

Optimització d'antenes mitjançant algorismes genètics

Jaume Anguera Pros
Aurora Andújar Linares

PID_00175723



Els textos i imatges publicats en aquesta obra estan subjectes –llevat que s'indiqui el contrari– a una llicència de Reconeixement-NoComercial-SenseObraDerivada (BY-NC-ND) v.3.0 Espanya de Creative Commons. Podeu copiar-los, distribuir-los i transmetre'ls públicament sempre que en citeu l'autor i la font (FUOC. Fundació per a la Universitat Oberta de Catalunya), no en feu un ús comercial i no en feu obra derivada. La llicència completa es pot consultar a <http://creativecommons.org/licenses/by-nc-nd/3.0/es/legalcode.ca>

Índex

Introducció	5
Objectius	7
1. Elements i parts d'un algorisme genètic	9
2. Codificació dels paràmetres	12
3. Estratègies de selecció	13
3.1. Truncament de la població	13
3.2. Selecció proporcional	14
3.3. Selecció per torneig	15
4. Millores de l'algorisme genètic simple	16
4.1. Estratègia elitista	16
4.2. <i>GA steady-state</i>	16
5. El problema del viatger	18
6. Exemples d'aplicació	21
6.1. Optimització de pesos d'agrupacions d'antenes	21
6.2. Optimització d'antenes	22
6.3. Optimització de xarxes d'adaptació	23
Resum	25
Bibliografia	27

Introducció

Els algorismes genètics (GA, de la sigla en anglès) s'empren cada vegada més per a resoldre problemes en moltes àrees, entre les quals la de l'electromagnetisme, en què la seva aplicació ha experimentat un gran creixement.

Un factor que va impulsar a utilitzar els GA va ser l'observació mateixa de la natura. Darwin postula que la vida a la Terra s'ha anat adaptant i ha evolucionat per mitjà d'una selecció natural (figura 1). Acceptat això, es va pensar que aplicar aquest algorisme en què s'inspira la natura a la solució de problemes complexos podia donar bons resultats. Aquest motiu va ser un dels primers que va portar la comunitat científica a treballar amb els GA.

Els GA es troben entre els anomenats **optimitzadors globals**, mentre que els mètodes més tradicionals, com els del gradient conjugat o el quasi-Newton o el Símplex, es consideren tècniques locals, és a dir, permeten trobar màxims i mínims però es poden estancar en un valor relatiu i no trobar l'absolut. Per exemple, dins del mètode quasi-Newton, el de Davidon-Fletcher-Powell té una dependència directa amb l'existència d'almenys la primera derivada. Passa el mateix amb els mètodes del gradient conjugat, que són realment poc eficients si hi ha discontinuïtats allà on s'avalua el gradient. Precisament en aquestes condicions és on els GA ofereixen més bons resultats. Com a contrapartida d'això, la convergència acostuma a ser més lenta en els GA.

Dins de les anomenades tècniques globals, els GA són més eficients i tenen una convergència més ràpida que d'altres, com la ruta aleatòria (*random walk*) o el Montecarlo.

A continuació se n'analitzaran amb més detall el funcionament i les diverses opcions d'implementació.

Els GA es basen en els conceptes de la selecció i l'evolució natural. Són especialment efectius quan l'objectiu és trobar una solució a un problema en què hi ha un espai de possibilitats extremament alt.

Per exemple, donada una agrupació d'antenes, quines amplituds complexes han de tenir els elements per a obtenir un diagrama de radiació definit. Imaginem per exemple que els valors d'amplitud es restringeixen a 1 i 0, és a dir, un element particular de l'agrupació pot estar connectat o desconnectat. Su-

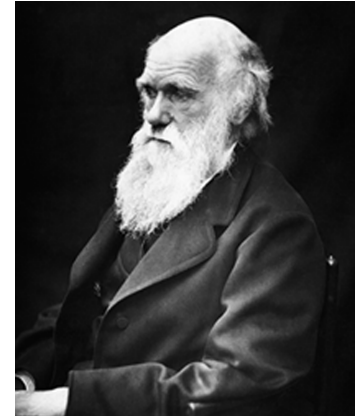


Figura 1. Charles Darwin, naturalista anglès (1809-1882)

Va postular l'evolució de les espècies a partir d'una selecció natural. Els algorismes genètics es basen en aquesta evolució per a resoldre problemes electromagnètics.

Lectures complementàries

Sobre els avantatges i els inconvenients dels diversos mètodes d'optimització tradicionals, podeu consultar:

Y. Rahmat-Samii; E. Michielssen (1999). *Electromagnetic optimization by genetic algorithms*. John Wiley & Sons.

R. L. Haupt; S. E. Haupt (2004). *Practical genetic algorithms*. John Wiley & Sons.

Lectura complementària

Sobre els mètodes de ruta aleatòria o Montecarlo, podeu consultar l'obra següent:

Y. Rahmat-Samii; E. Michielssen (1999). *Electromagnetic optimization by genetic algorithms*. John Wiley & Sons.

poseu que l'agrupació disposa de trenta elements. Si es volguessin provar totes les combinacions, aquestes serien 2^{30} . Si considerem un temps de simulació per agrupació d'un segon, el temps total serà de trenta-quatre anys. És aquí on el GA intervé, ja que en unes poques hores és capaç de trobar la solució d'aquest problema.

En un GA, el primer pas consisteix a crear una **població inicial**, que estarà formada per solucions potencials i que evolucionaran cap a la solució més bona (màxim o mínim global) de la funció. En l'exemple de l'agrupació, aquesta funció pot ser per exemple la diferència entre el diagrama d'un candidat i el volgut, de manera que, quan la funció tendeix a zero, es tendeix a la solució més bona. Aquesta evolució es realitzarà tenint en compte una selecció fonamentada en l'aplicació d'una **funció de cost** aplicada a la població. Aquesta funció de cost particularitzarà cada cas, ja que és on es definirà quin paràmetre es vol com a element decisor.

També hi haurà una etapa de **mutació** i recombinació dels individus existents per a crear-ne de nous i es tornarà a tenir una població formada per possibles solucions i una altra vegada es repetirà el procés. Amb la mutació s'intenta evitar caure en màxims o mínims relatius de la funció que s'ha d'optimitzar.

