

YENİ İKİ GLOBAL KARMA OPTİMİZASYON ALGORİTMASI VE BU
ALGORİTMALARIN MİKRODALGA DEVRELERİNİN TASARIMINA UYGULANMASI

DOKTORA TEZİ

39182

Y. Müh. M. Tayfun GÜNEL

Tezin Enstitüye Verildiği Tarih : 1 Ekim 1992

Tezin Savunulduğu Tarih : 12 Şubat 1993

Tez Danışmanı : Prof. Dr. Bingül YAZGAN

Diğer Jüri Üyeleri : Prof. Dr. Ergül AKÇAKAYA

Prof. Dr. Ergül TUTUNCUOĞLU

ÖNSÖZ

Bu tez çalışması sırasında sabrı ve yardımlarıyla bana her zaman destek olan ve yol gösteren hocam sayın Prof. Dr. Bingöl YAZGAN' a en içten teşekkürlerimi sunarım.

EYLÜL 92

M. Tayfun GÜNEL

İÇİNDEKİLER

ÖZET	v
SUMMARY	vi
BÖLÜM 1. GİRİŞ	1
1.1. Konunun Tanıtımı	1
1.2. Optimizasyon Problemi	4
1.3. Global Optimizasyon	6
1.3.1. Örtü (Covering) Yöntemleri	6
1.3.2. Rastlantısal Arama (Random Search) Yöntemleri	7
1.3.3. Kümeleme (Clustering) Yöntemleri	8
1.3.4. Genelleştirilmiş iniş (Generalized Descend) Yöntemleri	9
1.3.5. Amaç Fonksiyonlarının İstatistiksel Modellerine Dayalı Yöntemler	10
1.4. Tezin Amaç ve Kapsamı	10
BÖLÜM 2. DEVRE VE SİSTEM TASARIMINDA GÜNCEL OLARAK KULLANILAN OPTİMİZASYON ALGORİTMALARI	13
2.1. Giriş	13
2.2. Isıl İşlem Benzetimi (Simulated Annealing) Algoritması	15
2.3. Hooke-Jeeves Algoritması	21
2.4. Kontrollü Rastlantısal Arama Algoritması	24
2.5. Adaptif Kompleks Algoritması	27
BÖLÜM 3. MİKRODALGA DEVRELERİNİN OPTİMİZASYONU	30
3.1. Giriş	30
3.2. Fiziksel Sistem ve Benzetim Modeli	31
3.3. Tasarım Sınırlamaları ve Hata Fonksiyonları	32
3.4. Mikrodalga Devrelerinin Bilgisayar Destekli Tasarımında Amaç Fonksiyonları	37
3.4.1. l_p Normu	37
3.4.1.1. l_1 Normu	38
3.4.1.2. l_2 Normu	39

3.4.1.3. l_∞ Normu	39
3.5. Genelleştirilmiş l_p Amaç Fonksiyonu	40
3.6. Çok Amaçlı Optimizasyon	42
BÖLÜM 4. TEZ ÇALIŞMASINDA GELİŞTİRİLEN YENİ GLOBAL KARMA OPTİMİZASYON ALGORİTMALARI	45
4.1. Giriş	45
4.2. Karma Algoritma 1	46
4.2.1. Karma Algoritma 1 in Yakınsaklığı	48
4.3. Karma Algoritma 2	49
4.3.1. Karma Algoritma 2 nin Yakınsaklığı	53
4.4. Optimizasyon Sonuçları	56
BÖLÜM 5. GLOBAL KARMA OPTİMİZASYON YÖNTEMLERİNİN MİKRODALGA DEVRE TASARIMINA UYGULANMASI	63
5.1. Giriş	63
5.2. Geniş Bandlı Kuvvetlendirici Tasarımı	64
5.2.1. Karma Algoritma 1 den Elde Edilen Sonuçlar	72
5.2.2. Karma Algoritma 2 den Elde Edilen Sonuçlar	74
5.3. Düzgün Olmayan Hat Tasarımı	75
5.3.1. Karma Algoritma 1 den Elde Edilen Sonuçlar	77
5.3.2. Karma Algoritma 2 den Elde Edilen Sonuçlar	79
5.4. Mikroserit Filtre Tasarımı	81
5.4.1. Karma Algoritma 1 den Elde Edilen Sonuçlar	85
5.4.2. Karma Algoritma 2 den Elde Edilen Sonuçlar	87
SONUÇLAR VE ÖNERİLER	89
KAYNAKLAR	99
EKLER	112
ÖZGEÇMİŞ	125

ÖZET

Bu çalışmada bilgisayar destekli devre ve sistem tasarımıda kullanılan çeşitli optimizasyon yöntemleri incelenerek mevcut yöntemlere göre daha hızlı ve az sayıda fonksiyon incelemesi gerektiren global karma optimizasyon algoritmaları geliştirilmeye çalışılmış ve geliştirilen karma algoritmalar aktif ve pasif mikrodalga devrelerinin tasarımına uygulanmıştır. Bu algoritmalar türev bilgisi gerektirmemektedirler. Türev bilgisi gerektirmeme özelliği, türev bilgisini elde etmek için ek hesaplamalar yapılması zorunluluğunu ortadan kaldırdığı gibi algoritmaların basitliği bunların her tür probleme uygulanmasını da kolaylaştırmaktadır. Oluşturulan algoritmalar global optimizasyon için test fonksiyonlarına uygulanmış ve elde edilen sonuçlar fonksiyon inceleme sayısı, standard süre ve global minimumu bulma yüzdesi bakımlarından literatürde verilen çeşitli algoritmalara ait sonuçlarla karşılaştırılmıştır. Ayrıca yeni geliştirilen karma algoritmalar geniş bantlı kararlı mikrodalga kuvvetlendiricisi, parabolik iletim hattı ve filtre tasarım örneklerine uygulanarak elde edilen sonuçlar tartışılmıştır.

SUMMARY

NEW TWO GLOBAL HYBRID OPTIMIZATION ALGORITHMS AND THEIR APPLICATIONS TO THE DESIGN OF MICROWAVE CIRCUITS

Since the 1970s, significant progress has been made in the computer aided design of microwave circuits. In the initial design stage, the configuration and the topology of the circuit are determined. The performance of the initial circuit design is evaluated by computer-aided analysis methods. In the next stage of the CAD procedure, characteristics of a designed circuit computed by circuit analysis subroutines are compared with the given specifications. If the results do not satisfy the desired specifications, the circuit design parameters must be appropriately changed. The sequence of circuit analysis, comparison of circuit characteristics with design specifications, and then parameter modification is performed until acceptable performance goals for the circuit are met. This kind of CAD of microwave circuits is performed by using optimization methods. Optimization methods may also be used for parameter estimation of passive and active devices on the basis of experimental data.

Optimization in general means to determine the extreme value (maximum or, more often, minimum) of a mathematical function. The optimization problem is to minimize the scalar function

$$U = U(x) \quad (1)$$

subject to the inequality constraints:

$$c(x) \leq 0 \quad (2)$$

and equality constraint:

$$h(x) = 0 \quad (3)$$

Here $\mathbf{c}(\mathbf{x})$ and $\mathbf{h}(\mathbf{x})$ are, in general, nonlinear vector-valued functions of $\mathbf{x}$; for example

$$c(x) = \begin{bmatrix} c_1(x) \\ c_2(x) \\ \vdots \\ c_{mc}(x) \end{bmatrix} \quad h(x) = \begin{bmatrix} h_1(x) \\ h_2(x) \\ \vdots \\ h_{mh}(x) \end{bmatrix} \quad (4)$$

In (1) to (4), $\mathbf{x}$ is a vector of n independent variables or parameters:

$$X = \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \vdots \\ x_n \end{bmatrix} \quad (5)$$

Thus, the vector $\mathbf{x}$ is an element of an n -dimensional parameter space R^n . An acceptable region R_A (or a feasible, a constrained region) is given by

$$R_A = \{x \mid c(x) \leq 0, h(x) = 0\} \quad (6)$$

Any point belonging to RA is said to be feasible. The objective function can be called a cost function or an error function. Optimization problems encountered in the CAD of microwave circuits may be divided into the following classes:

Linear programming : U, c, h, linear function of x
Quadratic programming: U quadratic, c, and h are linear.
Nonlinear programming: At least one of the U, c, h
is a nonlinear function of x

A very important class of problems in the CAD of microwave circuits concerns techniques for adjusting circuit parameters to minimize the deviation between the circuit performance achieved at some stage of the design and the desired specifications. Such techniques are used to refine iteratively an initial design until specifications are met. The refinement process is an optimization process involving the minimization of a performance criterion that measures the difference between existing and desired response characteristics of the designed circuits. In microwave

circuit design, the physical system can be a network, a device, or a measured or manufacturing process. As an example, the physical system may be a bandpass waveguide filter, MESFET transistor amplifier in MIC technology, a procedure for noise parameter measurements and so on. The desired performance of a system may be expressed by specifications which are usually functions of some independent variables such as frequency, time, or temperature. Because the response functions can be computed at a finite number of values of one or more independent variables, discrete set of samples of independent variables is to be considered. A circuit must be designed to meet desired specifications. Very often in practice the design problem has to be defined by lower and upper specifications.

The error function must arise from the difference between the actually calculated responses and the given specifications. In general for lower and upper specifications, the error function is defined as

$$e_{uj}(p) = w_{uj}(F_j(p) - S_{uj}), \quad j \in J_u \quad (7a)$$

$$e_{lj}(p) = w_{lj}(F_j(p) - S_{lj}), \quad j \in J_l \quad (7b)$$

where $F_j(p)$ is the response function, p represents the network parameters. S_{uj} is an upper specification, S_{lj} is a lower specification. w_{uj} is a nonnegative weighting factor for S_{uj} , and w_{lj} is a nonnegative weighting factor for S_{lj} . The index sets J_u and J_l defined as

$$J_u = \{j_1, j_2, \dots, j_k\} \quad (8)$$

$$J_l = \{j_{k+1}, j_{k+2}, \dots, j_m\} \quad (9)$$

are not necessarily disjoint. By redefining the error function as

$$e_i(p) = \begin{cases} e_{uj}(p) & j = j_i, \quad i = 1, 2, \dots, k \\ e_{lj}(p) & j = j_i, \quad i = k+1, k+2, \dots, m \end{cases} \quad (10)$$

a set of uniformly indexed error functions are obtained. A positive value of error function e_i indicates a violation of

the corresponding specifications. In design problems with the single specifications, the definition of the error functions is much simpler:

$$e_i = w_i |F_i(p) - S_i|, \quad i=1,2,\dots,m \quad (11)$$

The error functions e_i , $i=1,2,\dots,m$ can be treated as the components of a vector defined as

$$e(p) = \begin{bmatrix} e_1(p) \\ e_2(p) \\ \vdots \\ e_m(p) \end{bmatrix} \quad (12)$$

Many microwave circuit design problems are best formulated in terms of minimizing a scalar objective function $U(p)$ which is defined as a l_p norm or a generalized l_p function of $e_i(p)$. For $1 \leq p < \infty$ the l_p norm of $e_i(p)$ is defined as

$$\|e\|_p = \left\{ \sum_{i=1}^m |e_i(p)|^p \right\}^{1/p} \quad (13)$$

l_p norm is a scalar measure of the deviations between the desired and actual responses of the designed circuits. The choice of the value of the parameter p in the l_p norm has an essential significance. By taking a small value for p in effect we emphasize those error functions e_i that have smaller values. When the parameter p has a large value, about the value of the l_p norm, we emphasize those error functions e_i that have larger values. Three class of the l_p norm, $p=1$, $p=2$, and $p=\infty$ are best known and most widely used in the circuit optimization. In general-purpose computer programs, the objective functions usually have a form:

$$U(p) = \sum_j \left\{ \sum_{i=1}^{l_j} \sum_{m=1}^M w_{ij}^{(m)} (F_{ij}^{(m)}(p) - S_{ij}^{(m)})^2 \right\} \quad (14)$$

where

j =optimization frequency band 1 to k

i =frequency points 1 to l_j in a frequency band j

m =circuit function being optimized

$w_{ij}^{(m)}$ =weight for circuit function m at a frequency point i in band j

$F_{ij}(m)(p)$ = a value of circuit function m at a frequency point i in band j
 $S_{ij}(m)$ = desired value of circuit function m at a frequency point i in band j
 p = circuit parameters
 $\|F\|$ = norm

Optimization methods can be classified in three groups according to the information they use about the error function.

(1) Direct methods (no gradient computation): rotating coordinates, conjugate directions, pattern search methods, simplex or polytope methods etc.

(2) First-order methods (computation of the gradient): steepest-descend, conjugate gradients, quasi-Newton methods etc.

(3) Second-order methods (computation of the gradient and the Hessian matrix of second derivatives): Newton methods etc.

Gradient methods have been successfully applied to optimization problems for some time. The direct application of such methods can be computationally intensive and the issue of convergence must be addressed. However, the problem of local minima has not been directly tackled, the usual way is to try a number of initial solutions. Theoretically, the best solution of an optimization problem exists under a certain well-defined objective function and can be guaranteed only by generating and evaluating all possible solutions. However, the size of the solution space (i.e. all possible solutions) is extremely large and it grows exponentially with the number of variables for a given problem. It is generally impossible to perform an exhaustive search to locate the best solution in a reasonable time. A typical optimization process utilizes an iterative improvement strategy. First, an initial set of estimated parameters is generated as the starting point of a search process; small variations are then made to these parameters at each step to generate a new set of parameters, which is evaluated according to the objective function to be minimized. In order to guarantee the convergence of an optimization process, traditional algorithms are greedy and accept only those changes that can improve the cost of the objective function. One inherent drawback of this type of search is that it can be easily trapped into the local minima of an objective function if good initial values are not available.

Many practical engineering applications can be formulated as global optimization problems in which the objective function is not convex and possesses many local minima in the region of interest. The aim of global optimization is to find the solution in a region for which the objective function obtains its smallest value, the global minimum. Global optimization thus aims at determining not just a local minimum but the smallest local minimum in the region. The class of methods with guaranteed accuracy is called covering methods. The residual class of methods is divided into Direct methods utilizing only local information (function evaluation) and indirect methods where local information is used to build a global model of the level set or the objective function. This gives the following classification:

- Methods with guaranteed accuracy
 - Covering methods
- Direct Methods
 - Random search methods
 - Clustering methods
 - Generalized descend methods
- indirect Methods
 - Methods approximating the objective function.

Chapter 1 is an introduction to optimization problem. In section 1.3 global optimization is defined and global optimization methods are classified.

In chapter 2 optimization algorithms used in the new hybrid algorithms are examined. Simulated annealing, Hooke-Jeeves, controlled random search and adaptive complex algorithms are introduced in sections 2.2, 2.3, 2.4 and 2.5 respectively.

Chapter 3 covers the optimization of microwave circuits. In section 3.2 physical systems and simulation model are introduced. Design specifications and error functions are examined in section 3.3. In section 3.4, after error functions are examined, lp norms are introduced and compared with each others. Generalized lp norm and multiple objective optimization are introduced in section 3.5 and 3.6 respectively.

In chapter 4 new hybrid optimization algorithms are explained and convergences of algorithms are examined. Optimization results are compared with other methods in terms of the number of function evaluations and standard time in section 4.4.

In chapter 5 the application of the hybrid optimization algorithms to the design of microwave circuits are explained. Designed microwave circuits are broadband microwave amplifier, nonuniform parabolic transmission line and microwave filter.

Finally, in the last section the results obtained are discussed.

New global hybrid algorithms constructed in this thesis give better results than some algorithms given in the literature in terms of the number of function evaluations, standard time and proportions of total runs that converged to global optima. New algorithms don't require gradient information and very suitable to parallel processing. Using these, it is possible to increase the speed of the algorithm. They can be easily adapted to various problems and discontinuous functions. New algorithms are applied to 6-16 GHz stable microwave amplifier, nonuniform transmission line and filter design. Thus, design problems are transformed into optimization problems. In the design of microwave amplifier, loss effect of the matching network elements and stability factor are considered. Nonuniform transmission gives desired input impedance for a given real or complex load impedance. None of the terms is ignored in the formulation. It is also possible to take into account the loss of the nonuniform transmission line. The essence of the filter design method is to adjust a set of filter's element values until the zeros, poles and the scale factor of the characteristic function of the microstrip filter match their desired values. The method requires only simple analysis, avoids complications normally associated with network synthesis of high-degree networks, and doesn't require any gradient information. It is also possible to design nonlinear microwave circuits using new global hybrid optimization algorithms.

BÖLÜM 1 GİRİŞ

1.1 Konunun Tanıtımı

1970 lerden başlayarak günümüze kadar mikrodalga devrelerinin bilgisayar destekli tasarımında önemli gelişmeler kaydedilmiştir. Şekil 1-1 bir mikrodalga devre tasarımı için tasarım adımlarını göstermektedir. Tasarlanan devrenin analiz yöntemi ile hesaplanan karakteristikleri, devrenin sağlaması istenen özellikleri ile karşılaştırılır. Sonuçlar istenen özellikleri sağlayıncaya kadar devrenin tasarım parametreleri uygun bir şekilde değiştirilmelidir. Bu işlem sırası devre belirli sınırlar içinde istenen özellikleri sağlayıncaya kadar devam eder. Mikrodalga devrelerinin bilgisayar desteğindeki bu tür tasarımı optimizasyon yöntemleri kullanılarak gerçekleştirilir. Optimizasyon yöntemleri ayrıca, deneysel yolla elde edilmiş verileri kullanarak aktif ve pasif devrelerin parametrelerinin belirlenmesi için de kullanılabilir.

