacio tridimensional

Esta distancia mínima al Frente de Pareto, corresponde a la perpendicular trazada desde el punto origen del sistema coordenado al plano solución asociado a cada individuo.

La fórmula de partida para definir el plano de soluciones de cada sección viaria, es la siguiente,

$$d(P, \pi) = \frac{|Ax_0 + By_0 + Cz_0 + D|}{\|n\|}$$

Y la distancia desde el punto de origen al plano,

$$|PQ| = \frac{|Ax_0 + By_0 + Cz_0 + D|}{\sqrt{A^2 + B^2 + C^2}}$$

siendo $P(x_0, y_0, z_0) = (0,0,0)$ el punto y $\pi = Ax + By + Cz + D = 0$, el plano definido por las coordenadas de cada solución constructiva. Para cada solución generada, tenemos un plano que pasa por los puntos cuyas componentes son, respectivamente:



Punto	Coordenada X (CO ₂)	Coordenada Y (MJ/m ₂)	Coordenada Z (€/m ²)
P1	x	0	0
P2	0	y	0
P3	0	0	z

$$P_1 \quad (x_1, 0, 0)$$

$$P_2 \quad (0, y_2, 0)$$

$$P_3 \quad (0, 0, z_3)$$

CODIFICACIÓN DE INDIVIDUOS

La construcción y aplicación de un algoritmo genético, para un problema de optimización, implica especificar algunos componentes como:

- Una representación para las soluciones potenciales del problema sobre la cual se define en espacio de búsqueda (codificación).
- Un método para generar la población inicial de soluciones potenciales.
- Una función objetivo que evalúe las soluciones en términos de su adaptación al entorno, es decir, la que asigna a cada individuo de la población, el valor de adecuación que indica la idoneidad de este con respecto al resto de la población.
- Una actuación sobre los individuos (reproducción, cruzamiento y mutación), procurando que las modificaciones que resulten ventajosas se propaguen y las malas desaparezcan.
- Una condición de terminación que determine cuándo el proceso ha encontrado una solución óptima y no puede mejorar más la adaptación de los individuos al medio.

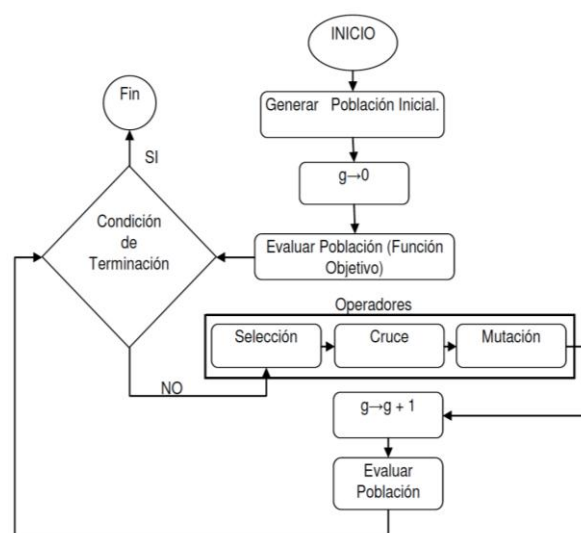


Figura 8. Estructura básica de un algoritmo genético



Los algoritmos genéticos requieren para su aplicación de representaciones codificadas como un cromosoma. Cada cromosoma tiene varios genes que corresponden a los parámetros del problema en cuestión. En la naturaleza, los cromosomas se encuentran ubicados en parejas en el interior del núcleo celular, y los genes son una secuencia de nucleótidos, es decir, fragmentos de ADN en una determinada localización del cromosoma.

Este conjunto formará el genotipo del individuo (cromosoma), que se manifestará también como un fenotipo. El fenotipo representa las características tangibles u observables del individuo, es decir, los rasgos morfológicos.

Posteriormente, para evaluar la adaptación del fenotipo al entorno se emplea la función objetivo y las restricciones. Como se ha comentado, los cromosomas están constituidos por genes que son las N variables del problema, a su vez cada gen puede estar constituido por n dígitos cuyo valor representa un alelo. Alelo significa literalmente la forma alternativa, es decir, la variación alternativa de un determinado gen y por lo tanto de un rasgo característico.