El present mòdul es divideix en diversos apartats. En l'apartat 1 es descriu l'arquitectura d'un GA. En l'apartat 2 es detalla com es poden codificar els individus per a ser tractats computacionalment. L'apartat 3 mostra diferents tècniques de selecció. En l'apartat 4 es comenta l'estratègia elitista. En l'apartat 5 es presenta un exemple anomenat problema del viatger. L'apartat 6 recull uns quants exemples i finalment en el resum s'exposen les conclusions.

Objectius

Amb l'estudi d'aquest mòdul didàctic, assolireu els objectius següents:

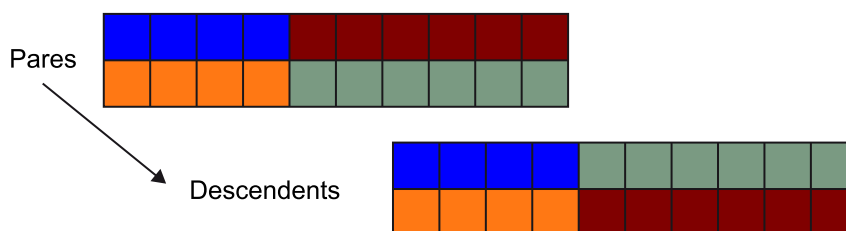
- 1.** Comprendre el principi de funcionament d'un algorisme genètic.
- 2.** Entendre els problemes d'optimització que pot resoldre un algorisme genètic.
- 3.** Conèixer l'ús de l'encreuament, la mutació i l'elitisme.

1. Elements i parts d'un algorisme genètic

En primer lloc es definiran els elements que intervenen en un algorisme genètic i després es veuran les parts que el componen:

- **Gen:** és la part mínima que conté informació. Normalment és la codificació dels paràmetres que es volen optimitzar. Per exemple, en el cas d'una agrupació (*array*) d'antenes, serà l'amplitud, la distància o la fase de cada element de l'agrupació.
- **Cromosoma:** està format pels gens. Representa una solució. Per exemple, en el cas d'una agrupació, els pesos d'excitació, amb l'objectiu de manipular el diagrama de radiació.
- **Població inicial:** és la població formada pels cromosomes que inicialment es consideren solucions possibles. Posteriorment aquesta població s'anirà modificant i cada població apareguda a cada iteració s'anomenarà **generació**. Per exemple, un conjunt d'agrupacions d'antenes.
- **Pares:** es componen de parells de cromosomes que han estat "seleccionats" en cada població (o generació), que prèviament s'han ordenat segons el resultat obtingut en avaluar-ne la funció de cost de cadascun. Seran emprats per a obtenir els descendents com a fruit de la seva recombinació (aplicant els operadors de *crossover* i mutació), i aquests seran els membres de la nova generació.
- **Crossover:** és un dels operadors principals. Normalment té una probabilitat associada que acostuma a prendre valors entre 0,6 i 0,8 i s'utilitza per a determinar el punt dins del cromosoma a partir del qual es farà la divisió del cromosoma en "parts" que després es recombinaran. Per exemple, si el punt d'encreuament fos el 4, els descendents quedarien tal com il·lustra la figura 2.

Figura 2. Exemple de funcionament de l'operador *crossover*



Aquesta etapa dins del GA que comprèn l'elecció del valor del punt d'encreuament i la recombinació dels cromosomes s'anomena **aparellament**.

Lectura complementària

Sobre els elements que intervenen en un GA i les diverses parts que conté, podeu consultar l'obra següent:

Y. Rahmat-Samii; E. Michielssen (1999). *Electromagnetic optimization by genetic algorithms*. John Wiley & Sons.

Lectura complementària

Sobre el valor de probabilitat associat al *crossover*, podeu consultar l'obra següent:

Y. Rahmat-Samii; E. Michielssen (1999). *Electromagnetic optimization by genetic algorithms*. John Wiley & Sons.

- **Mutació:** és un mecanisme per a evitar que la solució cap a la qual evoluciona el GA no sigui un màxim o mínim local de la funció en comptes del màxim o mínim global volgut. Serveix per a introduir material genètic que no és present en la població. També sol tenir associada una probabilitat. Per exemple, en agrupacions d'antenes en què s'optimitzen els pesos, una mutació consisteix a canviar un gen, és a dir, un pes de l'agrupació. Així, si els pesos tinguessin únicament dues possibilitats, 1 i 0, una mutació canviaria el pes d'un element de 0 a 1 o d'1 a 0.
- **Funció de cost:** és la funció que permet avaluar un cromosoma com a solució. Alhora es podran ordenar segons el resultat obtingut i després es farà la selecció pertinent. És la funció que relaciona el problema físic que es tracta i el procés d'optimització del GA. Per exemple, en el cas d'una agrupació d'antenes, una possible funció de cost seria la que avalués la forma del diagrama d'un cromosoma en comparació d'un diagrama objectiu.

Lectura complementària

Sobre el valor de probabilitat associat a l'operador de mutació, podeu consultar l'obra següent:

Y. Rahmat-Samii; E. Michiels (1999). *Electromagnetic optimization by genetic algorithms*. John Wiley & Sons.

Lectura complementària

Sobre els diagrames de blocs d'un algorisme genètic, podeu consultar l'obra següent:

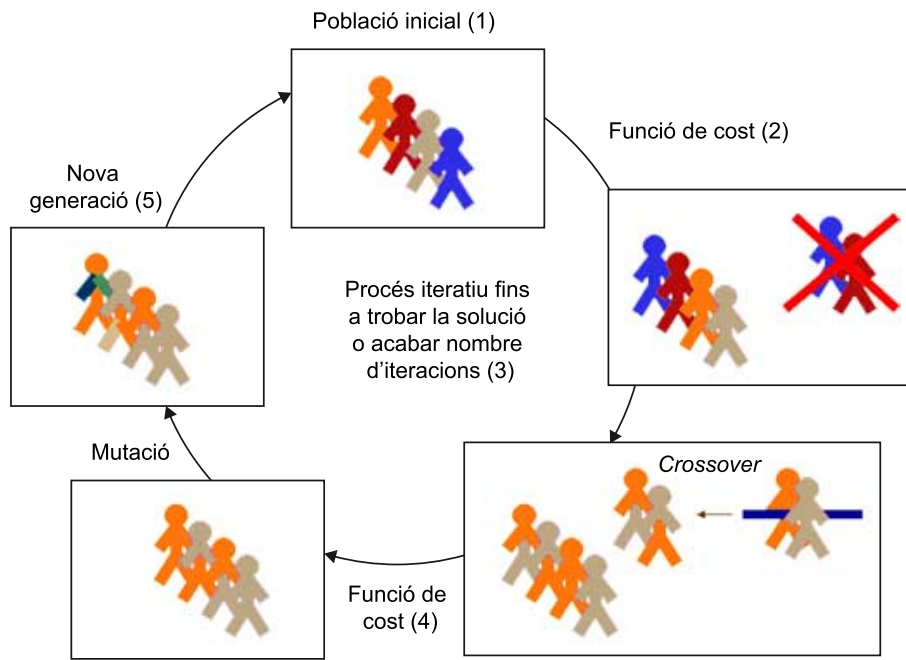
J. Anguera; A. Pérez (2008). *Teoria d'antenes* (ISBN: 978-84-935665-4-8).