Optimizasyon yöntemleri, kullanılan hata fonksiyonlarına ait bilgilere göre üç gruba ayrılabilir:

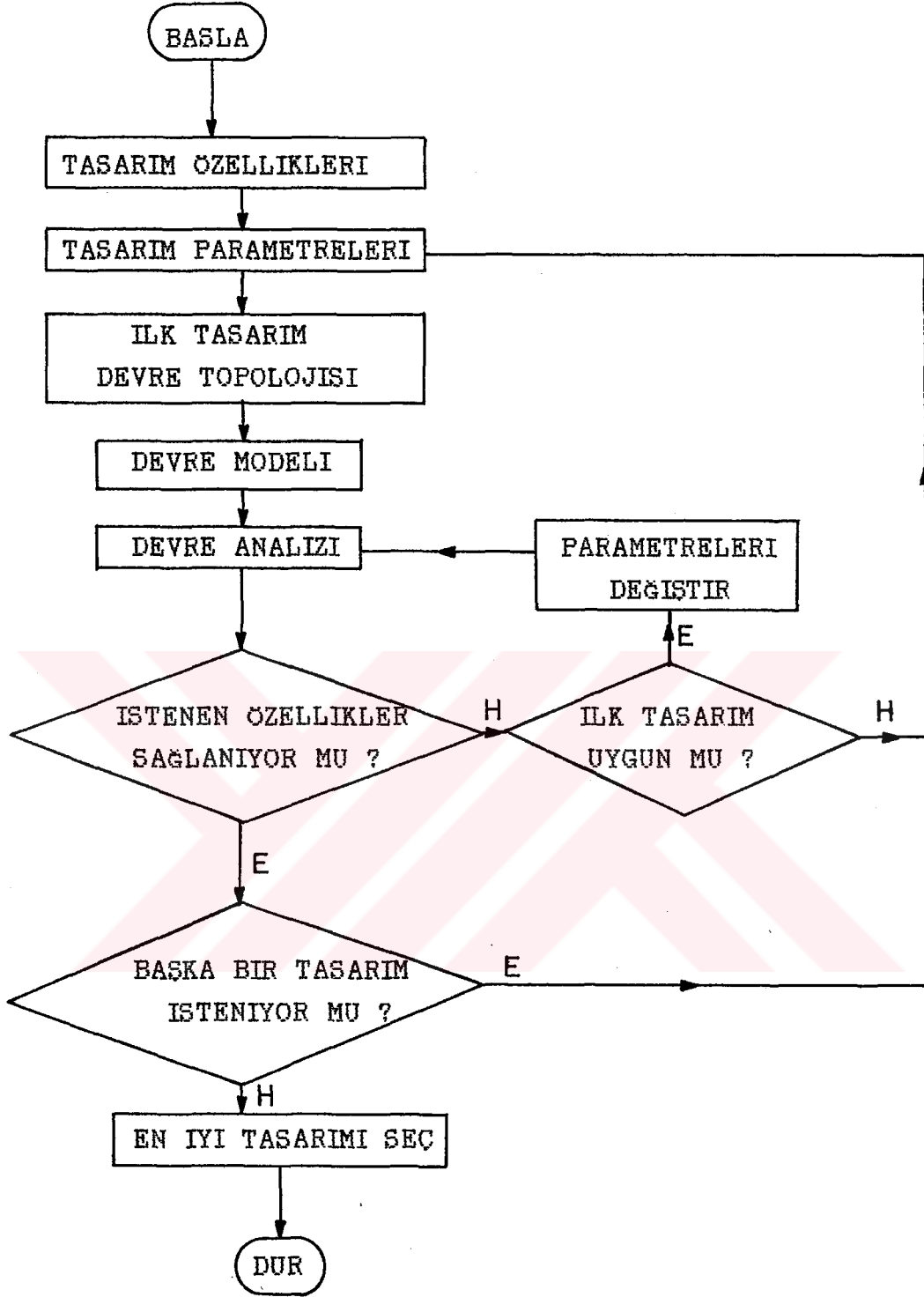
(1) Doğrudan yöntemler : Türev bilgisi gerektirmeyen yöntemlerdir. Başlıcaları, rastlantısal arama (random

search), döner koordinatlar (rotating coordinates), eşlenik yönler (conjugate directions), Hooke-Jeeves, simplex veya polytope olarak isimlendirilmiştir.

(2) Birinci mertebe yöntemler: Birinci mertebeden türev hesabını gerektiren yöntemlerdir. Başlıcaları, en dik iniş (steepest-descend), eşlenik gradyanlar(conjugate gradients) , quasi-newton, yöntemleridir.

(3) ikinci mertebe yöntemler: Birinci ve ikinci mertebe türev bilgisi gerektirmektedir. Newton yöntemleri olarak isimlendirilirler.

Yukarıdaki yöntemlerin tümü literatürde geniş bir biçimde incelenmiştir [1], [2], [3], [4]. Türeve dayalı yöntemler optimizasyon problemlerinde zaman zaman başarıyla uygulanmalarına rağmen, bu tür yöntemlerin doğrudan uygulanması hesaplama bakımından ağır bir yük getirmektedir. Bu tür yöntemlerin, değişik biçimleri önerilmiş olmakla beraber, bölgesel (local) minimum problemi ortaya çıkmaktadır. Buna çözüm olarak birden fazla başlangıç çözümlerinin denenmesi yolu kullanılmaktadır. Teorik olarak, bir optimizasyon probleminin iyi tanımlı bir amaç fonksiyonu için en iyi çözümü, sadece tüm çözümlerin oluşturulması ve değerlendirilmesi ile mümkün olabilir. Bununla beraber, çözüm uzayının büyüklüğü, en iyi çözümün uygun bir sürede elde edilmesini güçleştirmektedir.



Şekil 1-1. Bilgisayar destekli tasarım adımları.

Bir optimizasyon işleminin başlangıcında ilk parametre değerleri oluşturulur. Her adımda parametre değerleri az miktarda değiştirilerek, amaç fonksiyonunun değeri hesaplanır ve sadece amaç fonksiyonunun değerini iyileştiren parametre değerleri kabul edilir. Bu tür yaklaşımın olumsuz tarafı, uygun başlangıç değerleri kullanılmadığında en iyi çözümün elde edilememesi ve çözümün bölgesel olmasıdır. Çözümün en iyi olması için global optimizasyon yöntemleri kullanılır.

1.2. Optimizasyon Problemi

Genel anlamda optimizasyon, bir matematiksel fonksiyonun en büyük (maksimum) ya da genellikle en küçük (minimum) değerlerini belirleme işlemidir. Optimizasyon problemi

$$c(x) \leq 0 \quad \text{ve} \quad h(x) = 0 \quad (1.1)$$

kısıtlamaları altında

$$U = U(x) \quad (1.2)$$

skaler fonksiyonunun değerini en aza indirme problemidir. $c(x)$ ve $h(x)$, genelde x in doğrusal olmayan vektör değerli fonksiyonlarıdır. Örneğin;

$$c(x) = \begin{bmatrix} c_1(x) \\ c_2(x) \\ . \\ . \\ c_m(x) \end{bmatrix} \quad h(x) = \begin{bmatrix} h_1(x) \\ h_2(x) \\ . \\ . \\ h_m(x) \end{bmatrix} \quad (1.3)$$

x ise n adet bağımsız değişken ya da parametre vektörüdür.

$$x = \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ . \\ . \\ x_n \end{bmatrix} \quad (1.4)$$

Kabul edilebilirlik bölgesi:

$$R_A = \{x \mid c(x) \leq 0, h(x) = 0\} \quad (1.5)$$

biçiminde tanımlanır. R_A bölgesine ait herhangi bir nokta kabul edilebilir bir noktadır. Amaç fonksiyonu maliyet fonksiyonu ya da hata fonksiyonu olarak da isimlendirilir. Optimizasyon işleminin amacı R_A bölgesinde her $x \in R_A$ için

$$U(x^*) \leq U(x)$$

olacak biçimde x^* değerini belirlemektir. Burada x^* , $U(x)$ in global minimumudur. $U(x)$ in bölgesel minimumu uygun bir $N(x)$ civar tanımına göre R_A bölgesindeki x noktasında her $x \in R_A \cap N(x)$ için

$$U(x^*) \leq U(x)$$

eşitsizliğini sağlar. Mikrodalga devrelerinin bilgisayar destekli tasarımı karşılaşılan optimizasyon problemleri,

- Doğrusal programlama: U ; c , h , x in doğrusal fonksiyonları
- ikinci derece programlama: U ikinci derece, c, h doğrusal
- Doğrusal olmayan programlama: U, c ve h dan en az biri x in doğrusal olmayan fonksiyonu

şeklinde üç ayrı sınıfa ayrılmaktadır [5].

1.3. Global Optimizasyon

Pratikte çok sayıda mühendislik uygulamaları global optimizasyon problemi olarak formüle edilebilir. Global optimizasyon problemlerinde ilgilenilen bölgede çok sayıda bölgesel minimum vardır. Sistem tasarımı olası çözümler bir R_A alt bölgesinde sınırlandırılmıştır. Amaç fonksiyonunun bu alt bölgede çok sayıda minimumu olabilir. Global iyileştirmenin amacı R_A bölgesinde amaç fonksiyonunun en küçük değerini verecek çözümü bulmaktır. Global optimizasyon R_A bölgesinde bir bölgesel minimum yerine en küçük bölgesel minimumu (global) bulmayı amaçlar. Global optimizasyon için şu biçimde bir sınıflandırma yapılabilir [6]:

1.3.1. Örtü Yöntemleri

En basit örtü yöntemleri global minimumu kapsamayan alt bölgelerin belirlenmesi ve bunların inceleme dışında bırakılmasına dayanmaktadır. Bu yöntemler, global minimumların civarında önceden belirlenen doğrulukta küçük aralıklarla sonuçlanan ayırma ya da bölme işlemi olarak düşünülebilir. Yönteme bir diğer bakış açısı da amaç fonksiyonu için daha iyi alt ve üst yaklaşımları oluşturmaktır. Minimizasyon işleminde ilgilenilen $[a, b]$ aralığının uçlarındaki fonksiyon değerleri incelenir. 0 andaki tahmini global minimum değeri y^* olsun. y^* değeri başlangıçta $y^* = \min[U(a), U(b)]$ olur. Daha sonraki adımda aralık alt aralıklara bölünür. $U(x) \geq y^*$ ya da $U'(x) \neq 0$ bağıntılarının sağlandığı aralıklar, global minimumu kapsamadıkları için dikkate alınmazlar. $U''(x) < 0$ durumunda

fonksiyon ilgilenilen aralıkta konkav olduğundan ve dolayısıyla da global minimumu kapsayamayacağından bu aralıklarda dikkate alınmaz [7].

13.2. Rastlantısal Arama Yöntemleri

En basit üç araştırma yöntemi: basit rastlantısal arama, tek başlangıçlı ve çok başlangıçlı yöntemlerdir. x_i , $i=1..N$ deneme noktaları tüm algoritmalarda RA bölgesinde düzgün rastgele dağılımlı oluşturulur. Basit rastlantısal aramada $u^* = \min U(x_i)$ olur. Tek başlangıçlı yöntemde tek bir bölgesel araştırma u^* değerini veren en iyi noktadan başlayarak yapılır. Çok başlangıçlı yöntemde her bir rastlantısal nokta bölgesel optimizasyon için başlangıç noktası olarak alınır ve u^* , bulunan en küçük minimumdur. Her üç algoritma da oldukça basit bir biçimde $U(x)$ 'in gözlem sayısı sonsuza yaklaştıkça 1 e yakın bir olasılıkla en iyi sonucu vereceklerdir. Fakat bu yöntemler oldukça verimsizdirler. Basit rastlantısal arama yönteminde araştırılması gerekli ya da gereksiz bölgeler verimsiz bir biçimde araştırılır. Çok başlangıçlı algoritmanın çok sayıda bölgesel araştırması sırasında bilinen bölgesel minimumlar gereksiz bir biçimde yeniden bulunabilir. Fakat tek başlangıçlı ve çok başlangıçlı yöntemlerin basitliği dolayısıyla, bu yöntemler pratikte sıkça kullanılmaktadır. Basit rastlantısal arama ve çok başlangıçlı rastlantısal arama yöntemleri deneysel karşılaştırma çalışmalarında kullanılmaktadırlar. Tezde kullanılan ısıtma işlem benzetimi, kontrollü rastlantısal arama ve adaptif kompleks yöntemleri rastlantısal arama yöntemleri kapsamına alınabilirler.

1.3.3. Kümeleme Yöntemleri

Bu yöntemlerde bir küme analiz algoritması, bilinen bölgesel minimumların yeniden elde edilmesini önlemek için kullanılır. Bunlarda temel düşünce, her bir bölgesel minimum için bir bölgesel araştırma başlatmaktır. Kümeleme yöntemlerinin dayandığı temel şu biçimde özetlenebilir [6]:

(a) Bir RA bölgesinde U fonksiyonu örneklenip, grup haline getirilir. Bu adımda amaçlanan, noktaların bölgesel minimumlar civarında yoğunlaşmasını sağlamaktır. Minimumlar civarındaki gruptama için iki yaklaşım kullanılır. Birincisi, oldukça düşük değerli fonksiyon noktalarını saklayarak bu noktaların bölgesel minimumlar civarında gruplar oluşturmalarını sağlamaktır. İkinci yaklaşım ise, bölgesel araştırma algoritmasının birkaç adımını kullanarak her bir noktayı bölgesel bir minimuma doğru kaydırmaktır.

(b) Örnek noktaları kümelenecek, bölgesel optimizasyon yöntemlerinin uygulanması sağlanır. Bu adımda amaçlanan belli bir minimum için sınır teskil eden noktaları belirlemektir.

(c) (a) ve (b) işlemlerine, durma koşulu sağlanıncaya kadar (örneğin yeni bir minimum elde edilemeyinceye kadar) devam edilir.

Tezde kullanılan kontrollü rastlantısal arama algoritması kümeleme yöntemlerinden biri olarak da kabul edilmektedir.

13.4. Genelleştirilmiş İniş Yöntemleri

Gereksiz bölgesel araştırmayı önlemenin bir yolu da bilinen en küçük minimumdan daha düşük değerli bir nokta bulununcaya kadar RA bölgesinde rastgele örnekleme devam etmektir. Bu noktadan bölgesel bir araştırmaya başlamak daha düşük değerli bir minimumun bulunmasını garantileyecektir. Bu teknik, global optimizasyon için bölgesel araştırma yöntemlerinin genelleştirilmiş bir biçimi olarak düşünülebilir. Genelleştirilmiş iniş yöntemi kavramı Griewank [8] tarafından tanıtılmıştır. Genelleştirilmiş iniş yöntemleri ikiye ayrılmaktadır. Bunlardan birincisi bölgesel iniş (local descend) denklemindeki düzenlemeye dayanmaktadır ve yörünge (trajectory) yöntemleri adını alır. Bu yöntemde denklemlerin en önemli özelliği, yörüngenin amaç fonksiyonunun stasyoner noktalarının çoğunun civarından geçmesidir [9]. Amaç fonksiyonu üzerinde, bir önceki optimizasyon adımlarında bulunan bölgesel minimumlara inişi önleyecek düzeltmeleri kapsayan algoritmalar da hata (penalty) yöntemleri adını alır. Örneğin tünelleme (tunneling) algoritması [10] minimizasyon ve tünelleme kısmı olmak üzere iki kısımdan oluşmaktadır. Bunun için ayrıca bir $h(x)$ fonksiyonu oluşturulur. $h(x)$ in 0 olduğu nokta (x^0) ile, fonksiyonun 0 ana kadar elde edilen minimum noktası x^* arasında

$$\begin{aligned}x^0 &\neq x^* \\ U(x^0) &= U(x^*)\end{aligned}$$

bağıntıları vardır. Bu nedenle x^0 yeni bir başlangıç noktası olarak düşünülür.

13.5. Amaç Fonksiyonlarının İstatistiksel Modellerine Dayalı Yöntemler

Bu yaklaşımda amaç fonksiyonunun istatistiksel modeline dayalı ileri bir teori geliştirilmiştir. Amaç fonksiyonunun bilinmeyen değerleri rastgele değişkenlerle modellenir. Gerçek global değer tahmini değerinden beklenen sapmasının en aza indirgenmesi işlemine dayalı optimizasyon tekniğine Bayesian adı verilmektedir. Teorik olarak çekici olmasına karşın, pratikte oldukça karmaşıktır. Karmaşık optimizasyon problemleri ve kovaryans matrisinin tersi ile ilgili işlemlerin hesabındaki külfet, basitleştirilmiş modellerin kullanımını gerektirmektedir. H.J. Kushner [11] bir fonksiyonun Gauss olasılık sürecinin örneklenmiş fonksiyonu olarak modellenebileceğine dayanan bir araştırma yöntemi önermiştir. $U(x)$ fonksiyonunun o ana kadar alınan değerlerine bağlı olarak belirlenen beklenen değerinin aynı $U(x)$ fonksiyonunun bir lineer yaklaşımı olduğunu göstermiştir. Bir sonraki en iyi nokta $U(x)$ ' in n adet ölçüm sonunda elde edilen en büyük $U(x)$ değeri olan u_n en yüksek olasılıkla geçme noktasıdır. Stuckman, Kushner in tek boyut için geliştirdiği bu yöntemi n boyuta genişletmiştir [12].

14. Tezin Amacı ve Kapsamı

Bu çalışmada bilgisayar destekli devre ve sistem tasarımı için kullanılan çeşitli optimizasyon yöntemleri incelenerek mevcut yöntemlere göre daha hızlı ve az sayıda fonksiyon incelemesi gerektiren global karma optimizasyon algoritmaları geliştirilmeye çalışılmış ve geliştirilen karma algoritmalar aktif ve pasif mikrodalga devrelerinin

tasarımına uygulanmıştır. Bu algoritmalar türev bilgisi gerektirmemektedirler. Türev bilgisi gerektirmeme özelliği, türev bilgisini elde etmek için ek hesaplamalar yapılması zorunluluğunu ortadan kaldırdığı gibi algoritmaların basitliği bunların her tür probleme uygulanmasını da kolaylaştırmaktadır.