11	6	7	7	2	6	6	6	5	2	4	7	4	11	8	3	5	9	3	4	7	8	4	14	8	5
AA	AB	AC	AD	AE	AF	BA	BB	CA	DA	EA	EB	FA	FB	GA	GB	GC	HA	HB	HC	IA	JA	KA	LA	MA	NA

Fig. 9. Rango de valores de cada alelo

La codificación adoptada para poder implementar, manipular y seleccionar los individuos solución se basa en la asignación inicial de un número de posición del alelo (con los locus que ocupe) y que integran cada uno de los genes que representarán la solución constructiva (sección viaria). Dicho número ordinal, se convertirá en el correspondiente número binario. Cada número binario constará de ocho bits, los cuales adoptarán valores cero o uno.

Dicha codificación permitirá poder ir generando individuos, tal y como lo haría una rueda de Jefersson y a su vez permitirá la realización de mutaciones (alterando valor de 0 por 1 y viceversa) o realizando cruzamientos de parte o partes de la cadena de ocho bits. A modo de ejemplo se incluye a continuación la codificación de los individuos opción entre el 150 y el 162 que corresponden a soluciones de elementos posibles para resolver la señalización vertical y la señalización horizontal.



Nº orden	Código	Gen/nºlocus	Elemento urbanización	código gráfico
150	10010110	25 8 LOCUS	SEÑALIZACIÓN VERTICAL	MA01
151	10010111			MA02
152	10011000			MA03
153	10011001			MA04
154	10011010			MA05
155	10011011			MA06
156	10011100			MA07
157	10011101			MA08
158	10011110	26 8 LOCUS	SEÑALIZACIÓN HORIZONTAL	NA01
159	10011111			NA02
160	10100000			NA03
161	10100001			NA04
162	10100010			NA05

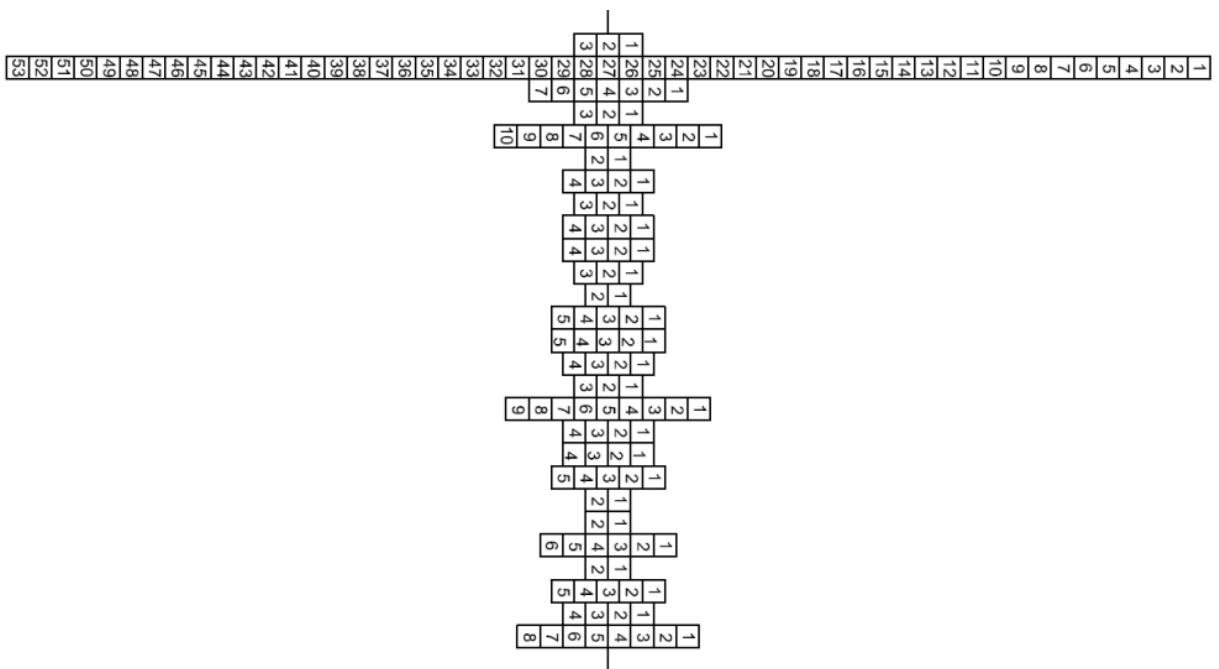


Figura 10. Rueda de Jefferson para la generación de soluciones de elementos de una sección viaria.
Elaboración propia