Les etapes d'un GA s'han anat veient en les definicions anteriors i es resumeixen en les següents:

- 1) Codificació dels paràmetres com a gens i formació dels cromosomes (candidat). Inicialització de la població inicial, normalment d'una manera aleatòria.
- 2) Avaluació de la funció de cost per a cada cromosoma. Selecció dels individus segons el resultat obtingut en aplicar-los la funció de cost.
- 3) Recombinació dels individus per donar lloc als nous individus.
- 4) Mutació dins de la població per a obtenir la nova generació.
- 5) Aplicació de la funció de cost, i es repeteix el procés fins a arribar a la convergència.

A la figura 3 es mostra un diagrama de blocs en què s'aprecia el funcionament bàsic d'un GA.

Figura 3. Diagrama de blocs d'un algorisme genètic



2. Codificació dels paràmetres

Els GA generalment operen amb la codificació dels paràmetres d'interès, en comptes de treballar amb els paràmetres mateixos.

El fet de representar els paràmetres codificats en els gens i aquests dins del cromosoma permet que els GA funcionin amb una independència absoluta dels paràmetres mateixos, al marge de l'espai de la solució.

Es poden emprar codificacions binàries, vectors amb coma flotant, una combinació de tots dos, però sempre és recomanable utilitzar els alfabetos més curts possibles. Aquests també simplificaran la resta de les operacions que es puguin aplicar al GA.

En el cas de codificació binària, s'empra l'equació següent:

$$q = \left(\frac{q_{max} - q_{min}}{2^N - 1} \right) \cdot \sum_{n=0}^{N-1} 2^n \cdot b_n + q_{min} \quad 2.1$$

on q_{max} és el valor màxim del paràmetre que es codifica, q_{min} és el valor mínim d'aquest mateix paràmetre, N és el nombre de bits per gen i b_n és el bit binari en la posició n dins del gen. Per exemple, en una agrupació d'antenes, si un pes a_n pot ser com a màxim 10 i el mínim 0, aleshores $q_{max} = 10$ i $q_{min} = 0$.

El GA actua sobre el cromosoma perquè evolucioni cap a la solució òptima. La funció de cost retorna un resultat que dona una mesura de la bondat de la solució. La **funció de cost** s'utilitza per a assignar un valor de cost a cada individu de la població. Concretament, és l'única connexió entre el problema físic que s'està optimitzant i el GA. L'única especificació requerida per a la funció de cost és que retorni un valor que indiqui la bondat de l'individu en qüestió.

Lectura complementària

Sobre les codificacions binàries, podeu consultar l'obra següent:

Y. Rahmat-Samii; E. Michiels (1999). *Electromagnetic optimization by genetic algorithms*. John Wiley & Sons.

3. Estratègies de selecció

La selecció introdueix la influència de la funció de cost en el funcionament del GA. La selecció ha d'utilitzar la funció de cost aplicada als individus de cada generació (cromosomes), ja que dona una mesura de la bondat del resultat obtingut fins al moment.

Cal tenir present que en la selecció no es pot guardar únicament la solució més bona oposada fins al moment, ja que si es fa es podria estar donant com a solució definitiva una que no ho és. Per això, es preserven les característiques incloses en altres cromosomes que no són els millors, i se'ls inclou en la generació següent. Es pot dur a terme buscant-ne el valor mitjà i mantenint els més propers a aquesta mitjana, o mantenint la meitat més bona de la generació, entre d'altres. A continuació es detallen diverses estratègies de la selecció que consisteixen en l'elecció dels pares que participaran en el procés de reproducció.

3.1. Truncament de la població

L'estratègia determinista més simple seria la supervivència dels més bons, ordenats segons el resultat obtingut en aplicar la funció de cost als individus (cromosomes) de cada generació. És a dir, se n'eliminarien els més dolents.

Es pot fixar un valor mínim de la funció de cost a partir del qual s'eliminen els individus que hi quedin per sota. Els individus que passen a la generació següent són els utilitzats per a crear els nous cromosomes mitjançant el procés d'aparellament.

Aquesta estratègia és determinista, ja que els individus eliminats són triats a partir d'una comparació determinista entre el valor de la seva funció de cost i el valor triat com a nivell mínim requerit. Una variació seria, en comptes de considerar un nivell mínim, conservar sempre els N individus més bons.

El gran avantatge que té aquesta estratègia és la simplicitat i el gran desavantatge és que, en aquest procés d'eliminació, en un individu que hagi estat descartat, la seva "característica individual" s'haurà perdut.

Lectura complementària

Sobre les diverses estratègies de selecció, podeu consultar l'obra següent:

Y. Rahmat-Samii; E. Michielssen (1999). *Electromagnetic optimization by genetic algorithms*. John Wiley & Sons.

Aquesta pèrdua és producte de l'evolució, però moltes vegades pot ser que s'esdevingui abans d'haver obtingut els beneficis aportats per la característica particular que tenia aquest individu eliminat. De totes maneres, és lògic pensar que mantenint els elements més bons es va cap a la solució volguda.

L'única manera de recuperar elements descartats és per mitjà de la mutació. Aquesta mutació s'utilitzarà per a explorar altres zones del domini de la solució, cosa que afegeix nou material genètic i per tant amplia el domini d'exploració i evita caure en màxims o mínims locals.

3.2. Selecció proporcional

Entre les estratègies de selecció estocàstiques trobem la selecció proporcional, també anomenada *ruleta* (*roulette wheel*).

La selecció dels individus es farà segons la proporció de selecció (probabilitat de selecció) que s'indica en l'equació següent:

$$P_{\text{Selecció}} = \frac{f(\text{cromosoma}_i)}{\sum_i f(\text{cromosoma}_i)} \quad 2.2$$

en què $f(\text{cromosoma}_i)$ indica el valor de la funció de cost aplicada al cromosoma i .