Tezin birinci bölümünde global optimizasyon yöntemleri sınıflandırıldıktan ve kısaca tanıtıldıktan sonra, ikinci bölümde bilgisayar destekli devre ve sistem tasarımında güncel olarak kullanılan optimizasyon algoritmaları incelenmiştir. Bu algoritmalarından özellikle ısıtım işlem benzetimi algoritmasının kullanım alanı oldukça geniştir. Isıtım işlem benzetimi algoritması, soğutma programı adı verilen işlemde kullanılmak üzere çok sayıda parametrenin belirlenmesini gerektiren bir algoritmadır. Hooke-Jeeves algoritması global bir optimizasyon algoritması olmamakla birlikte, başlangıçta uygun değerlerin kullanılması durumunda global minimum değeri verebilecektir. Algoritmanın bir özelliği de türev bilgisi gerektirmemesidir. Kontrollü rastlantısal arama algoritması basit ve türev bilgisi gerektirmeyen koşullu optimizasyon problemlerine olduğu kadar koşulsuz optimizasyon problemlerine de uygulanabilen ayrıca paralel işlemeye de elverişli genel amaçlı bir algoritmadır. Ancak bu algoritmanın depolama kapasitesi incelenen diğer algoritmalara göre daha yüksektir. Adaptif kompleks algoritması da türev bilgisi gerektirmeyen ve paralel işlemeye uygun global bir optimizasyon algoritmasıdır. Global optimumu bulma olasılığı seçilen k adet noktanın artmasıyla 1 e yaklaşmaktadır. Bu durumda ise fonksiyon inceleme sayısı ve hesaplama süresi artmaktadır.

Üçüncü bölümde, mikrodalga devrelerinin optimizasyonu için fiziksel sistemin benzetim modeli, tasarım sınırlamaları ve hata fonksiyonları ile amaç fonksiyonlarına ait normlar incelenmiştir.

Dördüncü bölümde, tez çalışmasında yeni geliştirilen karma optimizasyon algoritmaları açıklanmıştır. 1. karma algoritma, kontrolü rastlantısal arama ve adaptif kompleks algoritmalarına dayanmaktadır. Oluşturulan algoritmalar, global optimizasyona ait test fonksiyonlarına çeşitli başlangıç değerleri için 100'er defa uygulanmıştır. 2. karma algoritma, ısıtıl işlem benzetimi ve Hooke-Jeeves algoritmalarına dayanmaktadır. Oluşturulan algoritmaların global optimizasyon için test fonksiyonlarına uygulanmasından elde edilen sonuçlar fonksiyon inceleme sayısı, amaç fonksiyonunun optimizasyonu için bilgisayarda harcanan zamanın 1000 adet Shekel 5 test fonksiyonunun hesabı için harcanan zamana oranı olarak tanımlanan standard süre ve global minimumu bulma yüzdesi bakımlarından literatürde verilen çeşitli algoritmalara ait sonuçlarla karşılaştırılmıştır.

Beşinci bölümde yeni geliştirilen karma global optimizasyon algoritmaları 6-16 GHz aralığında çalışan kararlı bir mikrodalga kuvvetlendiricisi, parabolik iletim hattı ve yedi elemanlı alçak geçiren mikrodalga filtre tasarımına uygulanmıştır.

Sonuç bölümünde tez çalışmasının değerlendirilmesi yapılmış ve elde edilen sonuçlar yorumlanarak tartışılmıştır.

BÖLÜM 2. DEVRE VE SİSTEM TASARIMINDA GÜNCEL OLARAK KULLANILAN OPTİMİZASYON ALGORİTMALARI

2.1. Giriş

Mühendislik problemlerinde genellikle A bir operatör olmak üzere $x=Ax$ denkleminin çözümü ile ilgilenilir. Bunun için geliştirilecek bir algoritma X uzayındaki noktaları başka noktalara karşı düşürme işlemi olarak ele alınabilir. İteratif olarak, bir algoritma $x_0 \in X$ başlangıç değerinden $\{x_k\}$ dizisini

$$x_{k+1} = A(x_k)$$

biçiminde oluşturur. Algoritma bir X uzayında her bir $x \in X$ noktasına X in bir alt uzayını karşı düşürür. Genellikle X , E^n vektör uzayı olabildiği gibi E^n in bir alt uzayı da olabilir. Belli bir $x_k \in X$ için $A(x_k)$ algoritması X in bir alt kümesini oluşturacaktır. Bu şekilde bir x_0 başlangıç noktasından

$$x_{k+1} \in A(x_k)$$

dizisi oluşturulur. Mühendislik problemlerinin optimizasyon algoritmaları ile çözümü için oluşturulan amaç fonksiyonu $f(x)$ 'e ait minimum noktaların kümesi Γ ($\Gamma \subseteq X$) için aşağıdaki varsayımlar altında ve y algoritma ile elde edilen bir nokta olmak üzere

- i) Tüm x_k noktaları bir S ($S \subseteq X$) kompakt kümesinde ise
- ii) X üzerinde
 - (a) $x \notin \Gamma$ ise $\forall y \in A(x)$ için $Z(y) < Z(x)$

(b) $x \in \Gamma$ ise $\forall y \in A(x)$ için $Z(y) \leq Z(x)$

olacak şekilde sürekli bir Z fonksiyonu var ise

iii) A , Γ dışındaki noktalarda kapalı ise

yakınsak $\{x_k\}$ alt dizisinin limitinin bir çözüm olduğu gösterilebilir [13]. Aslında bir teorem olan yukarıdaki ifadenin ispatı için yakınsak $\{x_k\} (k \in K)$ alt dizisinin x limitine yaklaştığı varsayalım. Z sürekli olduğundan $k \in K$ için $Z(x_k) \rightarrow Z(x)$ olacaktır. Bunun anlamı Z nin alt diziye göre yakınsak olmasıdır. Z nin aynı zamanda tüm diziye göre de yakınsak olduğu gösterilebilir. Z nin $\{x_k\}$ üzerindeki monotonluğundan her k için $Z(x_k) - Z(x) \geq 0$ yazılabilir. Z nin alt diziye yakınsaklığından belli bir ϵ ($\epsilon > 0$) değerinde tüm $k > K$, $k \in K$ lar için $Z(x_k) - Z(x) < \epsilon$ olacak şekilde bir $K \in K$ bulunabilir. Böylece tüm $k > K$ lar için

$$Z(x_k) - Z(x) = Z(x_k) - Z(x_k) + Z(x_k) - Z(x) < \epsilon$$

eşitliğinden $Z(x_k) \rightarrow Z(x)$ olduğu görülür. İspatın tamamlanması için x in bir çözüm olduğunu göstermek gereklidir. x in bir çözüm olmadığı varsayalım. $\{x_{k+1}\}_k$ alt dizisi düşünölsün. Bu dizinin tüm elemanları kompakt bir kümede olduğundan $\{x_{k+1}\}_k$ nin limit durumunda $\bar{x}$ e yakınsadığı bir $\bar{k} \in K$ vardır. Bundan ötürü $x_k \rightarrow \bar{x}$, $k \in \bar{k}$ ve $x_{k+1} \in A(x_k)$ olacak biçimde $x_{k+1} \rightarrow \bar{x}$, $k \in \bar{k}$ olur. A, x de kapalı olduğundan $\bar{x} \in A(x)$ olur. Fakat yukarıdaki sonuca göre $Z(\bar{x}) = Z(x)$ olduğundan bu durum Z fonksiyonunun iniş fonksiyonu olması gerçeğı ile çelişir. Bu da x in çözüm olduğunu göstermektedir.

Optimizasyon algoritmaları giriş bölümünde belirtildiğı gibi çok çeşitli olmakla beraber burada sadece tezde kullanılan algoritmalar incelenmiştir.

2.2. Isıl İşlem Benzetimi Algoritması

Isıl işlem benzetimi yöntemi son senelerde ortaya çıkan çözümü güç optimizasyon problemlerinin global çözümlerinin elde edilmesinde kullanılan bir yöntemdir. Bu konudaki ilk çalışmaları Kirkpatrick ile arkadaşları [14] ve Cerny [15], Metropolisin [16] katıların ısı işlem benzetimi modelinden yararlanarak başlatmışlardır. Metropolis ve arkadaşları ilk olarak basit bir algoritma önermişlerdir. Her bir iterasyonda, bir atom rastgele küçük yer değişimine uğratılır ve sonuçta sistemin enerjisindeki δ değişimi hesaplanır. $\delta < 0$ ise değişim kabul edilir. $\delta > 0$ ise değişim $\exp(-\delta / k_B T)$ bağıntısıyla kabul edilir. Olasılık bağıntısındaki T sıcaklık parametresini, k_B ise Boltzman sabitini göstermektedir. Eğer her bir sıcaklıkta çok sayıda iterasyon yapılırsa, sistem her bir ısıda ısı dengeye ulaşır. Isıl dengede sistem durumlarının olasılık dağılımı, Boltzman dağılımını izler. Boltzman dağılımında sistemin T sıcaklığında i durumunda olma olasılığı

$$p = Pr\{E = E_i\} = \frac{1}{Z(T)} \exp(-E_i / k_B T) \quad (2.1)$$

bağıntısıyla hesaplanır. E_i , i durumun enerjisini göstermektedir. $Z(T)$ ise normalizasyon için gerekli bir fonksiyondur ve

$$Z(T) = \sum_i \exp(-E_i / k_B T) \quad (2.2)$$

şeklinde tanımlıdır.

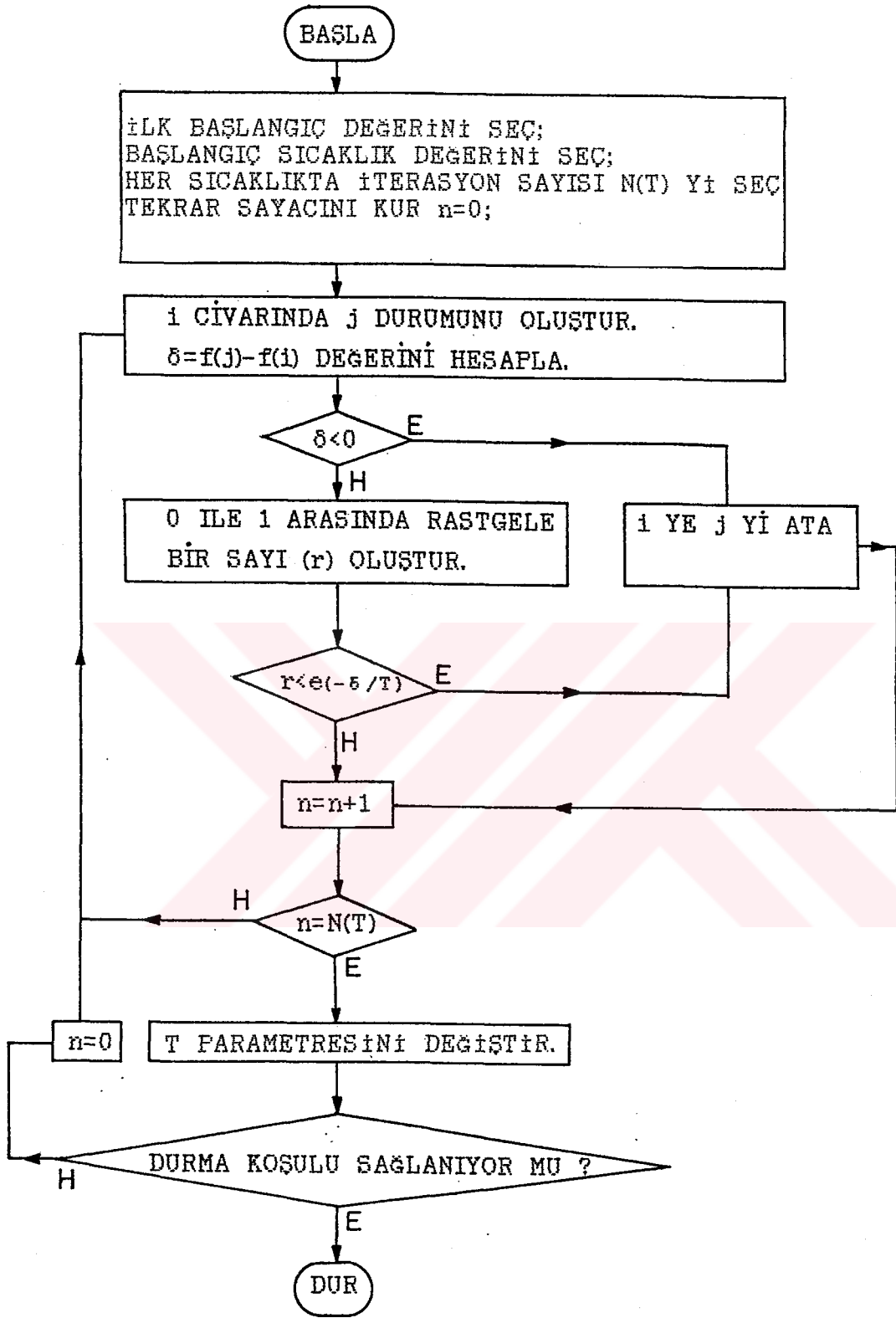
Bu konudaki ilk çalışmalardan bu zamana kadar geçen süre içerisinde ısı işlem benzetimi yöntemi, bilgisayar tasarımı(VLSI tasarımı) [17], [18], enformasyon teorisi [19],

görüntü işleme [20], [21], mikrodalga tomografisi [22], kimya mühendisliği [23], nükleer tıp [24], [25], jeofizik [26], işletme ve ekonomide [27], [28], sayısal filtre tasarımı [29], makina mühendisliği [30], [31], modelleme [32], [33] ve nöral devreler [34], [35], [36], şekil tanıma [37], anten dizisi tasarımı [38] ile bazı mikrodalga devre problemlerine uygulanmıştır [39], [40], [41], [42], [43]. Isıl işlem benzetimi yönteminin değişik problemler için diğer yöntemlerle karşılaştırılmasında bilgisayara dayalı deneysel sonuçlar ile analitik yolla elde edilen teorik sonuçlardaki gelişmeler sürmektedir.

Isıl işlem benzetimi iniş algoritmasının bir türüdür. iniş algoritması basit ve hızlı olmakla beraber, bulunan bölgesel minimum değer, global minimum değerden oldukça uzak olabilir. Bulunan çözümü daha da iyileştirmenin bir yolu, farklı başlangıç değerleri kullanarak, iniş algoritmasını çalıştırmak ve bulunan global minimum değeri elde etmektir. Isıl işlem benzetimi yönteminde, fonksiyonun değerini arttıran değerler de kabul edilerek, sonuçta bölgesel minimum değerini elde edilmesi önlenir. Fonksiyonu arttıran değerlerin, kabulü yada reddi kontrollu bir olasılıkla belirlenir. Amaç fonksiyonu f nin i ve j durumlarında aldığı değerlere bağlı olarak δ ($\delta = f(j) - f(i)$) artışına neden olan bir değişimin kabul edilme olasılığı kabul fonksiyonu olarak isimlendirilir ve $\exp(-\delta/T)$ ye eşittir. Bu üstel ifadedeki T , fiziksel anlamda sıcaklığa karşı düşen bir kontrol parametresidir. Kabul fonksiyonunun incelenmesinden, amaç fonksiyonundaki küçük değerli artışların kabul edilme olasılığının büyük değerli artışların kabul edilme olasılığından daha fazla olduğu ve T parametresinin değerinin yüksek olduğu durumda çoğu değişimin kabul edileceği, sıfıra yaklaşması durumunda ise amaç fonksiyonunda artışa neden olan değişimlerin reddedileceği görülmektedir. Bu nedenle, ısıtıl işlem

benzetiminde T ye başlangıçta oldukça yüksek bir değer verilir ve böylece bölgesel minimum değerinde elde edilmesi önlenir. Algoritma ile her sıcaklık değerinde belirli sayıda değişimler oluşturulur ve sıcaklık parametresinin değeri ard arda düşürülür. Başlangıçtaki sıcaklık değerinin belirlenmesi, sıcaklığın düşürülme hızı, her sıcaklıktaki iterasyon sayısı ve algoritmanın hangi koşullar altında durdurulacağı ısıtma işlemi yada soğutma programı olarak isimlendirilir. Algoritmanın randımanı üzerinde ısıtma işlemi programının seçiminin önemli bir etkisi vardır. Değişik soğutma programlarına ait bağıntılar Aarts ve Laarhoven tarafından verilmiştir [44]. Bu bağıntılar Ek A da gösterilmiştir. Parametrelerin iyi seçilmesi durumunda, farklı soğutma programları için benzer sonuçların elde edileceği ve farklı kabul olasılıklarının bulunan çözümün kalitesini önemli ölçüde değiştirmeyeceği çeşitli araştırmacılar tarafından deneysel olarak gösterilmiştir [45].

Isıtma işlemi benzetimi yöntemi Markov zincir teorisi kullanılarak modellenabilir. Eğer sıcaklık parametresi sabit tutulursa, i durumdan j duruma geçiş olasılığını gösteren geçiş matrisi P_{ij} , iterasyon sayısından bağımsızdır ve homojen Markov zincirine karşı düşer. Eğer, herhangi bir i durumdan j duruma sıfırdan farklı olasılıklı sonlu sayıda değişimle geçmek olası ise, ısıtma işlemi algoritmasına karşı düşen Markov zincirinin başlangıç durumundan bağımsız olan tek bir durağan dağılıma karşı geldiği gösterilebilir. Durağan dağılım fiziksel anlamda ısıtma dengede Boltzman dağılımına karşı düşer. Bu durumun sonucu olarak $T \rightarrow 0$ limit durumunda durağan dağılım optimal çözüm kümesinde düzgün bir dağılımdır. Buradan çıkan sonuç, ısıtma işlemi algoritmasının global optimal çözüm kümesine asimtotik olarak yakınsadığıdır. Algoritma şu şekildedir:



Sekil 2-1. Isıl işlem benzetimi algoritması.