HERRAMIENTA DE DETERMINACION DE SOSTENIBILIDAD

Como ya se ha indicado, la cantidad de soluciones posibles para los elementos integrantes de la sección viaria y su rango de variación, supone para este caso un número enorme imposible de evaluar y analizar en su totalidad. También es evidente que dentro de esas $2,79818 \times 10^{19}$ soluciones existen multitud de combinaciones que pese a no ser iguales, representarán la misma solución a efectos prácticos e incluso soluciones imposibles, bien porque constructivamente no sean factibles o bien porque legalmente no sean posibles.

Una vez concluida la exposición teórica sobre los objetivos y técnicas utilizadas en los procesos de optimización, así como las bases en las que se sustentan los algoritmos genéticos, llega el momento de aplicar todo lo expuesto hasta ahora. Para ello se va a utilizar una de las múltiples implementaciones libres disponibles dedicando los esfuerzos a corroborar la teoría anteriormente expuesta.

En cuanto a la implementación escogida, se recurrirá a uno de los grandes nombres en el campo de la investigación sobre los algoritmos genéticos: el Dr. Kalyanmoy Deb¹³, director del *Kanpur Genetic Algorithms Laboratory* y editor adjunto del *Evolutionary Computation Journal* del MIT entre otros. De las múltiples implementaciones disponibles en la página oficial de sus laboratorios (*Kanpur Genetic Algorithms Laboratory*), se ha seleccionado una de las más simples puesto que implementa a la perfección los aspectos básicos que debe tener un AG y, gracias a su relativa simplicidad, permite interactuar con el código, modificándolo y ampliándolo, de manera que se puedan poner a prueba todos los parámetros principales utilizados en la optimización mediante AG's.

En esencia el AG implementado se ajusta al modelo del *Algoritmo Genético Simple o Canónico*, el cual permite utilizar tanto variables codificadas en forma binaria como real y se sirve de un parámetro llamado *RIGID* para permitir, o no, que se generen soluciones que estén fuera del espacio de búsqueda. Así mismo y para complementar esta última parte, además de que a cada individuo se le asocie un valor de *fitness* mediante la función objetivo, también se le puede asociar una penalización.

En lo que a funcionamiento se refiere, utiliza una función aleatoria para generar los individuos de la población inicial a partir una "semilla" (número real) introducida por teclado al inicio. El método elegido para escoger a los progenitores es el *de Ruleta*, aunque se contrastará con el resultado del método *por Torneo* entre dos individuos elegidos al azar.

Como función de cruce, utiliza el método *Single Point Crossover* (Cruce en un punto) y se sirve de una probabilidad de cruce P_{xover} para decidir qué individuos se reproducirán sexualmente y cuáles lo harán de forma asexual. Para las mutaciones utiliza, en el caso binario, una probabilidad de mutación para decidir bit a bit si éste debe mutar o no, y para los números reales, un sistema de *mutación polinómica*.



El método de inserción por su parte es el *Simplex*, donde la nueva generación sustituye por completo a la vieja. Por último, el criterio de parada utilizado consiste en definir un número máximo de generaciones a realizar. Además de esto, implementa técnicas de *Sharing* opcionales que en caso de utilización permiten definir el tamaño del nicho mediante el parámetro *sigma_share*. Como se puede apreciar, es un algoritmo bastante simple, pero que implementa a la perfección los aspectos básicos para entender el funcionamiento de estas técnicas.

FUENTES DE DATOS

Para conocer los datos asociados a cada partida de obra integrante de la posible solución constructiva, en lo que representa el análisis del coste económico y medioambiental empleando, se ha recurrido al Banco estructurado de datos de elementos constructivos (BEDEC)¹² del Instituto Tecnológico de la Construcción de Cataluña (ITeC).

El banco BEDEC del ITeC es el banco paramétrico que contiene más de 550.000 elementos de obra nueva y mantenimiento de la edificación, urbanización, ingeniería civil, rehabilitación y restauración, seguridad y salud, ensayos de control y gastos indirectos, con precios de referencia para todas las provincias y CCAA, más de 5000 pliegos de condiciones técnicas, la integración de los productos comerciales de 93 empresas y datos medioambientales (residuos de obra y embalaje, coste energético y emisión de CO₂).