S'observa, doncs, que la probabilitat que un individu d'una generació continuï en la generació següent és funció del valor relatiu que tingui la seva funció de cost. Es mantindran els que tinguin més "pes específic" en la generació. La diferència enfront de l'estratègia anterior és que en aquest cas encara hi ha una probabilitat que els elements amb un valor de cost més baix participin, si més no, en alguns dels aparellaments, és a dir, se'n preservi la informació genètica.

El procés consisteix a crear una ruleta i dividir-la en tantes parts com individus hi hagi i amb cada part d'una àrea proporcional al seu valor de cost. Es fa girar la ruleta i l'element que acaba on està situat l'indicador és el seleccionat. En els primers passos del GA es veuen clarament beneficiats els individus amb més valor de cost, però aquest cada vegada esdevé més igual per a tots ells. Es podria fer un tipus d'escalat per a solucionar-ho.

La manera d'implementar-ho seria triar un nombre aleatori entre 0 i 1. Després es calcularia el valor de cost normalitzat de cada individu. I, finalment, en un bucle s'anirien sumant els valors de cost normalitzats fins a igualar o excedir el nombre aleatori triat anteriorment. Aleshores, la variable comptador del bucle indicaria l'individu seleccionat.

3.3. Selecció per torneig

El funcionament d'aquesta estratègia és la selecció aleatòria de N individus (cromosomes) de cada generació.

Dels N cromosomes, el que tingui un valor de cost més alt serà el guanyador del torneig i serà l'element seleccionat. La resta dels N elements es retornen a la generació present (imaginem una caixa en què cada element fos una peça), i aleshores es repeteix el procés. Normalment es fixa que $N = 2$.

La selecció dels N elements es pot fer assignant un nombre a cadascun i seleccionant el nombre aleatòriament. Una altra manera seria fer-ho mitjançant una ruleta. Aquesta alternativa s'anomena *Wetzel ranking*. Aquesta selecció es repetiria fins a obtenir els N individus.

Tant en aquesta estratègia com en l'anterior es comprova que s'utilitza una estratègia amb selecció i reemplaçament de manera que els individus poden, i normalment ho fan, participar en més d'una selecció. La selecció per torneig té una convergència lleugerament més bona cap a la solució en les iteracions inicials. A més a més, té un temps d'execució més ràpid. El temps d'execució en la selecció proporcional és de l'ordre de n^2 , mentre que en la selecció per torneig és de n .

Lectura complementària

Sobre el *Wetzel ranking*, podeu consultar l'obra següent:
D. E. Goldberg; J. J. Richardson (1987). "Genetic algorithms with sharing for multimodal function optimization. In Genetic algorithms and their applications". *Proceedings of the Second International Conference on Genetic Algorithms*.

4. Millores de l'algorisme genètic simple

S'han fet moltes modificacions en el GA optimitzador simple, el que seria el bàsic. Conceptes com elitisme, utilització de codificació real dels paràmetres, GA basats en la comunitat o algorismes en què una part de la generació es manté es resumiran a continuació.

4.1. Estratègia elitista

Una de les ampliacions més importants aplicada al GA simple és l'estratègia elitista, que va ser introduïda per K. A. de Jong. En el GA simple és possible que l'individu més bo de la nova generació tingui un valor de cost inferior al de l'individu més bo d'una generació anterior. Aquesta pèrdua d'individu més bo es deu a la naturalesa probabilística de la selecció, l'encreuament i la mutació del GA.

Es tractaria simplement que si s'observés que el nou valor de cost és inferior a un d'anterior, s'afegiria aquest individu d'una generació anterior a la nova generació.

Atès que una mutació altera un cromosoma, el nou individu pot tenir en el pitjor dels casos un comportament més dolent, i per tant en l'estratègia elitista no es muta el cromosoma més bo. Fins i tot pot ser que no es mutin els elements més bons de la població i que mutin alguns dels més dolents.

L'elitisme es pot emprar per a assegurar un increment del valor de cost en cada iteració del GA o, en el pitjor dels casos, el mateix valor.

4.2. GA *steady-state*

Una modificació important del GA simple és la utilització de generacions amb superposició, a diferència del GA simple, que cada vegada crea una generació nova. L'alternativa serien els GA *steady-state*, que han demostrat que tenen certs avantatges com una convergència més ràpida en moltes de les seves aplicacions.

L'usuari és qui tria el percentatge de la població que es manté i el que és reemplaçat i pot anar des d'un sol individu fins a la totalitat, en cas que el GA sigui simple.

Lectura complementària

Sobre l'estratègia elitista, podeu consultar l'obra següent: K. A. de Jong (1975). "An analysis of the behavior of a class of genetic adaptive systems" (dissertació doctoral). *Diss. Abstr. Int.* (vol. 36, núm. 10), 5140B (University Microfilms, núm. 76-9381). Ann Arbor: Universitat de Michigan.

Lectura complementària

Sobre els GA *steady-state*, podeu consultar l'obra següent: K. A. de Jong (1975). "An analysis of the behavior of a class of genetic adaptive systems" (dissertació doctoral). *Diss. Abstr. Int.* (vol. 36, núm. 10), 5140B (University Microfilms, núm. 76-9381). Ann Arbor: Universitat de Michigan.

El funcionament i la implementació són idèntics que en el GA simple, amb la diferència que tot el procés de selecció, encreuament i mutació només s'aplica a una part de la població, que després és afegida a la població que s'ha volgut mantenir.

Una variant manté tota la població present i hi afegeix a més la següent, de manera que el total augmenta. Aleshores es duu a terme el procés d'eliminació de tota aquesta nova població.

S'han provat i s'estan explorant altres mètodes, estratègies o funcions de cost, com l'ús de gens "dominants" o recessius o els conceptes de *nínxol* i *especiació*.

Lectura complementària

Sobre el concepte de *nínxol*, podeu consultar l'obra següent:

D. E. Goldberg; J. J. Richardson (1987). "Genetic algorithms with sharing for multimodal function optimization. In Genetic algorithms and their applications". *Proceedings of the Second International Conference on Genetic Algorithms*.