Isıl işlem benzetimi matematiksel olarak en iyi biçimde, her bir deneme sonucunun sadece bir önceki deneme sonucuna bağlı olduğu Markov zinciri ile tanımlanmaktadır. Isıl işlem benzetiminde denemeler geçişlere karşı düşer ve bir geçişin sonucu sadece bir öncekine bağlı olmaktadır. Bir Markov zinciri her bir (i,j) sonuç çifti için $P_{ij}(k-1,k)$ koşullu olasılıklar kümesi ile tanımlanır. $P_{ij}(k-1,k)$, $(k-1)$. denemede sonucun i olduğu bilindiğine göre k . deneme sonucunun j olma olasılığını göstermektedir. k denemede i sonucunun elde edilme olasılığı $a_i(k)$,

$$a_i(k) = \sum_j a_j(k-1) P_{ji}(k-1,k), k=1,2,\dots \quad (2.3)$$

bağıntısıyla hesaplanır. k . denemenin sonucu $X(k)$ ile gösterilirse,

$$P_{ij}(k-1,k) = Pr\{X(k)=j \mid X(k-1)=i\} \quad (2.4)$$

ve

$$a_i(k) = Pr\{X(k)=i\} \quad (2.5)$$

olur. Eğer koşullu olasılıklar k ya bağlı değil ise Markov zinciri homojendir, tersi durumda homojen değildir.

Isıl işlem benzetiminde $P_{ij}(k-1,k)$ koşullu olasılığı, i durumundan j durumuna k . geçiş olasılığını göstermektedir. $X(k)$ ise k geçisten sonra elde edilen durumdur. Bundan ötürü $P_{ij}(k-1,k)$ geçiş olasılığı ve $P(k-1,k)$ ($R \times R$) ise geçiş matrisi olarak isimlendirilir.

Geçiş olasılıkları kontrol parametresi T nin değerine

bağılıdır. Eğer T sabit tutulursa sonuçta Markov zinciri homojen olur ve geçiş matrisi $P=P(T)$

$$P_{ij}(T) = \begin{cases} G_{ij}(T)A_{ij}(T) & \forall j \neq i \\ 1 - \sum_{l=1, l \neq i}^{|A|} G_{il}(T)A_{il}(T) & j=i \end{cases} \quad (2.6)$$

biçiminde tanımlanabilir. Her bir geçiş olasılığı, i durumundan j durumunu oluşturma olasılığı (generation probability) $G_{ij}(T)$ ve j durumunu kabul olasılığı (acceptance probability) $A_{ij}(T)$ nin çarpımlarına eşittir. Oluşturma matrisi $G(T)$ ile kabul matrisi ise $A(T)$ ile gösterilmektedir. (2.6) bağıntısına göre $P(T)$ stokastik bir matristir

$$\forall i: \sum_j P_{ij} = 1$$

Algoritmada $G(T)$, i durumundan j durumuna geçişlerin rastgele oluşturulduğu düzgün bir dağılımla belirlenir. $A(T)$ ise Metropolis kriteri ile belirlenir. Yani,

$$A_{ij}(T) = \min\{1, \exp(-(f(j) - f(i))/T)\} \quad (2.7)$$

şeklindedir.

T kontrol parametresi kontrollu bir biçimde azaltılır. Bu azalmaya göre iki farklı durum söz konusudur:

Homojen algoritma: Algoritma homojen Markov zincirleri dizisi ile tanımlanır. Her bir Markov zinciri T nin sabit değerlerinde oluşturulur ve T değeri ard arda Markov zincirleri arasında düşürülür.

Homojen olmayan algoritma: Algoritma tek bir homojen olmayan Markov zinciri ile tanımlanır. Birbirini izleyen geçişler sırasında T değeri düşürülür.

Isıl işlem benzetimi algoritması ile oldukça büyük K sayıda geçişten sonra global minimuma yakınsanır. Yani

$$Pr\{X(K) \in R_{opt}\} = 1 \quad (2.8)$$

olur. R_{opt} global minimumların veren durumların bir kümesidir.

Yukarıdaki bağıntı asimtotik olarak

$$\lim_{K \rightarrow \infty} Pr\{X(K) \in R_{opt}\} = 1 \quad (2.9)$$

1 değerine yakınsar [44].

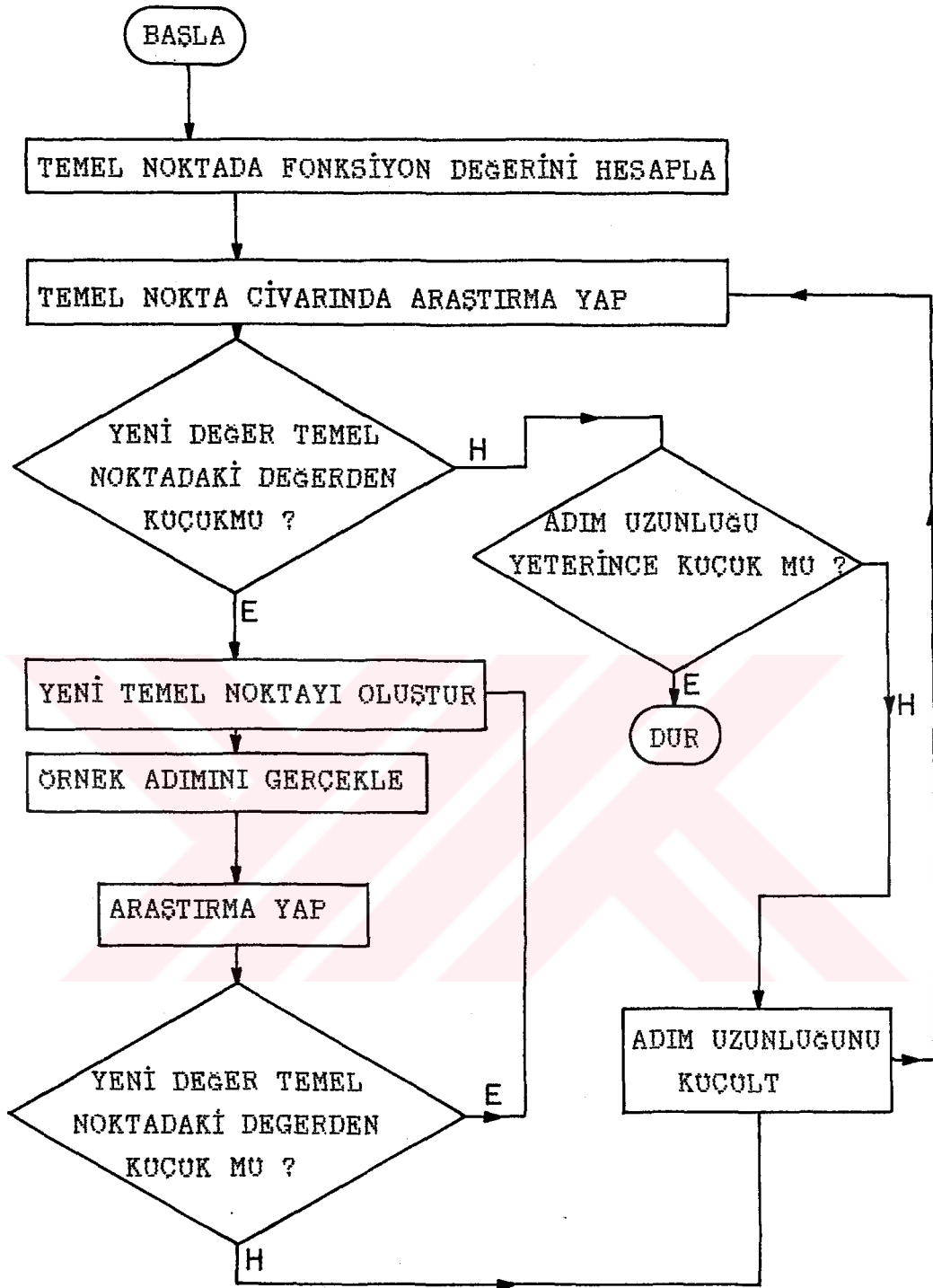
2.3. Hooke-Jeeves Algoritması

Yöntem 60 lı yıllarda önerilmesine karşın oldukça etkin bir yöntemdir [46]. Araştırma bir temel nokta etrafında araştırma adımları(exploratory moves) ve arkasından örnek adımları (pattern moves) adı verilen işlemlerden oluşmaktadır. Algoritma şu şekildedir:

- (A) bı temel başlangıç noktası ve her x_j , $j=1,2,...,n$ değişken için adım uzunluğu h_j seçilir.

- (B) b_1 civarında bir araştırma yapılır. Bunun için şu yol izlenir:
- (i) $f(b_1)$ değerini hesaplanır.
 - (ii) Her bir değişkeni adım uzunluğu ekleyerek sırasıyla değiştirilir. Bunun için önce e_1 x_1 eksen yönündeki birim vektör olmak üzere $f(b_1 + h e_1)$ değeri hesaplanır. Eğer sonuçta bir azalma oluyorsa b_1 yerine $b_1 + h e_1$ değeri alınır. Azalma olmuyorsa b_1 değiştirilmeden bırakılır ve x_2 deki değişim incelenir. Bu inceleme tüm değişkenler için yapıldıktan sonra yeni temel nokta b_2 elde edilir.
 - (iii) Eğer $b_2 = b_1$ ise araştırma işlemi azaltılmış adım uzunluğu için b_1 civarında tekrar edilir.
 - (iv) Eğer $b_2 = b_1$ ise örnek adımı yapılır.
- (C) Örnek adımında, araştırma adımından elde edilen bilgi kullanılır. Bunun için şu yol izlenir.
- (i) $P_1 = b_1 + 2(b_2 - b_1)$ (genel olarak $P_i = b_i + 2(b_{i+1} - b_i)$) noktasındaki fonksiyon değeri bulunur.
 - (ii) Keşif hareketlerine $P_1(P_i)$ civarında devam edilir.
 - (iii) Eğer (ii) adımındaki en küçük değer $b_2(b_{i+1})$ değerinden daha küçük ise yeni temel nokta $b_3(b_{i+2})$ elde edilir. Bu durumda (i) tekrar edilir. Diğer durumda $b_2(b_{i+1})$ den yapılan örnek adımı iptal edilerek, $b_2(b_{i+1})$ civarında araştırma adımına devam edilir.
- (D) Adım uzunlukları önceden belirlenen küçük bir değere ulaştığında işlem sona erdirilir.

Algoritmanın akış diyagramı:



Şekil 2-2. Hooke-Jeeves algoritması.

2.4. Kontrollü Rastlantısal Arama Algoritması

Kontrollü rastlantısal arama algoritması basit ve türev bilgisi gerektirmeyen, koşullu optimizasyon problemlerine olduğu kadar koşulsuz optimizasyon problemlerine de uygulanabilen ayrıca paralel işlemeye elverişli genel amaçlı bir algoritmadır [47]. Algoritmanın özellikleri:

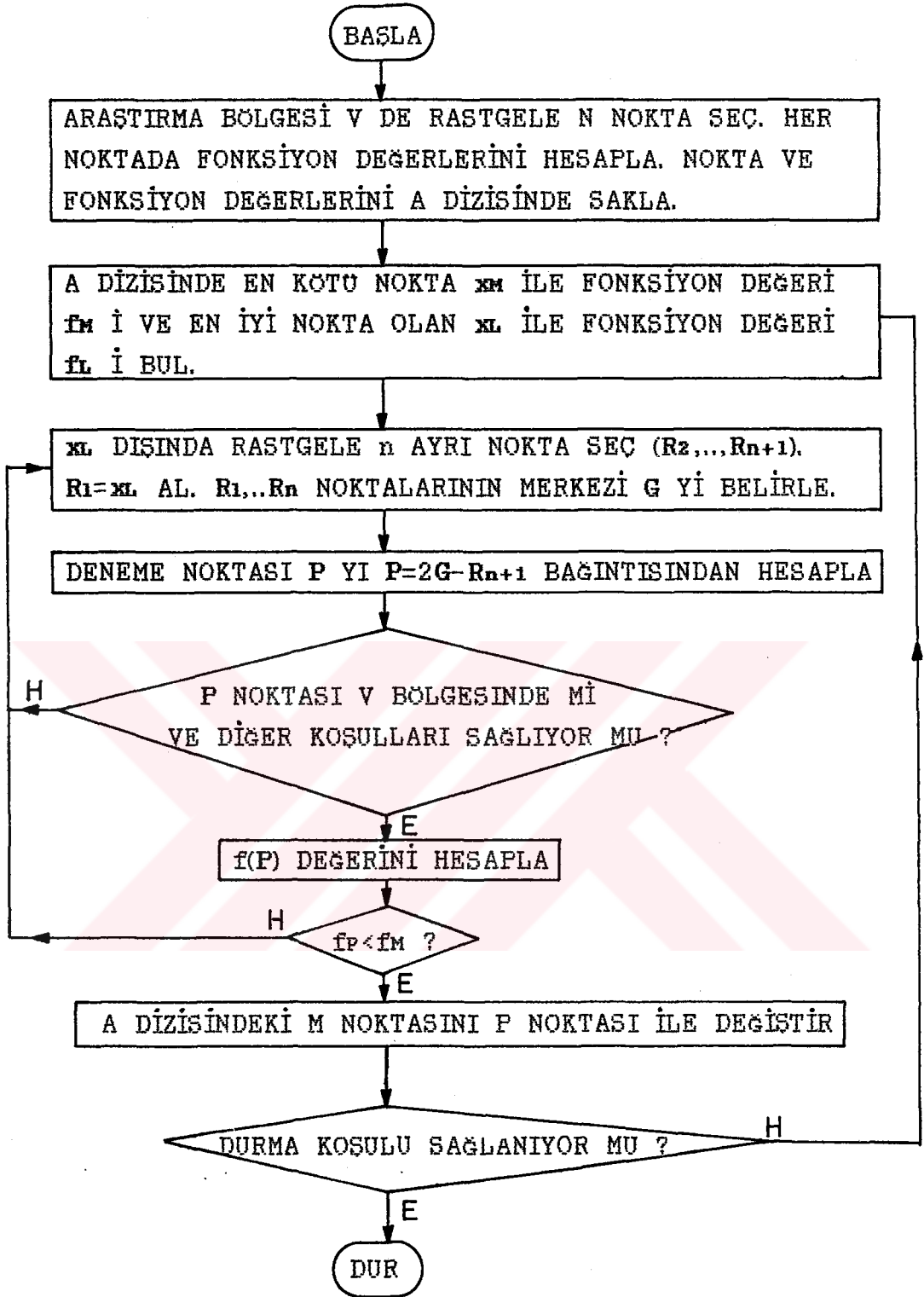
1. Türev bilgisi gerektirmemesi
2. Her adımda saklanan bilgilerin kullanıcıya bilgi sağlaması.
3. Paralel işlemeye uygun olması.

Ancak bu algoritmanın depolama kapasitesi gereksinimi diğer algoritmalara göre yüksektir. Algoritmada ilk önce n değişkenli bir fonksiyon için V araştırma bölgesi her bir değişkene belirli sınırlamalar konularak belirlenir ($l_i < x_i < u_i$, $i=1,2,...,n$). Önceden kararlaştırılan N adet deneme noktası diğer kısıtlamalar da gözönüne alınarak V bölgesinden rastgele seçilir. Her bir deneme noktası ve bu noktalardaki fonksiyon değerleri bir A dizisinde saklanır. Her bir iterasyonda deneme noktaları kümesinden rastgele bir P noktası seçilir. Eğer P noktası V bölgesinde ve diğer kısıtlamaları da sağlıyor ise fonksiyon P noktasında incelenir. Hesaplanan f_P fonksiyon değeri, A dizisindeki en büyük fonksiyon değeri f_M ile karşılaştırılır. $f_P < f_M$ ise A dizisindeki M noktası, P noktası ile değiştirilir. Eğer P noktası sınırlamaları sağlamıyor ya da $f_P > f_M$ ise deneme iptal edilir ve yeni bir nokta seçilir. Algoritmanın işleyişi süresince saklanan N adet noktalar kümesi f_M in yeni değerinden daha küçük minimumlar civarında kümelenir. Her bir iterasyonda N ($N \gg n$) noktadan $n+1$ adet farklı nokta (R_1 ,

$R_2, \dots, R_{n+1}$ seçilir. R_1 noktası daima en az fonksiyon değerini veren L noktasına eşit seçilir. Geriye kalan n adet nokta $N-1$ adet noktadan rastgele seçilir. $n+1$ adet nokta n -uzayında bir simplex oluşturur. R_{n+1} noktası simplex in kutbu olarak rastgele seçilir. Bir sonraki deneme noktası P , diğer n noktanın merkezi G ye göre kutbun hayal (image) noktası olarak tanımlanır. Yani

$$P=2G-R_{n+1}$$

olur. Olası deneme noktalarının sayısı $n \times N-1 C_n$ dir. Bu sayı n ile hızlı bir şekilde artar. Bunun için $N \gg n$ olmalı ve N sayısı n ile doğrusal bir biçimde artmalıdır. Belli bir n değeri için N sayısının büyük olması, araştırmanın daha fazla sayıda yapılmasını ve global minimumun bulunma olasılığını da arttırır. Diğer taraftan N değerinin büyük olması bilgisayar belleğine olan gereksinimi arttırdığı gibi algoritmanın yakınsamasını da yavaşlatır. N nin seçimi deneysel olarak elde edilen sonuçlara dayanarak $N=10(n+1)$ olarak alınmaktadır [47]. Belli bir n değeri için N değerinin büyük olması global minimum değerini bulma olasılığını daha da arttıracaktır. Algoritma şu şekildedir:



Sekil 2-3. Kontrollü rastlantısal arama algoritması.