Prestación	Indicador	aspectos abarcados
PRECIO	€/m ²	Económico
ECO-PRECIO	Kg CO ₂ /m ²	Consumo de CO ₂ ejecución solución
ENERGÍA	KW.h/m ²	Consumo energía

CONCLUSIONES

Se presenta un nuevo método para la selección de soluciones sostenibles en el proceso de construcción de viales urbanos e infraestructuras, proponiéndose el manejo de unos indicadores para buscar el mínimo coste medioambiental basado en tres parámetros asociados a una determinada solución constructiva, las emisiones de CO₂, la energía embebida y el coste económico. La metodología basada en el empleo de Algoritmos Genéticos puede seleccionar individuos representados en un plano euclidiano que satisfagan los requisitos de mínimos asociados a su posición utilizando una estrategia de conservación de élite, mecanismos de adaptación y diseños razonables en función de su aptitud. Tras el empleo de los operadores de selección, cruce y mutación y las simulaciones llevadas a cabo, se puede seleccionar de manera efectiva un subconjunto óptimo de los individuos disponibles que cumplan a su vez las exigencias legales.



REFERENCIAS

Bonney M, Jaber MY. Environmentally responsible inventory models: non-classical models for a nonclassical era, *International Journal of Production Economics*, 2009; 133: 43–53.

Bell S, Morse S. *Sustainability Indicators-Measuring the Immeasurable?* 2nd ed. London: Earthscan; 2008.

[1] BREEAM, www.breeam.com

[2] CASBEE, www.ibec.or.jp

[3] LEED, Green Building Council. www.usgbc.org/leed

GAMS eps-Constraint Method for Multi Objective Optimization. Available: <http://www.gams.com/modlib/libhtml/epscm.htm>. Accessed 31 August 2015.

[4] GUIA PARA EL DESARROLLO SOSTENIBLE DE LOS PROYECTOS DE URBANIZACIÓN. SPRILUR, Departamento de Desarrollo Económico y Competitividad del Gobierno Vasco. www.sprilur.es

[5] CERTIFICACIÓN DEL URBANISMO ECOLÓGICO. Agencia de Ecología urbana de Barcelona. Ministerio de Fomento. Gobierno de España

[6] SIMAPRO

[7] KOZA J., *Genetic Programming: On the Programming of Computers by Means of Natural Selection*. Cambridge: MIT Press. (1996). ISBN 9780262111706

[8] HOLLAND J. *Adaptation in Natural and Artificial Systems, (An Introductory Analysis with Applications to Biology, Control, and Artificial Intelligence)*. Cambridge, London: MIT Press. (1975). ISBN 0585038449; 9780585038445; 0262082136; 9780262082136; 97802625811100262581116; 0262275554; 9780262275552

[9] HOLLAND J., *Emergence: From Chaos to Order*. Reading, Mass.: Addison-Wesley. (1998).

[10] HOLLAND J., *Genetics Algorithms / Algoritmos Genéticos*. Revista Scientific American. MIT Press. (1992). ISBN 9780201149432

[11] DEB K., AMRIT P., AGRAWA S., PRATAB A. y MEYARIVAN, T., A Fast and Elitist Multiobjective Genetic Algorithm: NSGA II. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 6 (2): 182-197. (2002). ISSN 1089-778X.



[12] DE LA BARRERA POBLETE, Carlos Ignacio. *Tesis Doctoral. Algoritmos Genéticos como Estrategia de Diseño en Arquitectura. Universidad Politécnica de Catalunya. 2010.*

Pesci R, Pérez J, Pesci L. *Proyectar la Sustentabilidad. 1st ed. La Plata: CEPA; 2007.*

Todorov V, Marinova D. *Modelling sustainability. Mathematics and Computers in Simulation. Mathematics and Computers in Simulation. 2011; 81(7):1397408. doi: 10.1016/j.matcom.2010.05.022*

United Nations. *Indicators of Sustainable Development: Guidelines and Methodologies. 3rd ed. New York: United Nations; 2007.*

Wikipedia. Available: http://en.wikipedia.org/wiki/Carbon_tax. Accessed 21 November 2014.

World Commission on Environment and Development. *Our Common Future. 1st ed. Oxford: Oxford University Press; 1987.*