5. El problema del viatger

A continuació es presenta un problema típic, el problema del viatger (TSP, *travel salesman problem*), que tracta d'un venedor que ha de visitar diferents localitats. El venedor ha de visitar cadascuna d'aquestes localitats només una vegada i ha de tornar a casa en finalitzar el viatge. El problema serà trobar la ruta més bona, ordenar l'ordre de visita de les ciutats, de manera que es minimitzi la distància total recorreguda pel venedor. L'abstracció del problema del viatger té aplicació per exemple en l'optimització de la ruta que ha de seguir un robot que munta components electrònics en una placa de circuit imprès.

En aquest problema, l'optimització s'aconsegueix amb l'assignació correcta de l'ordre de visita de cada ciutat.

El problema que es pot trobar amb la utilització de l'operador encreuament estàndard (elecció d'un punt únic) és que es crearan fàcilment rutes no vàlides o rutes en què es visita una ciutat més d'una vegada. La possibilitat que apareguin rutes no vàlides en les solucions augmenta la dificultat de trobar la solució òptima. Per solucionar aquestes dificultats es variaran els operadors de *crossover* i mutació.

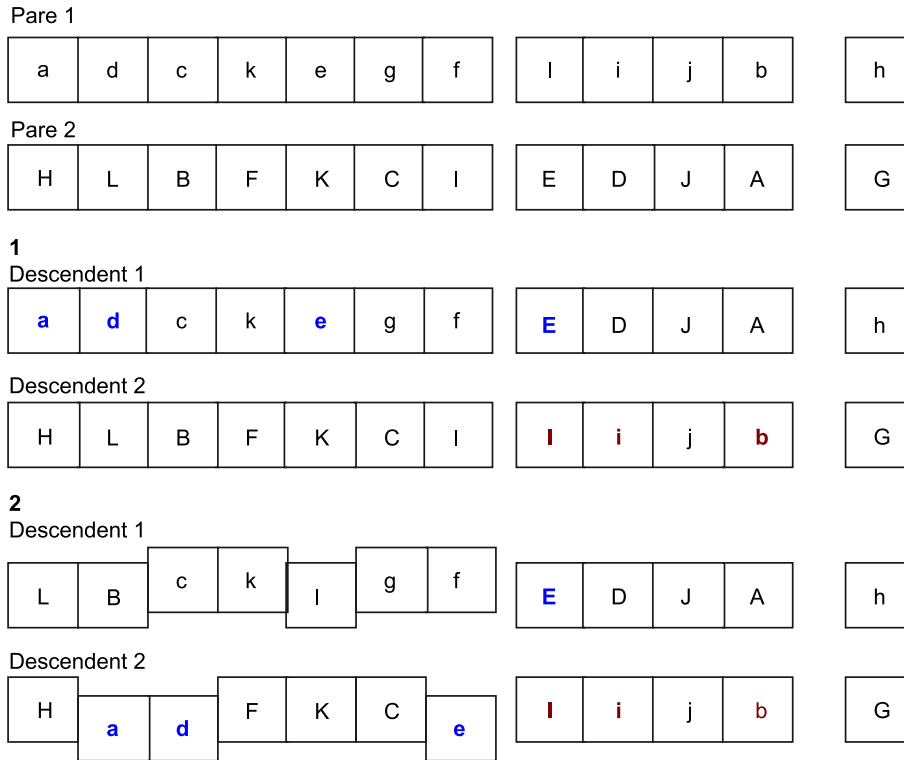
En l'exemple que es mostra s'utilitzarà el PMX (*partially matched crossover*). Aquest deriva d'un encreuament de doble punt, que segueix la mateixa filosofia que el d'un sol punt però triant-ne dos, i el que hi hagi entre ells és el que s'intercanviarà. També portarà associada una probabilitat p_{Cross} , que ha de ser superada perquè es realitzi el procés. Cal remarcar que, com que la ruta que seguirà el viatger és una ruta "tancada", la solució ...ABCDA... seria igual que la solució ...CDABC...

El PMX consta de dues parts: l'**encreuament** i la validació de la ruta. La primera part és la que ja hem descrit, en què els punts seleccionats s'assignen d'una manera aleatòria, la part que canviï del *Pare 1* es copia en les mateixes posicions del *Descendent 2*, i es fa el mateix per a l'altre pare. Les parts restants dels pares es copien en les mateixes posicions dels descendents respectius, de l'1 a l'1 i del 2 al 2 (figura 4). A continuació ve la segona part, que s'ha anomenat de *validació de la ruta*.

Una vegada obtinguts els dos descendents, s'observa que en les parts fora dels punts d'encreuament hi ha elements que a causa de la introducció de la "nova part", ara es repeteixen. En la figura 4 els elements *a, d, e* del *Descendent 1* també són en la nova part introduïda *A, D, E*, i en el *Descendent 2* passa el mateix amb *L, B, I*. Aquests elements repetits se substitueixen pels elements

repetits de l'altre descendent que ocupen les mateixes posicions (figura 4). La distinció entre majúscules i minúscules s'ha fet únicament per saber a cada moment la procedència de l'element.

Figura 4. Funcionament del PMX

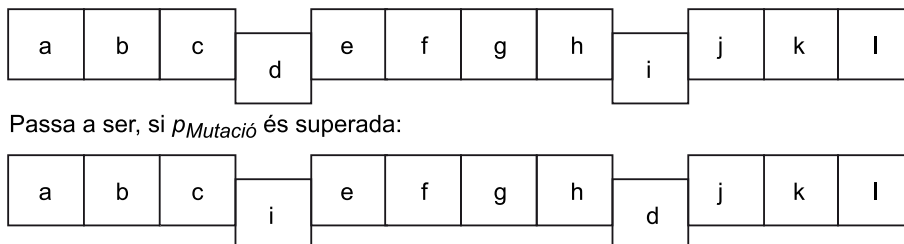


D'aquesta manera s'ha obtingut com a solució unes rutes totalment vàlides.

De la mateixa manera que l'encreuament podia donar solucions no vàlides, en el cas de la mutació pot succeir exactament el mateix; per això també es modificarà aquest operador fent que, en comptes de provocar el canvi d'un element del cromosoma, s'intercanviï la posició d'un parell d'elements entre ells. Si s'intercanvien elements d'una ruta vàlida, el resultat continuarà sent una ruta vàlida. Es pot observar en la figura 5 en els elements *d* i *e*.