2.5. Adaptif Kompleks Algoritması

Box un orjinal kompleks yöntemi $f(x,T)$ ($x \in R^n$) fonksiyonunun

$$g_i < x_i < h_i, \quad i=1,2,\dots,n$$

$$g_l < g_l(x) < h_l \quad l=n+1,n+2,\dots,m$$

sınırlamaları altında $f(x,T)$ fonksiyonunun maksimumunu bulmak için kullanılır [48]. g ve h sınırlamaları sabit olabilecekleri gibi araştırma değişkeni x ve diğer sistem değişkenlerinin fonksiyonları olabilir. Adaptif kompleks algoritmasında [49] başlangıçta uygun bir x_1 noktası seçilir ve uygun bölge rastgele örneklenerek $x_2, x_3, \dots, x_k$ noktaları elde edilir. k noktadan oluşan geometrik şekil kompleks olarak isimlendirilir. Fonksiyon kompleksin her noktasında incelenir. En büyük fonksiyon değerli nokta (en kötü nokta) x_m noktasıdır. Diğer noktaların merkezi (centroid)

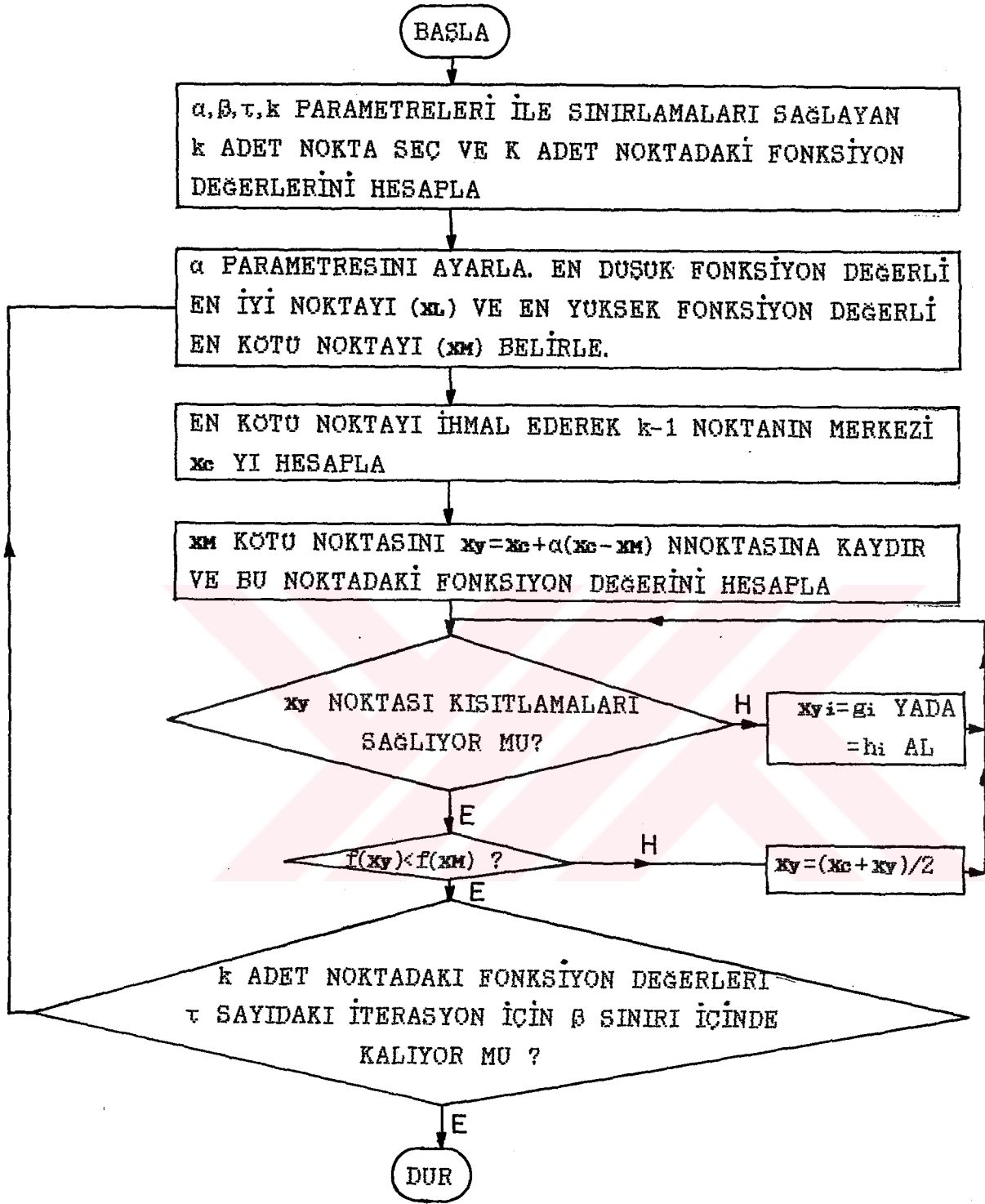
$$x_c = \frac{1}{k-1} \left(\sum_{j=1}^k x_j - x_m \right) \quad i=1,2,\dots,n \quad (2.10)$$

bağıntısından hesaplanır. Bu kötü nokta yerine

$$x_y = x_c + \alpha (x_c - x_m) \quad (2.11)$$

bağıntısından hesaplanan x_y noktası alınır. (2.11) eşitliğinde en kötü noktayı merkezle birleştiren doğru araştırma için uygun bir yön tanımlar. Bu yeni nokta sınırlamalara uymaz ise uygun bölgeye kaydırılır ve tekrar en kötü nokta olması durumunda diğer noktaların merkezine doğru yarı mesafe kadar kaydırılır. (2.11) deki α parametresi yansıtma faktörü olarak isimlendirilir ve $[0.5, 2]$ aralığında değer alır. α parametresi kompleksin, uygun

araştırma uzayına doğru hareket hızını belirler. Yöntem, tüm k noktasında fonksiyon değerleri, adet iterasyon için β birim içinde kaldığında durdurulur. iterasyon istenen sınırlamaları sağlayan ve fonksiyon değeri en büyük değerden daha az olan yeni bir noktayı bulmak için gerekli hesaplama sayısıdır. Yöntem bir optimumun civarına yakınsadığında, merkez nokta optimum noktanın en iyi tahminidir. Bu özellik, optimum civarında fonksiyon inceleme sayısını azaltmak için kullanılır. α parametresinin değerini değiştirme biçiminde uygulanan adaptif yöntemle fonksiyon inceleme sayısındaki azalma % 10 ile % 50 arasındadır. α nın değiştirilmesi şu biçimde olmaktadır: Her adımdaki iterasyon başına fonksiyon inceleme sayısı fi/it hesaplanır. $fi/it > 1.5$ ise bunun nedeni α nın büyük olmasıdır. Eğer $fi/it \approx 1$ ise bunun nedeni de α nın küçük olmasıdır. Bu nedenle α nın değeri fi/it uygun aralıkta kalacak şekilde değiştirilir. k nın ve buna bağlı araştırma stratejisinin seçimi önemlidir. Global optimumun bulunması olasılığı k değerinin artması ile 1 e yaklaşır. Denemeler sonucunda k için uygun görülen değer $k \geq 10n$ dir [49]. $g_i \leq x_i \leq h_i$ ($i=1,2,...,n$) koşulu altında verilen bir $f(x)$ fonksiyonu için algoritma şu şekildedir:



Sekil 2-4. Adaptif kompleks algoritması.

BÖLÜM 3. MİKRODALGA DEVRELERİNİN OPTİMİZASYONU

3.1 Giriş

Bilgisayar destekli devre optimizasyonu son yıllarda büyük ilgi çeken önemli konulardan biridir. 1967 de Temes ve Calahan ın çalışması devre tasarımında iteratif optimizasyon kullanımının gelişmesinde etkisi olan ilk çalışmalardan biri olmuştur [50]. Lasdon, Suchman ve Waren hata fonksiyonu yaklaşımını kullanarak doğrusal dizi ve filtrelerin optimal tasarımlarını yapmışlardır [51], [52]. Director ve Rohrer duyarlılık hesaplamalarında kullanılan ek (adjoint) devre yaklaşımını önermeleri türeve dayalı (gradient-based) optimizasyon yöntemlerinin kullanımını kolaylaştırmıştır [53], [54]. Bandler, hata fonksiyonlarını, nonlinear sınırlamaları, optimizasyon yöntemlerini ve duyarlılık analizini sistematik bir biçimde incelemiştir [55]. Zamanımıza kadar bu konuda büyük gelişmeler olmuştur. Büyük ölçekli devre simülasyonu ve optimizasyon teknikleri özellikle VLSI alanındaki gereksinimlerden etkilenmiştir. Tasarım parametrelerinin toleranslarının hesaba katıldığı devre tasarım yaklaşımları Elias ve Karafin tarafından başlatılmış ve devam etmektedir [56], [57]. Optimizasyon yöntemlerinde basit, küçük boyutlu algoritmalar, daha karmaşık ve güçlü olanlara doğru bir ilerleme kaydedilmiştir. Optimizasyonun devre tasarımı ve modellenmesinde kullanımı Calahan [58], Charalambous [59], Bandler ve Rizk [60], Hatchel ve Sangiovanni-Vincentelli [61], Brayton ve arkadaşları [62], Bandler ve Chen [63] tarafından

incelenmiştir. Bölüm 3.2 de fiziksel sistem ve benzetim modeli, bölüm 3.3 de tasarım sınırlamaları ve hata fonksiyonları, bölüm 3.4 de amaç fonksiyonları ve normlar incelenmiştir. Genelleştirilmiş amaç fonksiyonları ve çok amaçlı optimizasyon konuları ise sırasıyla bölüm 3.5 ve 3.6 da ele alınmıştır.

3.2. Fiziksel Sistem ve Benzetim Modeli

Mikrodalga devre tasarımında fiziksel sistem bir devre ya da eleman olabileceği gibi ölçüm ya da üretim işlemi de olabilir. Eleman türleri ya da sistem yapısı sabit varsayılır. Örnek olarak, band geçiren dalgakılavuzu filtre, MESFET li kuvvetlendirici, gürültü parametresini ölçüm işlemi birer fiziksel sistemdir. Sistem parametreleri sütun vektörü p^M ile gösterilecektir. M indisi fiziksel sistemi ifade etmektedir. Dikdörtgen şeklindeki dalgakılavuzunun yükseklik ve genişliği, bir serit hattın genişliği, metalizasyon kalınlığı, serit hat kesitinin uzunluğu gibi geometrik boyutlar , fiziksel ve değiştirilebilir parametre örnekleridir. Sistemin frekans ya da zaman domenindeki yanıtları sistem parametrelerine bağlıdır. Bazı uygun modeller bu bağımlılığı göstermek için kullanılırlar. Devre optimizasyonunda bu tür modeller çok sayıdaki seviyelerde tanımlanabilirler [64]. Devre modellenmesinde dört hiyerarşi seviyesi kullanılmaktadır [63]. Bunlar:

$$p^L = p^L(p^M) \quad (3.1)$$

$$F^L = F^L(p^H) \quad (3.2)$$

$$p^H = p^H(p^L) \quad (3.3)$$

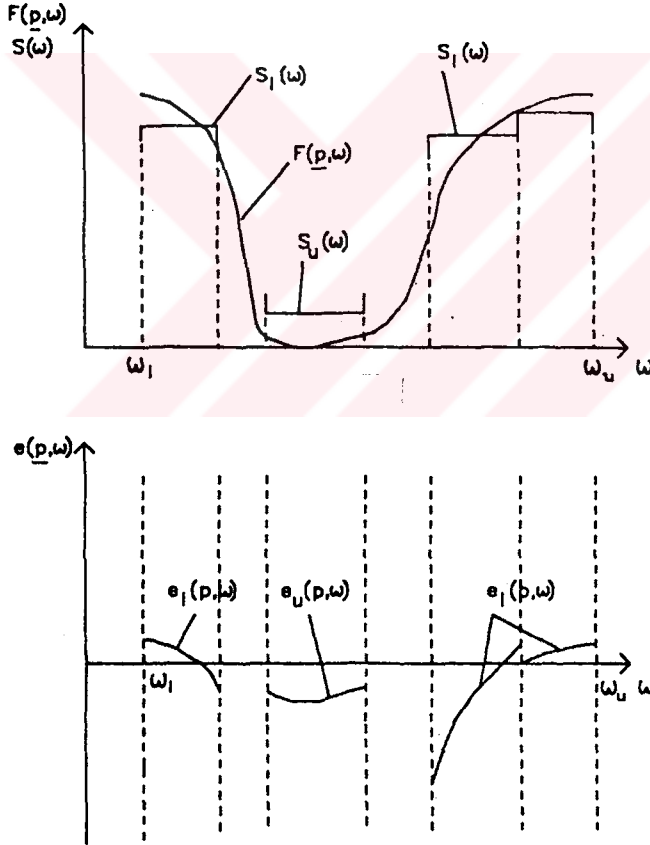
$$F^H = F^H(F^L) \quad (3.4)$$

p^L , düşük seviyeli parametreler kümesidir. p^L vektörü incelenen gerçek fiziksel sistemin değiştirilebilen parametreler kümesini göstermektedir. p^H vektörü iyileştirme yapılacak sistemin yüksek seviyeli modelinin bir parametreler kümesini göstermektedir. Yüksek seviyeli model bilgisayar destekli analiz işleminde kullanılan eşdeğer bir devredir. (3.3) eşitliği sistemin teorik ya da deneysel olarak elde edilen yüksek ve düşük seviyeli parametreleri arasındaki ilişkiyi göstermektedir. Ayrıca model yanıtları genelde iki hiyerarşi seviyesinde tanımlanır. Frekans bağımlı modelin dış kapılarına göre tanımlı kompleks saçılma parametreleri S , dört adet gürültü parametresi F_{min} , $Re\{f_{opt}\}$, $Im\{f_{opt}\}$ ve N , ya da y parametreleri F^L ile gösterilen düşük seviyeli model yanıtlarının örnekleridir. Yüksek seviyeli yanıtlar (F^H) gerçekte ölçülen sistem yanıtlarıdır. Bu büyüklükler mikrodalga devrelerinde örneğin gürültü faktörü, çevrim güç kazancı, devre girişindeki duran dalga oranı ya da araya girme kaybı, geri dönüş kaybı ve devrenin grup gecikmesidir. Özellikle devre tasarımı için bir optimizasyon problemi oluşturulurken model seviyelerinin biri ya da birleşimi seçilebilir. Benzer şekilde tasarlanan sistemin yanıt fonksiyonları F^H , F^L ya da bunların uygun bir birleşimi seçilebilir.

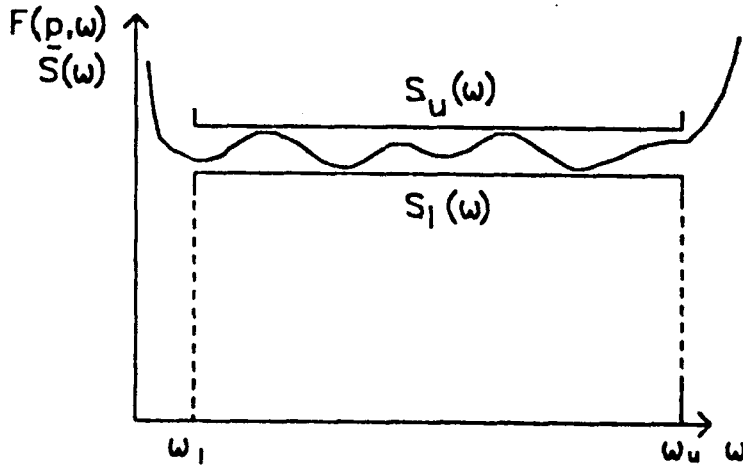
3.3. Tasarım Sınırlamaları (Design Specifications) ve Hata Fonksiyonları (Error Functions)

Bir sistemin istenen işleyişi, frekans, zaman ya da sıcaklık gibi bazı bağımsız değişkenlerin fonksiyonu olan bir sınırlamalar kümesi ile ifade edilir. Yanıt fonksiyonları bir ya da daha fazla bağımsız değişkenlerin sonlu sayıdaki

değerlerinde hesaplanabildiğinden bu noktalarda ve bu noktaların arasındaki sınırlamaları sağlayan bağımsız değişkenlerin ayrık örnek kümesi göz önüne alınmalıdır. Genelde aynı anda birden fazla yanıt düşünüldüğünden, her bir yanıt için birden fazla sınırlama tanımlanabilir. Pratikte çok sık olarak tasarım problemleri alt ve üst sınırlamalarla tanımlanmaktadır. Şekil 3-1 alt ve üst sınırlama örnekleri ile bu sınırlamaların dışına taşan yanıt fonksiyonunu göstermektedir. Şekil 3-2 de örnek bir yanıt sınırlaması gösterilmiştir.