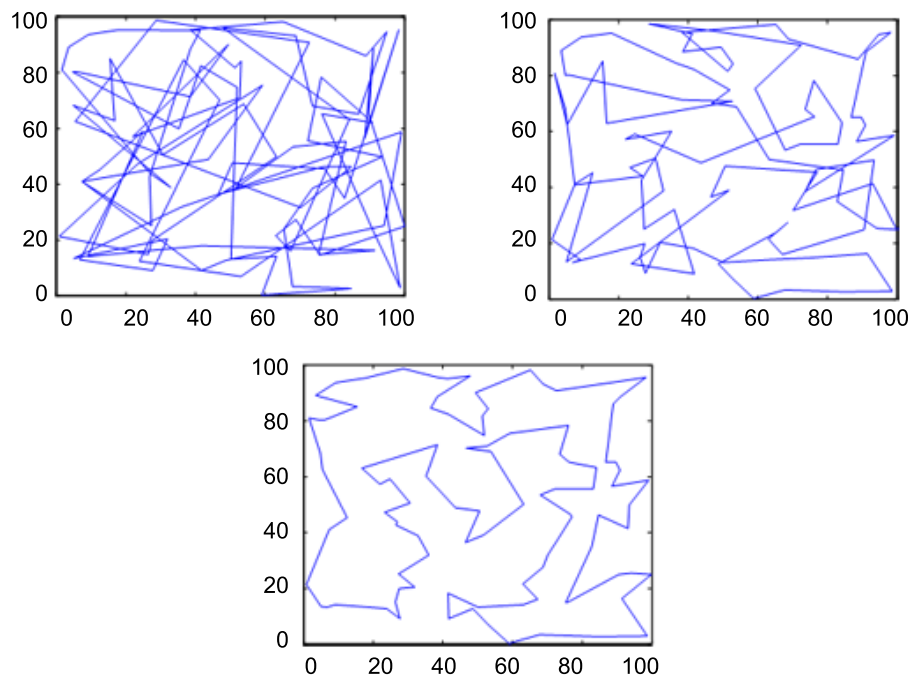
Si $p_{Mutació}$ és superada, esdevé:

Figura 5. Funcionament de la mutació en el TSP



Una vegada presentat el funcionament d'aquest GA s'il·lustren diferents passos de l'evolució gràfica de la ruta quan s'executa el GA (figura 6).

Figura 6. Evolució del recorregut del viatger per cent ciutats



Els eixos d'abscisses i ordenades són magnituds de distància.

6. Exemples d'aplicació

A continuació es presenten uns quants exemples d'aplicació en el camp de les antenes. El primer exemple utilitza GA per a optimitzar diagrames de radiació d'una agrupació. El segon mostra que és possible sintetitzar antenes perquè compleixin un cert requisit, com per exemple un comportament d'alta directivitat. Finalment, es detalla un cas en què s'optimitzen els valors d'una xarxa d'adaptació d'una antena.

6.1. Optimització de pesos d'agrupacions d'antenes

Són diversos els mètodes de síntesi de diagrames de radiació, com per exemple el mètode de Fourier.

L'avantatge d'optimització mitjançant GA és la possibilitat d'optimitzar no solament els pesos a_n tant en fase com en mòdul, sinó també la possibilitat d'optimitzar la distància entre elements d_n (2.3):

$$\vec{E}(\vec{r}) = \vec{E}_0(\vec{r}) \cdot \sum_{n=0}^{N-1} a_n e^{jk d_n \cos \theta} \quad 2.3$$

en què els paràmetres per optimitzar podrien ser a_n i d_n i la funció de cost, la distància euclidiana entre el diagrama volgut i el de cada individu en qüestió.

A més a més, l'optimització mitjançant GA permet afegir restriccions al marge de valors que poden adoptar les amplituds, les fases i les distàncies. Per exemple, el mètode de Fourier no limita el marge de valors dels pesos a_n . Aquesta limitació pot implicar el problema que la disparitat de pesos a_n sigui tal que la xarxa de distribució necessària tingui línies de transmissió amb valors molt dispersos d'impedància característica.

Aquesta disparitat pot entrar en conflicte amb la tecnologia disponible, ja que valors molt alts d'impedància característica impliquen amplades molt reduïdes de línia de transmissió en cas d'implementar-se amb tecnologia *microstrip*, per esmentar-ne un exemple. Per contra, valors baixos d'impedància característica impliquen amplades molt elevades de la línia de transmissió. GA resol aquesta limitació perquè pot afegir restriccions en el procés d'optimització d'acord amb els límits tecnològics.

Lectura complementària

Sobre el mètode de Fourier, podeu consultar l'obra següent:

J. Anguera; A. Pérez (2008).
Teoria d'antenes (ISBN:
 978-84-935665-4-8).

6.2. Optimització d'antenes

El disseny d'antenes mitjançant GA permet sintetitzar antenes d'una manera automatitzada.

Un procediment molt potent de disseny amb GA consisteix en la combinació de GA amb mètodes de resolució numèrica de les equacions de Maxwell mitjançant, per exemple, el mètode dels moments (*method of moments*, MoM).

Vegeu també

El mètode dels moments s'estudia en el mòdul "Mètode numèric per a la resolució de les equacions de Maxwell" d'aquesta assignatura.

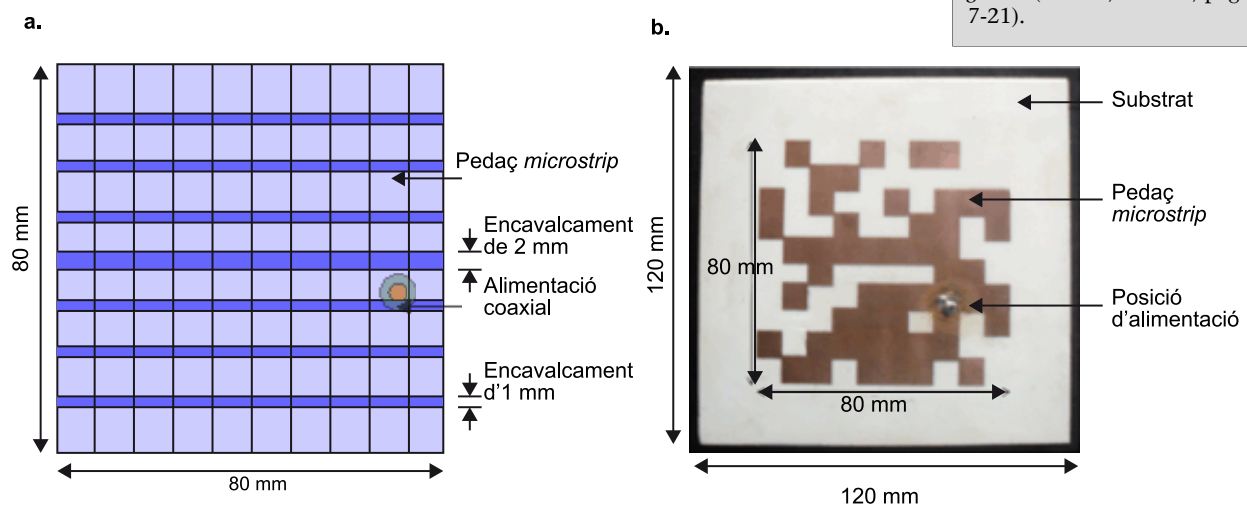
L'exemple que es presenta en aquest subapartat mostra la síntesi d'un pedaç *microstrip* per a obtenir una directivitat elevada en la direcció *broadside*. Sense pèrdua de generalitat, en aquest cas no s'ha utilitzat MoM, sinó una altra tècnica anomenada *FEM* (*finite element method*). L'àrea de la zona es divideix en vuitanta cel·les, de manera que se superposen entre cel·les adjacents (figura 7).