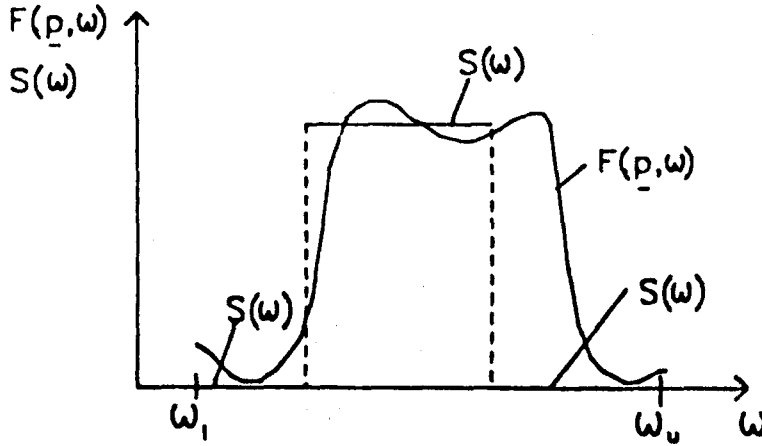


Şekil 3-1. Bir alt alt ve üst sınırlama örneği



Sekil 3-2. Bir tasarım sınırlaması ve yanıt fonksiyonu
örneği

Bu örnek bağımsız değişkenin aynı aralığı için tanımlanan alt ve üst sınırlamaları göstermektedir. Bu türden sınırlama bir pencere sınırlamasıdır. Alt ve üst sınırlamalar tek taraflı sınırlamalardır. Diğer bir sınırlama türü de iki taraflı tek bir sınırlamadır. Çoğu farklı tasarım problemleri tek bir sınırlama kullanılarak tanımlanabilir. Bu da sıfır genişlikli pencere sınırlaması olarak yorumlanabilir. Tek bir sınırlama örneği Şekil 3-3 de gösterilmiştir.



Sekil 3-3. Tek bir sınırlama ve yanıt fonksiyonu örneği

Ayrık durumda hesaplanan yanıt fonksiyonlarının bir kümesi

$$F_j(p), \quad j \in J \quad (3.5)$$

ve buna karşı düşen örneklenmiş sınırlama kümesi

$$S_j(p), \quad j \in J \quad (3.6)$$

biçiminde ifade edilirler. (3.5) ve (3.6) eşitliklerindeki j indisi bağımsız değişkenlerin (örneğin ayrık frekans noktalarında) ayrık değerlerinde hesaplanan fonksiyon değerlerinin bir gösterim şeklidir. istenilen özellikler ile hesaplanan yanıt değerleri arasındaki farktan hata fonksiyonu hesaplanır. Genel olarak alt ve üst sınırlamalar için hata fonksiyonları

$$e_{uj}(p) = w_{uj}(F_j(p) - S_{uj}), \quad j \in J_u \quad (3.7a)$$

$$e_{lj}(p) = w_{lj}(F_j(p) - S_{lj}), \quad j \in J_l \quad (3.7b)$$

bağıntıları ile tanımlıdırlar. Yukarıdaki bağıntılarda $F_j(p)$ yanıt fonksiyonunu, p ise devre parametrelerini göstermektedir. S_{uj} üst sınırlama, S_{lj} ise alt sınırlamadır. w_{uj} , S_{uj} için ve w_{lj} ise S_{lj} için pozitif birer ağırlık faktörleridir. w_{uj} ve w_{lj} hata fonksiyonu $e_{uj,lj}$ nin bağıl önemini gösteren faktörler olarak düşünülebilir. J_u ve J_l kümelerinin tanımı

$$J_u = \{j_1, j_2, \dots, j_k\} \quad (3.8)$$

$$J_l = \{j_{k+1}, j_{k+2}, \dots, j_m\} \quad (3.9)$$

biçimindedir. Hata fonksiyonları kümesi ise

$$e_i(p) = \begin{cases} e_{uj}(p) & j=j_i, \quad i=1,2,\dots,k \\ -e_{lj}(p) & j=j_i, \quad i=k+1,k+2,\dots,m \end{cases} \quad (3.10)$$

olur. Bu tür hata fonksiyonları olan $F(p)$ yanıt fonksiyonları sadece gerçel değerli fonksiyonlar olabilir. Pozitif değerli hata fonksiyonu sınırlamaların dışına çıktığını gösterir. Eğer

$$M_e(p) = \max e_i(p), \quad I = \{1,2,\dots,m\} \quad (3.11)$$

şeklinde bir bağıntı tanımlandığında $M_e(p)$ nin işareti alt ve üst sınırlamaların gerçekleşip gerçekleşmediğini gösterir. Sonuçta,

$$M_e(p) = \begin{cases} >0 & \text{sınırlamanın dışına çıkılıyor.} \\ =0 & \text{sınırlama tam olarak sağlanıyor.} \\ <0 & \text{sınırlama fazlası ile sağlanıyor.} \end{cases}$$

olur. Tek sınırlamalı tasarım problemlerinde hata fonksiyonları daha basittir:

$$e_i = w_i |F_i(p) - S_i|, \quad i=1,2,\dots,m \quad (3.12)$$

(3.12) eşitliğinde yanıt fonksiyonları ve sınırlamalar gerçel yada kompleks olabilir. Hata fonksiyonları vektörü

$$e(p) = \begin{bmatrix} e_1(p) \\ e_2(p) \\ . \\ . \\ e_m(p) \end{bmatrix} \quad (3.13)$$

şeklinde tanımlanır.

3.4. Mikrodalga Devrelerinin Bilgisayar Destekli Tasarımında Amaç Fonksiyonları

Birçok mikrodalga devre tasarım problemlerinde (3.10) eşitliği ile tanımlanan hata fonksiyonları $e_i(p)$ ile bağıntılı skalar amaç fonksiyonu $U(p)$ nin iyileştirilmesi hedeflenir. Amaç fonksiyonu $U(p)$, $e_i(p)$ hata fonksiyonunun l_p yada genelleştirilmiş l_p normu olarak tanımlanır.

3.4.1 l_p Normu

$e(p)$ nin l_p normu, $i \in I$ ve $1 \leq p \leq \infty$ olmak üzere

$$\|e\|_p = \left\{ \sum_{i=1}^m |e_i(p)|^p \right\}^{1/p} \quad (3.14)$$

bağıntısıyla tanımlanır [65]. l_p normu tasarlanan devrenin gerçek ve istenen yanıtları arasındaki farkın skaler bir ölçüsüdür. l_p normunda p parametresinin değerinin seçimi önem taşımaktadır. p nin küçük değerleri için küçük değerli hata fonksiyonları önem taşır. p nin büyük değerleri için ise büyük değerli hata fonksiyonları önem taşır. Devre optimizasyonunda en iyi bilinen ve en çok kullanılan normlar $p=1$, $p=2$ ve $p=\infty$ normlarıdır.

3.4.1.1 l_1 Normu ($p=1$)

l_1 normu

$$\|e\|_1 = \sum_{i=1}^m |e_i(p)| \quad (3.15)$$

bağıntısıyla tanımlanır ve sifıra yakın e_i hata fonksiyonları önem kazanır. iyileştirme problemi olarak tanımlanan yaklaşım problemlerinde amaç fonksiyonu olarak kullanılan l_1 normu

$$\min_p \|e\|_1 = \sum_{i=1}^m |e_i(p)| \quad (3.16)$$

şeklinde tanımlanır. l_1 normu $p \geq 1$ için diğer normlarla karşılaştırıldığında büyük değerli bazı hata bileşenleri ihmal edilmektedir. Yani (3.16) nin çözümünde birkaç e_i değeri diğerlerinden daha büyük olabilir. (3.16) nin çözümü genellikle bir yada daha fazla e_i değerinin 0 olduğu, oysa bazı büyük e_i değerlerinin tamamıyla göz ardı edildiği bir çözümdür. Bunun anlamı birkaç büyük ölçüm hatası için l_1 normunun toleransının diğer normlara göre büyük olmasıdır. Bu özellik, hataları büyük bazı değerleri kapsayan veri yaklaşım problemlerinde çok önemlidir. l_1 normu, önerilen bir modelin eşdeğer devre parametrelerine göre optimizasyon problemi olarak oluşturulan bir sistem, bir devre ya da bir eleman yanıtıyla ölçülen yanıtına yaklaşım problemlerinde tercih edilir [66], [67].

3.4.1.2. l_2 Normu ($p=2$)

l_2 normu

$$\|e\|_2 = \left\{ \sum_{i=1}^m |e_i(p)|^2 \right\}^{1/2} \quad (3.17)$$

biçiminde tanımlıdır. En iyi bilinen ve en çok kullanılan norm şeklidir [68]. En küçük kareler normu olarak da adlandırılır. Amaç fonksiyonu olarak kullanılan l_2 normu, optimizasyon problemi olarak oluşturulan tasarım problemlerinde geniş uygulama alanı bulmuştur. En önemli özelliği gradyant vektörünün e nin kısmi türevlerinden kolaylıkla elde edilebilmesidir. Bu tür hata fonksiyonunun, rastgele ve Gauss dağılımlı gürültü için, gürültülü ölçüm değerlerini bir modele uydurmada en iyi sonucu verdiği görülmüştür [69].

3.4.1.3. l_∞ Normu ($p=\infty$)

$p=\infty$ için elde edilen $\|e\|_\infty$ normu Chebyshev ya da düzgün norm olarak isimlendirilir. Çünkü,

$$\lim_{p \rightarrow \infty} \|e\|_p = \left\{ \sum_{i=1}^m |e_i(p)|^p \right\}^{1/p} = \max_i |e_i| \quad (3.18)$$

bağıntısının sonucu olarak

$$\|e\|_\infty = \max_i |e_i|, i \in I \quad (3.19)$$

biçimindeki düzgün normda en büyük değerli(en kötü durum) hata fonksiyonu e_i nin değeri alınıp diğer hatalar ihmal edilir.

"Minmaks" optimizasyon

$$\min_p \max_i |e_i(p)| \quad (3.20)$$

biçiminde tanımlanır. Optimal çözüm p için bazı fonksiyonlar, $e_{i_1}(p) = e_{i_2}(p) = \dots = e_{i_k}(p)$ biçiminde birbirine eşit olduğu gibi diğer $e_i(p)$ değerleri ise bu değerlerden daha az olabilir. Sonuç çözümdeki bu eşitlik devre fonksiyonunun eşit dalgalılıklı hata karakteristiğine denktir. Minmaks optimizasyon, mikrodalga devre tasarımıda oldukça sık kullanılmaktadır [70]-[74].

3.5. Genelleştirilmiş lp Amaç Fonksiyonu

Alt ve üst sınırlamalara göre hesaplanan hata fonksiyonları, pozitif değerler alabileceği gibi negatif değerler de alabilir. $e_i(p)$ hata fonksiyonlarının negatif olması bu noktada sınırlamanın fazlası ile sağlandığı anlamına gelmektedir. En genel halde $i \in I$ için bazı e_i lerin pozitif gerçel yada negatif olduğu durumlar bulunabilir. Eğer I^+ negatif olmayan hata fonksiyonlarına karşı düşen küme

$$I^+ = \{i | e_i \geq 0, i \in I\} \quad (3.21)$$

biçiminde ise genelleştirilmiş lp fonksiyonu

$$U_p(p) = \begin{cases} U_p^+(p) & I^+ \text{ kümesi boş değilse} \\ U_p^-(p) & \text{diğer durumlarda} \end{cases} \quad (3.22)$$

biçimindedir [75], [76].

$U_p^+(p)$ ve $U_p^-(p)$ nin tanımları sırası ile

$$U_p^+(p) = \left\{ \sum_{i \in I^+} (e_i(p))^p \right\}^{1/p} \quad (3.23)$$

$$U_p^-(p) = - \left\{ \sum_{i=1}^m (-e_i(p))^{-p} \right\}^{-1/p} \quad (3.24)$$

biçimindedir. Diğer bir deyişle $U_p^+(p)$ sadece pozitif hata fonksiyonlarından, $U_p^-(p)$ ise negatif hata fonksiyonlarından oluşmaktadır.

$e_i > 0$, $i \in I$ için

$$\max_{i \in I} \{e_i\} = \lim_{p \rightarrow \infty} \left\{ \sum_{i \in I} (e_i)^p \right\}^{1/p} \quad (3.25)$$

$$\min \{e_i\} = \lim_{p \rightarrow \infty} \left\{ \sum_{i \in I} (e_i)^{-p} \right\}^{-1/p} \quad (3.26)$$

olduğundan (3.22)-(3.24) ile verilen genelleştirilmiş l_p fonksiyonunun p nin çok büyük değerleri için iyileştirilmesi ile minmaks optimuma çok yakın sonuçlar elde edilir [5].

3.6. Çok Amaçlı Optimizasyon

Çoğu mikrodalga devre tasarım problemleri çok sayıda amaç fonksiyonlarının iyileştirme problemi olarak oluşturulabilir.

Çok amaçlı optimizasyon problemi

$$c_i(p) \leq 0 \quad i=1,2,\dots,m_c \quad \text{ve} \quad h_i(p)=0, \quad i=1,2,\dots,m_h$$

$$\min_{x \in R^n} \begin{bmatrix} U_1(p) \\ U_2(p) \\ . \\ . \\ U_l(p) \end{bmatrix} \quad (3.27)$$

biçiminde ifade edilebilir. 1 adet amaç fonksiyonu U_i , ($i=1,2,\dots,l$)

$$U(p) = \begin{bmatrix} U_1(p) \\ U_2(p) \\ . \\ . \\ U_l(p) \end{bmatrix} \quad (3.28)$$

şeklinde bir vektör olarak 1-boyutlu amaç fonksiyonu uzayında bir noktayı göstermektedir. Tüm $U_i(p)$, $i=1,2,\dots,l$ amaç fonksiyonlarını aynı anda minimize edecek bir nokta yoktur. Amaç fonksiyonunun birindeki iyileşme diğer amaç fonksiyonlarından en az birinde kötüleşmeye neden olacaktır. Bu durumda ağırlaştırılmış minmaks yöntemi, (3.27) bağıntısıyla verilen çok amaçlı optimizasyon problemini bir skaler amaç

skaler amaç fonksiyonu problemine dönüştürmek için genel bir yaklaşımdır. Bu yaklaşımda amaç fonksiyonlarının bir ağırlaştırma vektörü seçilir ve

$$c_i(p) \leq 0 \quad i=1,2,\dots,m_c \quad (3.29)$$

$$h_i(p)=0 \quad i=1,2,\dots,m_h \quad (3.30)$$

koşulları altında

$$\begin{aligned} &\min \max [w_1 U_1(p), w_2 U_2(p), \dots, w_l U_l(p)] \\ &p \in R^n \end{aligned}$$

$$w_i \geq 0, \quad i=1,2,\dots,l \quad (3.31)$$

biçimindeki skaler amaç fonksiyon problemi çözülür. $w_i, i=1,2,\dots,l$ ağırlık kümesi değiştirilerek ve (3.29-3.31) bağıntılarının çözümünden bir sonuç elde edilir [77]. Genelde mikrodalga devre tasarımı ve optimizasyonunda kullanılan amaç fonksiyonunun yapısı

$$U(p) = \sum_{j=1}^k \left\{ \sum_{i=1}^{l_j} \sum_{m=1}^M w_{ij}^{(m)} \left(F_{ij}^{(m)}(p) - S_{ij}^{(m)} \right)^n \right\} \quad (3.32)$$

biçimindedir [5]. Bağıntıda kullanılan semboller:

j: 1 den k ya iyileştirme yapılacak frekans bandı.

i: j. frekans bandındaki 1 den l_j ye frekans noktaları.

m: iyileştirme yapılacak devre fonksiyonu.

$w_{ij}^{(m)}$: j bandında i frekans noktasındaki devre fonksiyonu ağırlığı.

$F_{ij}^{(m)}(p)$: j bandında i frekans noktasında m. devre fonksiyonunun değeri

$S_{ij(m)}$: j bandında i frekans noktasında m . devre
fonksiyonunun istenen değeri
 $\mathbf{p}$: devre parametreleri vektörü
 n : norm değeri

Ağırlık katsayılarının seçiminde, büyük katsayılar düşük genlikli hatalarda kullanılmalıdır. Ayrıca, ağırlıkların seçiminde kullanılan bir kriter de F_{ij} yanıtına ait izin verilen maksimum tolerans T_{ij} olmak üzere $w_{ij}=1/T_{ij}$ almaktır. Bu durumda F_{ij} tolerans sınırında olduğunda hata fonksiyonu 1 değerini alacaktır [69].



BÖLÜM 4. TEZ ÇALIŞMASINDA GELİŞTİRİLEN YENİ GLOBAL KARMA OPTİMİZASYON ALGORİTMALARI

4.1. Giriş

Bu tez çalışmasında birden fazla değişkenli ve çok sayıda minimumu bulunan fonksiyonlar için global minimumu hızlı ve daha az sayıda fonksiyon incelemesi ile bulmak amacıyla karma optimizasyon algoritmaları geliştirilmiştir. Türev bilgisi gerektirmeyen bu algoritmalar her türlü tasarım problemine kolayca uygulanabilirler. Bunlardan birincisi kontrollü rastlantısal arama [47] ve adaptif kompleks [49] algoritmalarına dayanmakta, ikincisi ise ısıtıl işlem benzetimi [78] ve Hooke-Jeeves [46] algoritmalarından yararlanmaktadır. Bölüm 4.2 de karma algoritma 1, bölüm 4.3 de ise karma algoritma 2 açıklanmış ve karşılaştırmalı sonuçlar bölüm 4.4 de verilmiştir. Hesaplama işlemleri AT tipi 386 işlemcili 33 MHz kişisel bir bilgisayarda Quick Basic 7 programlama dili kullanılarak gerçekleştirilmiştir. Elde edilen sonuçlara göre 1. karma algoritmada secilen nokta sayısı k , değişken sayısı n için fonksiyon inceleme sayısı $(k/n)^m \ln(nk)$ ($0 < m < 5$) ve standard süre ise k^p ($-2 < p < 1$) mertebelerindedir. 2. karma algoritmada ise değişken sayısı n , algoritmaya ait parametreler rt , N_s , N_t , v_i , c_i olmak üzere fonksiyon inceleme sayısı $(nc_i)^m N_s N_t \log^{-1}(n^2/rtv_i)$ ($0 < m < 2$), standard süre ise n^p ($-4 < p < 2$) mertebelerinde olmaktadır.