Lectura complementària

Podeu aprofundir més sobre el MoM en:

J. M. Johnson; Y. Rahmat-Samii (1997). "Genetic algorithms in engineering electromagnetics". *IEEE Antennas and Propagation Magazine* (vol. 39, núm. 4, pàg. 7-21).

Figura 7



a. Reticle inicial a partir del qual es generaran els cromosomes per activació i desactivació de cel·les; b. Antena *microstrip* optimitzada

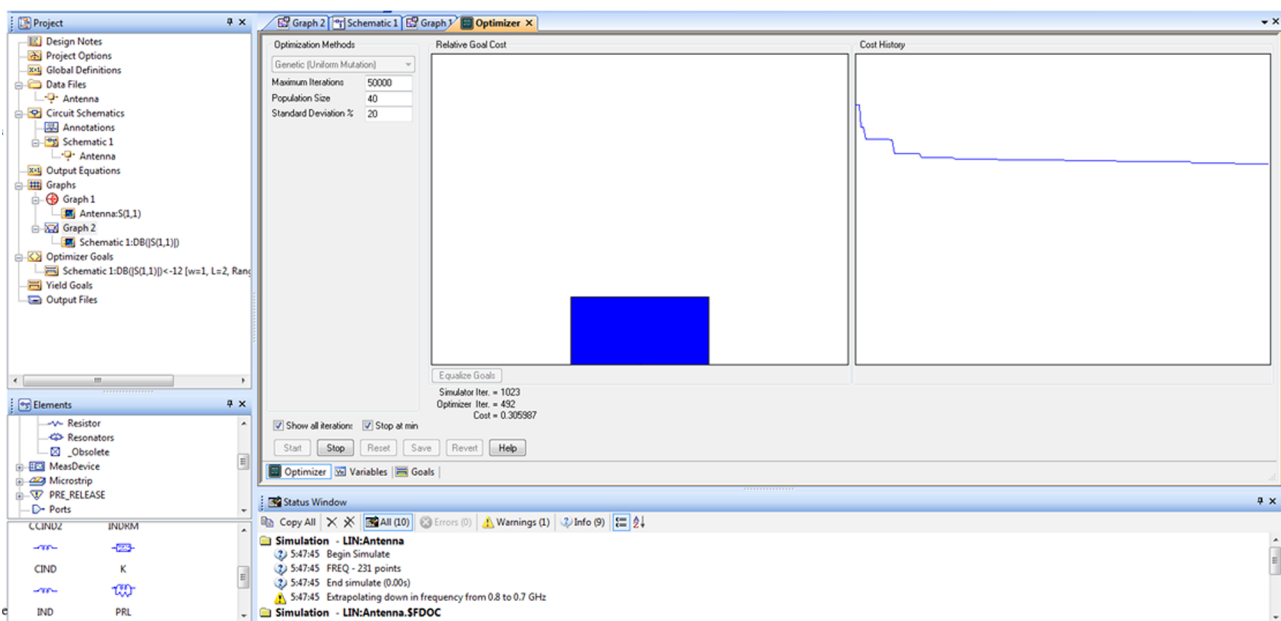
La propietat de conductor o no conductor de cada cel·la es defineix utilitzant la codificació binària. Si una cel·la és conductora, el gen corresponent s'assigna a 1, i si una cel·la és no conductora, s'hi assigna 0. El propòsit de la superposició entre cèl·lules adjacents és evitar tenir un contacte infinitesimal entre les cel·les que pot plantejar un problema de connexió quan es fabrica el pedaç *microstrip* a causa de les toleràncies del gravat químic (figura 7).

La tècnica proposada també és adequada per a altres mètodes de fabricació, com ara estampar el conductor utilitzat per al pedaç *microstrip* en un suport de plàstic. Si les peces del conductor tenen un contacte infinitesimal, el pedaç en general està compost per diverses peces que són difícils d'assemblar en un suport. No obstant això, mitjançant aquesta tècnica, s'obté una sola peça conductora, cosa que en simplifica la subjecció en el suport de plàstic que es fa servir com a substrat. Per tant, el mètode que es proposa aquí simplifica la fabricació d'antenes *microstrip* obtingudes per mitjà de l'optimització GA. Observeu que en aquest cas hi ha 2^{80} combinacions possibles. Si considerem un temps de simulació de cada individu d'un minut, el temps total de la solució mitjançant una cerca exhaustiva seria d'uns 2,3 trilions d'anys! Mitjançant GA, la solució s'obté en qüestió d'unes hores.

6.3. Optimització de xarxes d'adaptació

Un altre camp d'aplicació dels algorismes genètics es troba en l'optimització de circuits de microones, com ara xarxes d'adaptació per a antenes. En molts casos, quan el conjunt de variables que cal dissenyar excedeix un cert nombre, el disseny de la xarxa deixa de tenir una solució senzilla, com pot ser la que té una xarxa en L o una xarxa en T .

Figura 8. Optimització mitjançant GA en què es mostra l'evolució de la funció de cost



Una manera de desenvolupar el disseny multivariable subjecte a més a més a restriccions, com podria ser afitar a un màxim i un mínim el valor d'un component, és mitjançant GA (figures 8 i 9). En aquest cas s'il·lustra l'optimització de la impedància d'entrada d'una antena per a satisfer un requisit de coeficient de reflexió per sota d'un llindar. En aquest cas, s'afiten els valors mínim i

Lectures complementàries

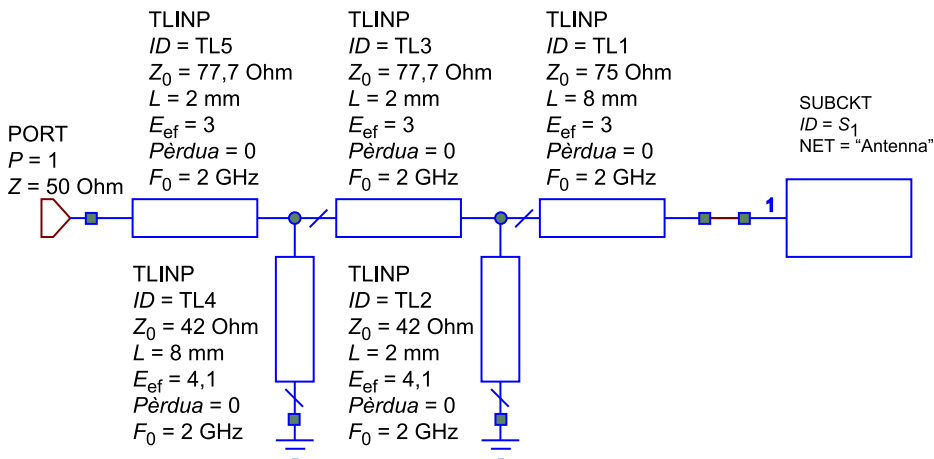
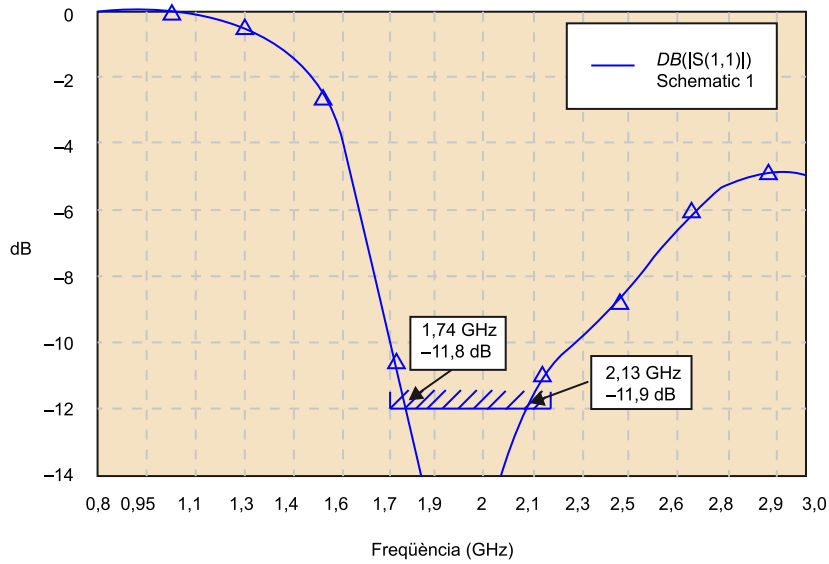
Podeu aprofundir més en el mètode que hem proposat aquí en les obres següents:

J. M. Jayasinghe; J. Anguera; D. N. Uduwawala (2013). "Genetic algorithm optimization of a high-directivity microstrip patch antenna having a rectangular profile". *Radioengineering* (vol. 22, núm. 3, setembre, pàg. 700-707).

J. M. Jayasinghe; J. Anguera; D. N. Uduwawala; A. Andújar. "Genetic algorithm optimization of microstrip patch antennas for high-directivity applications". *International Journal of Electronic Letters*.

màxim de la impedància característica de les línies de transmissió que formen la xarxa d'adaptació, i també la seva longitud màxima, amb l'objectiu de simplificar-ne la fabricació.

Figura 9. Xarxa d'adaptació en què les variables que s'han d'optimitzar són les diferents impedàncies característiques de les línies de transmissió *microstrip* i les seves longituds, és a dir, es té un problema amb deu variables subjectes a restriccions



Resum

Els GA permeten l'optimització de problemes amb múltiples variables i restriccions. El procés d'optimització és global, en el sentit que no se centra en màxims relatius sinó en màxims absoluts gràcies principalment a l'operador de mutació, que afegeix material genètic nou que permet ampliar el domini de l'exploració. Si el nou element que ha experimentat mutació és més bo que la població, el procés elitista el col·locarà en el primer element de la cadena i el seu material genètic s'heretarà als seus progenitors mitjançant múltiples encreuaments.

Per tant, GA és un procés d'optimització global que permet afegir restriccions que se cenyeixin als límits imposats, o bé per principis físics o bé per principis tecnològics, i que obre una possibilitat de disseny d'antenes i circuits de microones d'una manera automàtica que ha d'anar acompanyada de les habilitats i els coneixements de l'enginyer d'antenes.

Bibliografia

Anguera, J.; Pérez, A. (2008). *Teoria d'antenes* (ISBN: 978-84-935665-4-8).

Goldberg, D. E.; Richardson, J. J. (1987). "Genetic algorithms with sharing for multimodal function optimization. In Genetic algorithms and their applications". *Proceedings of the Second International Conference on Genetic Algorithms*.

Haupt, R. L.; Haupt, S. E. (2004). *Practical genetic algorithms*. John Wiley & Sons.

Jayasinghe, J. M.; Anguera, J.; Uduwawala, D. N. (2013). "Genetic algorithm optimization of a high-directivity microstrip patch antenna having a rectangular profile". *Radioengineering* (vol. 22, núm. 3, setembre, pàg. 700-707).

Jayasinghe, J. M.; Anguera, J.; Uduwawala, D. N.; Andújar, A. (2014). "Genetic algorithm optimization of microstrip patch antennas for high-directivity applications". *International Journal of Electronic Letters*.

Johnson, J. M.; Rahmat-Samii, Y. (1997). "Genetic algorithms in engineering electromagnetics". *IEEE Antennas and Propagation Magazine* (vol. 39, núm. 4, pàg. 7-21).

Jong, K. A. de (1975). "An analysis of the behavior of a class of genetic adaptive systems" (dissertació doctoral). *Diss. Abstr. Int.* (vol. 36, núm. 10), 5140B (University Microfilms, núm. 76-9381). Ann Arbor: Universitat de Michigan.

Rahmat-Samii, Y.; Michielssen, E. (1999). *Electromagnetic optimization by genetic algorithms*. John Wiley & Sons.