4.2. Karma Algoritma 1

1. karma algoritma kontrollu rastlantısal arama ve adaptif kompleks algoritmalarına dayanmaktadır. Kontrollu rastlantısal arama ve adaptif kompleks algoritmalarının her ikisi de türev bilgisi gerektirmemekte ve amaç fonksiyonlarının global minimumların bulunması amacıyla kullanılmaktadırlar. Her iki algoritma da paralel işlemeye uygundur. Ele alınan probleme kolaylıkla uyarlanabilirler. Her iki algoritmada da rastlantısal arama kullanılmaktadır. Adaptif kompleks algoritmada ortalama fonksiyon inceleme sayısı kontrollu rastlantısal aramaya göre daha azdır. Kontrollu rastlantısal aramada ise global minimumu elde yüzdesi daha yüksektir. Her iki algoritmadan fonksiyon inceleme sayısını azaltıcı, global minimumu bulma yüzdesini ise arttırıcı yeni bir karma algoritma oluşturulmaya çalışılmıştır. Algoritma şu şekildedir:

$l_j \leq x_j \leq u_j, \quad j=1,2,\dots,n$ sınırlaması altında minimize edilecek $f(x)=f(x_1,x_2,\dots,x_n)$ fonksiyonu için

- Adım 1: α ve k parametrelerini seç. V başlangıç bölgesinden uygun bir x_1 başlangıç noktası ve rastgele $k-1$ adet $x_1, x_2, \dots, x_k$ noktalarını seç. k adet noktada amaç fonksiyonunun değerlerini hesapla. Nokta ve fonksiyon değerlerini A dizisinde sakla.
- Adım 2: α parametresini ayarla. A dizisindeki en düşük fonksiyon değerli (f_L) en iyi x_L noktasını ve en yüksek fonksiyon değerli (f_M) en kötü x_M noktasını belirle.
- Adım 3: En kötü noktayı ihmal ederek $k-1$ noktanın merkezi x_c yi hesapla. $x_c = (k-1)^{-1} (\sum_{i=1}^{k-1} x_{ij} - x_M)$ $i=1,2,\dots,n$
- Adım 4: x_M noktasını $x_y = x_c + \alpha(x_c - x_M)$ noktasına kaydır.

Eğer xy noktası sınırlamaları sağlamıyorsa, yani $xy_j < l_j$ ise $xy_j = l_j$ al yada $xy_j > u_j$ ise $xy_j = u_j$ al xy noktasındaki fonksiyon değeri $f(xy)$ yi hesapla. Eğer $f(xy) < f_m$ ise A dizisindeki xm noktasını xy ile değiştir ve Adım 10 a git.

Adım 5: $R_1 = x_l$ dışında rastgele n ayrı nokta seç ($R_2, \dots, R_{n+1}$). $R_1, \dots, R_n$ noktalarının merkezi G yi belirle. Bir sonraki deneme noktası P yi $P = 2G - R_{n+1}$ bağıntısından hesapla.

Adım 6: Eğer P noktası araştırma bölgesinde değilse ($P_j < l_j$ yada $P_j > u_j$) $P_j = l_j$ yada $P_j = u_j$ yap. P noktası için fonksiyon değeri $f(P)$ yi hesapla.

Adım 7: Eğer $f(P) < f_m$ ise A dizisindeki xm noktasını P noktası ile değiştir ve Adım 10 a git.

Adım 8: xy noktasını yarıya kadar x_c noktasına hareket ettir [$xy = (xy + x_c)/2$]. Eğer xy noktası araştırma bölgesinde değilse ($xy_j < l_j$ yada $xy_j > u_j$) $xy_j = l_j$ yada $xy_j = u_j$ yap. xy noktası için fonksiyon değeri $f(xy)$ yi hesapla.

Adım 9: Eğer $f(xy) < f_m$ ise A dizisindeki xm noktasını xy noktası ile değiştir. Diğer durumda durdurma koşulunu kontrol et. Durdurma koşulu sağlanmıyorsa Adım 5 e geri dön.

Adım 10: Eğer durdurma koşulu sağlanıyorsa işlemleri durdur. Diğer durumda Adım 2 ye dön.

A dizisindeki fonksiyon değerleri arasındaki fark ardarda belirli sayıda iterasyon için (4) önceden belirlenen bir değerden (0.0001) küçük oluyorsa yada f_m ile f_l arasındaki fark belirli bir değerden (0.05) küçük ise durdurma koşulu sağlanır. Yansıtma faktörü α [0.5,2] için adaptif yöntem uygulanmıştır. α nın değiştirilmesi şu biçimde olmaktadır: Her adımdaki iterasyon başına fonksiyon inceleme sayısı f_i/it hesaplanır. $f_i/it > 1.5$ ise bunun nedeni α nın büyük

olmasıdır. Eğer $f_i/it \approx 1$ ise bunun nedeni de α nın küçük olmasıdır. Bu nedenle α nın değeri f_i/it uygun aralıkta kalacak şekilde değiştirilir. Test fonksiyonları üzerindeki denemelerden sonra k için en uygun değer $k=6(n+1)$ olduğu görülmüştür.

4.2.1 Karma Algoritma 1 in Yakınsaklığı

$f(x)$ fonksiyonunun R_A bölgesinde global minimumu x olsun. Ayrıca

$$R_\epsilon = \{x \mid |f(x) - f(x)| < \epsilon, x \in R_A\} \quad (4.1)$$

esitliği ile bir R_ϵ bölgesi tanımlansın.

(1) Herhangi bir δ pozitif sayısı için

$$U_\delta(x) = \{x \mid \|x - x\| < \delta\} \quad (4.2)$$

$U_\delta(x)$ R_A pozitif ve

(2) $x_{(k)}$, $k=1,2,\dots$

(Nokta sayısında bir sınırlama yok)

varsayımları altında herhangi bir pozitif ϵ sayısı için olasılık ifadesi

$$\begin{aligned} Pr\{f(x_{(k)}) > f(x) + \epsilon\} \\ \leq Pr\{x_{(k)} \notin R_\epsilon\} \\ \leq (1 - \gamma) \quad (0 < \gamma < 1) \end{aligned} \quad (4.3)$$

şeklinde yazılabilir. Buradan $k \rightarrow \infty$ için

$$\lim_{k \rightarrow \infty} Pr\{f(x_{(k)}) > f(x) + \epsilon\} = 0 \quad (4.4)$$

olur. Yani olasılık olarak $f(x_{(k)})$, 1 olasılığı ile global çözüm $f(x)$ e yakınsar. Öyleki,

$$\lim_{k \rightarrow \infty} Pr\{x_{(k)} \in R_\epsilon\} = 1 \quad (4.5)$$

elde edilir.

4.3. Karma Algoritma 2

2.Karma algoritma ısıll işlem benzetimi yöntemi ve Hooke-Jeeves optimizasyon algoritmalarına dayanmaktadır [79], [80]. Her iki algoritma da türev bilgisi gerektirmez. Isıll işlem benzetimi algoritması birden fazla minimumu olan fonksiyonların global minimumunu bulmak için kullanılır. Hooke-Jeeves algoritması ise global bir optimizasyon yöntemi olmamakla birlikte başlangıçta uygun değerlerin kullanılması durumunda global minimum değeri verebilir. Isıll işlem benzetimi algoritması global bir optimizasyon algoritması olmakla beraber, fonksiyon inceleme sayısı ve global minimum bulmak için harcanan zaman yüksektir ve sonuçta elde edilen değer her zaman global minimum olmayabilir. Bu nedenle, ısıll işlem benzetimi algoritmasında her bir değişkenin sırasıyla rastgele değiştirilmesi yerine Hooke-Jeeves in önerdiği yöntem kullanılarak daha hızlı ve daha az sayıda fonksiyon incelemesiyle global minimum bulma yüzdesinin arttırılabileceği düşünülmüştür. Algoritma şu şekildedir:

x elemanları reel ve $(x_1, x_2, \dots, x_n)$ ile gösterilen bir vektör olsun. iyileştirilecek fonksiyon $f(x)$, fonksiyonun n

değişkeni de sonlu ve sürekli bir aralıkta değişsin ($l_1 \leq x_1 \leq u_1, \dots, l_n \leq x_n \leq u_n$). f fonksiyonunun sürekli olması şart olmayıp, sadece sınırlı olması yeterlidir.

Adım 0: Seçilecek parametreler:

Başlangıç temel noktası b_1 .

Başlangıç adım vektörü v_0 .

Başlangıç sıcaklık parametresi T_0 .

Sonlandırma koşulu ϵ ve sonlandırma için ardışıl sıcaklık düşürme sayısı N_ϵ .

Adım değişimi için N_ϵ sayısı ve değişim sabiti c .

Sıcaklığı azaltmak için N_r sayısı ve azaltma katsayısı r .

i, j, m, k yi sıfırla. h yi 1 al

i : ardışıl noktaları gösteren indis.

j : adım uzunluğu değişiminden önce ardışıl döngüleri gösteren indis.

m : ardışıl adım ayarlamalarını gösteren indis.

k : ardışıl sıcaklık azalmalarını gösteren indis.

h : her bir değişkeni sırası ile gösteren indis.

$x_{opt} = b_1$ and $f_{opt} = f(x_{opt})$ eşitliklerini kur.

Adım 1: (i) $f_i(b_1)$ i hesapla.

(ii) Her bir değişken sırası ile adım uzunluğu eklenerek değiştirilecektir. Bunun için i ye 1 ekleyip $f_i(b_1 + r v_m n_{eh})$ değeri hesapla. r ,

$[0,1]$ aralığında rastgele bir sayı; e_n , n

koordinatı yönündeki birim vektör; v_m ise n .

değişken için adım uzunluğu vektörü v_m in

elemanını göstermektedir. $b_1 + r v_m n_{eh}$ için amaç

fonksiyonunun değerinde bir azalma oluyorsa b_1

yerine $b_1 + r v_m n_{eh}$ değeri al ve n_h değerine 1 ekle

(Eğer $f_i < f_{opt}$ ise $x_{opt} = b_1 + r v_m n_{eh}$ ve $f_{opt} = f_i$ olur).

Amaç fonksiyonunun değeri azalmıyorsa i ye 1 ekle,

$f_i(b_1 - r v_m n_{eh})$ değerini hesapla. Amaç fonksiyonunun

değeri azalıyorsa b_1 yerine $b_1 - rvmnen$ al ve nh değerine 1 ekle. Eğer $f_i < f_{opt}$ ise $x_{opt} = b_1 - rvmnen$ ve $f_{opt} = f_i$ olur. Eğer tüm bu işlemler amaç fonksiyonunun değerini azaltmıyorsa b_1 değerini değiştirme i ve h değerlerine 1 ekleyip bir sonraki değişken için $f_i(b_1 + rvmnen)$ değeri hesapla ve sırasıyla her bir değişken için işlemlere benzer şekilde devam et. Eğer $b_1 + rvmnen < l_j$ ise $b_1 + rvmnen = l_j$ al veya $b_1 + rvmnen > u_j$ ise $b_1 + rvmnen = u_j$ al. Tüm değişkenler için bu işlemler tekrarlandığında yeni bir temel nokta b_2 ye ulaşılır.

Adım 2: Fonksiyon bir sonraki $x' = b_1 + 2(b_2 - b_1)$ örnek noktasında incelenir. Eğer $x_j' < l_j'$ ise $x_j' = l_j'$ al veya $x_j' > u_j'$ ise $x_j' = u_j'$ al

Adım 3: $f' = f(x')$ değerini hesapla
Eğer $f' < f_i$ ise yeni noktayı kabul et ve aşağıdaki eşitlikleri oluştur.

$$b_1 = x',$$

$$f_{i+1} = f',$$

$$i = i + 1;$$

Eğer $f' < f_{opt}$ ise aşağıdaki eşitlikleri oluştur.

$$x_{opt} = x',$$

$$f_{opt} = f'.$$

Eğer $f' > f_i$ ise yeni noktayı $p = \exp[(f_i - f')/Tk]$ olasılığı ile $p' \in [0,1]$ aralığında rastgele bir sayı olmak üzere $p' < p$ ise kabul, $p' > p$ ise reddet.

Kabul durumunda aşağıdaki eşitlikleri oluştur:

$$b_1 = x',$$

$$f_{i+1} = f',$$

$$i = i + 1$$

Diğer durumda:

$$b_1 = b_2,$$

$$f_{i+1} = f(b_2),$$

$$i=i+1$$

Adım 4: $h=1$ yap ve j ye 1 ekle.

Adım 5: Eğer $j < N_s$ ise Adım 1 e geri dön;

$j \geq N_s$ ise v_m adım vektörünü aşağıdaki biçimde değiştir:

Her u yönü için yeni adım vektörü elemanı v_u

$$v_u = v_{mu} \left(1 + c_u \frac{n_u / N_s - 0.6}{0.4} \right), \quad n_u > 0.6 N_s \quad \text{icin,}$$

$$v_u = \frac{v_{mu}}{1 - c_u \frac{n_u / N_s - 0.4}{0.4}}, \quad n_u < 0.4 N_s \quad \text{icin,}$$

$$v_u = v_{mu}, \quad \text{diğer durumlar için}$$

bağıntılarından hesaplanıp, aşağıdaki eşitlikler oluşturulur:

$$v_{m+1} = v,$$

$$j=0,$$

$$n_u=0, \quad u=1, \dots, n,$$

$$m=m+1.$$

Adım uzunluğundaki bu değişimlerin amacı kabul edilen değişimlerin ortalama yüzdesini toplam değişimlerin yarısında tutmaktır. c_u parametresi her bir u . yön boyunca adım değişimlerini kontrol eder.

Adım 6: $m < N_T$ ise Adım 1 e geri dön;

$m \geq N_T$ ise aşağıdaki eşitlikleri oluştur:

$$T_{k+1} = r_T T_k,$$

$$f_k^* = f_{opt},$$

$$k=k+1,$$

$$m=0.$$

Adım 7: $|f_k^* - f_{k-u}| < \epsilon, \quad u=1, \dots, N_a$

ise işlemleri durdur.

diğer durumda aşağıdaki eşitlikleri kur:

$$i=i+1,$$

$$x_i = x_{opt},$$

$$f_i = f_{opt},$$

$$b_i = x_i,$$

Adım 1 e geri dön.

x_{opt} elde edilen en iyi noktayı göstermektedir.

4.3.1 Karma Algoritma 2 nin Yakınsaklığı

Belli koşullar altında homojen bir Markov zincirinin stasyoner dağılımı mevcuttur. Stasyoner dağılım rastgele bir j için i elemanı

$$q_i = \lim_{k \rightarrow \infty} Pr\{X(k) = i | X(0) = j\} \quad (4.6)$$

şeklinde verilen q vektörü olarak tanımlanır. (4.6) bağıntısından

$$q_i = \lim_{k \rightarrow \infty} Pr\{X(k) = i\} = \lim_{k \rightarrow \infty} a(0)^T P^k \quad (4.7)$$

yazılabilir. $a(0)$ başlangıç olasılık dağılımını göstermektedir. Yani $a(0) = (a_i(0))$, $i \in R$

$$\forall i \in R : a_i(0) \geq 0, \quad \sum_{i \in R} a_i(0) = 1 \quad (4.8)$$

bağıntısı sağlanır. Stasyoner dağılım sonsuz sayıda geçişlerden sonraki durumların olasılık dağılımıdır. Isıl

işlem benzetimi için P ve q , T ye bağımlıdırlar. Yani $q=q(T)$ dir.

$$P_{ij}(T) = \begin{cases} G_{ij}(T)A_{ij}(T) & \forall j \neq i \\ 1 - \sum_{l=1, l \neq i}^{|R|} G_{il}(T)A_{il}(T) & j=i \end{cases} \quad (4.9)$$

koşullu olasılıklı homojen Markov zincirinin stasyoner dağılımının varlığı için $A(T)$ ve $G(T)$ matrislerinin sağlaması gerekli koşullar

$$\forall i, j \in R \exists p \geq 1 \exists l_0, l_1, \dots, l_p \in R (l_0 = i \wedge l_p = j):$$

$$G_{l_{k-1}l_k}(T) > 0, \quad k=0,1,\dots,p-1 \quad (4.10)$$

$$\forall T > 0 \exists i_T, j_T \in R: A_{i_T j_T}(T) < 1 \wedge G_{i_T j_T} > 0 \quad (4.11)$$

biçimindedir [44]. Yani her bir durum çifti (i,j) için en az bir adet sonlu sayıda geçişle birinden diğerine ulaşılabilir. $q(T)$ stasyoner dağılımı T azaldıkça

$$\lim_{T \rightarrow 0} q(T) = \Pi \quad (4.12)$$

şeklinde düzgün bir dağılıma yakınsar. π vektörü

$$\pi_i = \begin{cases} |R_{opt}|^{-1} & i \in R_{opt} \\ 0 & \text{diğer durumlar} \end{cases} \quad (4.13)$$

biçiminde tanımlıdır.

(4.7) ve (4.12) bağıntılarından,

$$\lim_{T \rightarrow 0} \left(\lim_{k \rightarrow \infty} Pr \{ X(k) = i \} \right) = \pi_i \quad (4.14)$$

elde edilir. π_i (4.13) bağıntısıyla tanımlıdır. Buradan

$$\lim_{T \rightarrow 0} \left(\lim_{k \rightarrow \infty} Pr \{ X(k) \in R_{opt} \} \right) = 1 \quad (4.15)$$

elde edilir. $T=0$ için algoritma iniş algoritmasına denktir. Bu durumda algoritma

$$A(i, d) = \{ j : j = (i + \alpha d), \alpha \geq 0, f(j) = \min_{0 \leq \alpha < \infty} f(i + \alpha d) \} \quad (4.16)$$

şeklini alır. Her bir k değerinde bazı α_k lar için $j_k = i_k + \alpha_k d_k$ olur. Buradan $i_k \rightarrow i$, $d_k \rightarrow d$, $j_k \in A(i_k, d_k)$ ve $j_k \rightarrow j$ varsayımları altında $\{i_k\}$ ve $\{d_k\}$ dizileri için

$$\alpha_k = \frac{|j_k - i_k|}{|d_k|} \quad (4.17)$$

yazılabilir ve (4.17) nin limitinden

$$\alpha_k \rightarrow \alpha = \frac{|j - i|}{|d|} \quad (4.18)$$

elde edilir. Bu durumda $j = i + \alpha d$ olur.

Her bir k ve α için, $0 \leq \alpha < \infty$ olmak üzere

$$f(j_k) \leq f(i_k + \alpha d_k) \quad (4.19)$$

olur. $k \rightarrow \infty$ için

$$f(j) \leq f(i + \alpha d) \quad (4.20)$$

elde edilir. Böylece

$$f(j) \leq \min_{0 < \alpha < \infty} f(i + \alpha d) \quad (4.21)$$

ifadesinden $j \in A(i, d)$ olur. Bu sonuca göre $A(i, d)$, (i, d) de kapalıdır. Ayrıca $R_{opt} \mid R_{opt} \subseteq R$ çözüm kümesi düşünüldüğünde

i) Tüm ik noktaları kompakt (kapalı ve sınırlı) bir kümede olduklarından

ii) J üzerinde

(a) $i \notin R_{opt}$ ise $\forall j \in A(i, d)$ için $f(j) < f(i)$

(b) $i \in R_{opt}$ ise $\forall j \in A(i, d)$ için $f(j) \leq f(i)$

olacak şekilde bir f fonksiyonu olduğundan $\{j_k\}$ dizisinin limiti global bir çözümdür.

4.4. Optimizasyon Sonuçları

Her bir test fonksiyonu için 100 er adet deneme sonucunda ve seçilen nokta sayısına bağlı olarak elde edilen 1. karma algoritmaya ait ortalama sonuçlar, global minimum noktaya yakın başlangıç değerleri için tablo 4-1 ve rastlantısal başlangıç değerleri için tablo 4-2 de, 2. karma algoritmaya ait parametre değerleri tablo 4-3 de, ortalama sonuçlar da global minimum noktaya yakın başlangıç değerleri için tablo 4-4 ve rastlantısal başlangıç değerleri için de tablo 4-5 de verilmiştir. Elde edilen ortalama sonuçlar fonksiyon inceleme sayısı, standard süre, gerçek global minimum değerle hesaplanan değer arasındaki

farkı gösteren hata ve algoritmaların global minimumu bulma yüzdelelerini kapsamaktadır. Karma algoritmalarından elde edilen sonuçlarla diğer optimizasyon yöntemlerinin fonksiyon inceleme sayısı ve standard sürelerinin karşılaştırılması tablo 4-6 ve tablo 4-7 de gösterilmiştir. Karşılaştırma için kullanılan test fonksiyonları (Goldstein-Price (GP), Branin (BR), Hartman 3 (H3), Hartman 6 (H6), Shekel 5 (SH5), Shekel 7 (SH7), Shekel 10 (SH10)) ve özellikleri Ek B de verilmiştir.

Tablo 4-1. Karma algoritma 1 e ait sonuçlar.

Test fonk.	Başlangıç noktası	Seçilen nokta sayısı	Fonksiyon inceleme sayısı	Standard süre	Hata $\times 10^{-2}$	Başarı yüzdesi
GP	$x_1=(0,0)$	k=4	27	.11	3.6	.03
		k=12	100	.64	2.3	.93
		k=18	140	1.14	2.7	.98
BR	$x_1=(2,2)$	k=4	20	.07	2.1	.09
		k=12	83	.46	2.5	.78
		k=18	123	0.84	2.3	.87
H3	$x_1=(.5,.5,.5)$	k=6	40	.24	3.0	.46
		k=16	79	.72	3.3	.95
		k=24	106	1.3	3.2	1.0
H6	$x_1=(.1,.2,.5,.3,.2,.7)$	k=12	126	1.54	3.7	.43
		k=28	231	4.45	3.7	.89
		k=42	316	7.96	3.6	.97
S5	$x_1=(3.5,4,4.5,4)$	k=8	177	1.36	3.0	.35
		k=20	302	3.55	3.3	.83
		k=30	431	6.56	3.3	.83
S7	$x_1=(3.5,4,4.5,4)$	k=8	149	1.28	3.4	.43
		k=20	281	3.57	3.1	.96
		k=30	415	6.69	3.0	.99
S10	$x_1=(3.5,4,4.5,4)$	k=8	157	1.53	3.7	.31
		k=20	284	3.97	3.2	.94
		k=30	404	7.05	3.4	.98

Tablo 4-2. Karma algoritma 1 e ait sonuçlar.

Test fonk.	Başlangıç noktası	Seçilen nokta sayısı	Fonksiyon inceleme sayısı	Standard süre	Hata $\times 10^{-2}$	Başarı yüzdesi
GP	$x_1=(\text{Rastlantısal})$	k=4	26	.1	3.0	.02
		k=12	106	.68	2.6	.93
		k=18	143	1.18	2.5	.97
BR	$x_1=(\text{Rastlantısal})$	k=4	22	.08	2.6	.11
		k=12	81	.45	2.5	.78
		k=18	126	0.85	2.7	.92
H3	$x_1=(\text{Rastlantısal})$	k=6	40	.25	2.9	.46
		k=16	77	.75	3.2	.95
		k=24	107	1.33	3.3	1.0
H6	$x_1=(\text{Rastlantısal})$	k=12	195	2.2	3.9	.16
		k=28	264	5.11	3.7	.75
		k=42	367	9.22	3.7	.73
S5	$x_1=(\text{Rastlantısal})$	k=8	137	1.13	4.2	.06
		k=20	320	3.65	3.4	.46
		k=30	437	6.59	3.1	.48
S7	$x_1=(\text{Rastlantısal})$	k=8	144	1.21	3.3	.07
		k=20	298	3.79	3.2	.58
		k=30	442	6.72	3.4	.57
S10	$x_1=(\text{Rastlantısal})$	k=8	125	1.23	3.3	.04
		k=20	331	4.49	3.3	.50
		k=30	463	7.80	3.4	.70

Tablo 4-3. Test fonksiyonları ve karma algoritma 2 de kullanılan parametre değerleri.

Test fonksiyonu	aTo	brr	cNs	dNr	eNe	fci	gvi
GP	100	.4	10	4	4	2	0.25
BR	20	.1	10	4	4	2	.5
H3	1	.6	10	6	4	2	.25
H6	1	.4	10	12	4	2	.25
S5	.5	.99	10	8	4	2	2
S7	.5	.99	10	8	4	2	2
S10	.5	.99	10	8	4	2	2

aTo için bir karşılaştırma yapabilmek amacı ile [81] nolu referanstaki değerler kullanılmıştır.

brr ısı düşürme faktörü literatürde 0.1 ile 0.99 arasında alınmaktadır. Bu algoritmada yine bir karşılaştırma yapabilmek için [81] nolu referanstaki değerler kullanılmıştır.

cNs adım değişimi sayısı, ne kadar bir sıklıkta adım değişimi yapılacağını kontrol eder. Eğer Ns çok düşükse adım düzenlemeleri çok sık yapılır ve bu yakınsaklık problemi yaratır. Diğer taraftan Ns in çok yüksek olması durumunda algoritma fonksiyonun davranışına yeterince uyum sağlayamamış demektir. Sürekli fonksiyonlar üzerindeki çok sayıdaki denemeler sonucunda Ns değerinin 10 ile 20 arasında seçilmesinin iyi olacağı sonucuna varılmış [29] ve karma algoritmada da Ns için 10 değeri kullanılmıştır.

dNr sıcaklık düşürme parametresi için test fonksiyonları üzerindeki denemeler sonucunda n değişken sayısı olmak üzere $2n$ değerinin seçiminin iyi sonuç verdiği görülmüştür. Nr için literatürde önerilen değer $\max(5n, 100)$ değeridir [78].

eNe , e parametreleri bitiş işlemini kontrol eder. Çok sayıdaki denemelerden sonra Ne değerinin 4 alınmasının uygun olacağı belirlenmiştir [29]. Algoritmada da bu değer kullanılmıştır. e değeri 0.05 alınmıştır.

$f.g$ Adım vektörü v periyodik olarak her Ns değerinde yeniden ayarlanır. Kabul edilen değerlerin reddedilenlere oranla sayıca yüksek olması adımların küçüklüğünü göstermektedir. Bu durumun tersi de adım uzunluğunun büyüklüğünü göstermektedir. İkisi arasındaki 1:1 oranı algoritmanın fonksiyon davranışını iyi izlediği anlamındadır. Örneğin basitlik amacıyla tek bir koordinat yönü düşünölsün. $n=n_u/Ns$ $[0,1]$ aralığında sınırlı kalır. Yeni vu değerini elde etmek için vu ile çarpılan katsayı $g(n)$ ile gösterilsin. Eğer $n=0.5$ ise $g(0.5)=1$ olur ve herhangi bir düzeltme yapılmaz. Eğer tüm değişimler kabul edilirse yani $n=1$ ise adım uzunluğu 1 den daha büyük bir c ($c=1+c_u$) faktörü ile çarpılır. Yani $g(1)=c$ olur. Tüm değişimlerin reddedilmesi durumunda ise adım uzunluğu c faktörüne bölünür. Yani $g(0)=1/c$ dir [78]. Adım uzunluğunun, değişkenin aralık uzunluğunun dörtte biri ya da daha düşük olması gerektiği belirtilmiştir [29]. Test

fonksiyonları üzerindeki denemelerden adım vektörünün elemanlarının en uygun değerleri tablo 4-3 de verildiği biçimdedir. c_i ($i=1,\dots,n$) değerleri de [78] nolu referantaki gibi 2 alınmıştır.

Tablo 4-4. Karma algoritma 2 ye ait sonuçlar.

Test fonksiyonu	Başlangıç noktası	Fonksiyon inceleme sayısı	Standard süre	Hata $X_{10^{-2}}$	Başarı yüzdesi
GP	(0,0)	236	.72	0.9	.94
BR	(2,2)	40	.10	1.2	1.0
H3	(.5,.5,.5)	218	0.83	0.7	.88
H6	(.1,.2,.5,.3,.2,.7)	213	1.26	1.1	1.0
S5	(3.5,4,4.5,4)	299	1.39	0.3	.98
S7	(3.5,4,4.5,4)	1043	6.03	0.3	.83
S10	(3.5,4,4.5,4)	1021	7.59	0.3	.88

Tablo 4-5. Karma algoritma 2 ye ait sonuçlar.

Test fonksiyonu	Başlangıç noktası	Fonksiyon inceleme sayısı	Standard süre	Hata $X_{10^{-2}}$	Başarı yüzdesi
GP	(Rastlantısal)	214	.65	0.9	.95
BR	(Rastlantısal)	133	.32	1.2	.81
H3	(Rastlantısal)	276	1.06	0.8	.80
H6	(Rastlantısal)	1362	7.75	1.1	.62
S5	(Rastlantısal)	793	3.64	0.3	.92
S7	(Rastlantısal)	1217	6.98	0.3	.76
S10	(Rastlantısal)	1149	8.51	0.3	.73

Tablo 4-6. Global optimizasyona ilişkin test sonuçları.

Yöntem ^b	Fonksiyon ^a							Deneme /Örnek
	GP (n=2)	BR (n=2)	H3 (n=3)	H6 (n=6)	S5 (n=4)	S7 (n=4)	S10 (n=4)	
A	-	-	-	-	5500	5020	4860	-
B	300	160	420 ^c	515	375 ^c	405 ^c	336 ^c	-
C	2500	1800	2400	7600	3800	4900	4400	-
D	2499	1558	2584	3447	3649	3606	3874	-
E	378	597	732	807	620	788	1160	-
F	148 (1)	206 (1)	197 (1)	487 (1)	404 (1)	432 (.75)	564 (1) ^d	4
G	146 (1)	135 (.7)	115 ^e (.9)	269 (.9)	561 (.5)	434 (.89)	429 (.7)	10
H	568 (1)	-	-	-	2815 (1)	2507 (1)	2957 (1)	5
I	140 (.98)	123 (.87)	106 (1)	316 (.97)	431 (.83)	415 (.99)	404 (.98)	100
J	1186 (.99)	557 (1)	1224 (1)	1914 (.62)	3910 (.54)	3421 (.64)	3078 (.81)	100
K	170+122 (1)	121+115 (1)	310+145 (.78)	287+235 (1)	400+296 (.58)	261+296 (.47)	224+296 ^f (.47)	100
L	214 (.95)	133 (.81)	276 (.80)	1362 (.62)	793 (.92)	1217 (.76)	1149 (.73)	100

^aOrtalama fonksiyon inceleme sayısı

^bYöntemler aşağıdaki gibidir:

A-Yörünge yöntemi[82]; B-Rastlantısal yön yöntemi [83];C-Kontrol-
lu rastlantısal arama [84]; D-Torn [85]; E-De Biase [86];
F-Rinnooy Kan [87]; G-Adaptif kompleks [49]; H-Kontrollu
rastlantısal arama 2 [47]; I-Karma algoritma 1; J-Kendiliğinden
ayarlamalı ısıtıl işlem benzetimi [81]; K-Genelleştirilmiş ısıtıl
işlem benzetimi [88]; L-Karma algoritma 2.

^cGlobal optimum bulunamadı.

^dParantez içindeki sayılar global en iyi değere yakınsama oranı.

^eAdaptif Kompleks algoritmada en iyi nokta çoğunlukla global
değere çok yakındır.

^fGlobal ve bölgesel incelemelerin toplam sayısı.

Tablo 4-7. Global minimumu bulmak için algoritmaların standard zamanlarının karşılaştırılması.

Yöntem	Fonksiyon						
	GF (n=2)	BR (n=2)	H3 (n=3)	H6 (n=6)	S5 (n=4)	S7 (n=4)	S10 (n=4)
A	-	-	-	-	9	8.5	9.5
B	0.7	0.5	*	3	*	*	*
C	3	4	8	46	14	20	20
D	4	4	8	16	10	13	15
E	15	14	16	21	23	20	30
F	0.15	0.25	.5	2	1	1	2
G	-	-	-	-	-	-	-
H	-	-	-	-	-	-	-
I	1.14	.84	1.3	7.96	6.56	6.69	7.05
J	2	1	4	12	16	15	15
K**	.6	.4	1.2	2.0	2.1	1.7	1.9
L	.65	.32	1.06	7.75	3.64	6.98	8.51

Standard zaman birimi: 1000 adet S5 fonksiyon incelemesi için gereken CPU zamanı.

- : Sonuç verilmemiş

* : Başarısızlık

** : Global ve bölgesel incelemelerin toplamı.

Tablo biçiminde verilen optimizasyon sonuçlarının incelenmesinden de görülebileceği gibi yeni oluşturulan global karma optimizasyon algoritmaları fonksiyon inceleme sayısı, standard süre ve global minimumu bulma yüzdesi bakımından literatürde verilen global optimizasyon algoritmalarından elde edilen sonuçlarla karşılaştırıldığında çoğu algoritmaya göre daha iyi sonuç vermektedirler. Optimizasyon sonuçlarının daha detaylı olarak değerlendirilmesi tezin sonuçlar ve öneriler bölümünde yapılmıştır.

BÖLÜM 5. GLOBAL KARMA OPTİMİZASYON YÖNTEMLERİNİN MİKRODALGA DEVRE TASARIMINA UYGULANMASI

5.1 Giriş

Mikrodalga devrelerinin bilgisayar destekli tasarımı mikrodalga tranzistorlarının keşfi ve 1960 ların sonunda MIC teknolojisinin gelişimi ile beraber başlamıştır. Bilgisayar destekli tasarımda ilk önce istenen devre özellikleri tanımlandıktan sonra, S-parametreleri gibi bilinen parametreler yardımıyla devrenin ilk tasarımı yapılır. Bilgisayar destekli devre analizi yardımıyla, tasarlanan devrenin performansı incelenir. Analiz sonucunda elde edilen devre karakteristikleri, istenilen karakteristiklerle karşılaştırılır. İstenen sonuç elde edilemediğinde devredeki belirli parametreler sistematik bir biçimde değiştirilir. Bu işlem optimizasyon adını alır. Analiz, karşılaştırma ve düzeltme işlemi, devre performansı istenen sınırlar içinde kalıncaya kadar devam eder. Mikrodalga devrelerinin bilgisayar destekli tasarımında 80 li yıllara kadar olan gelişmeler, Gupta [89] ve Edwards [90] tarafından incelenmiştir. Monolitik mikrodalga entegre devrelerin (MMIC) ortaya çıkışı daha da geliştirilmiş bilgisayar destekli tasarım yöntemlerini gerekli hale getirmiştir. Bilgisayar destekli tasarım alanındaki gelişmeler devam etmektedir [5], [91], [92], [93], [94].

Bu bölümde tez çalışmasında geliştirilen karma optimizasyon algoritmaları, mikrodalga kuvvetlendiricisi düzgün olmayan hat ve filtre tasarımı olarak ele alınan farklı problemlere uygulanmıştır. İlk olarak geniş bandlı, kararlı ve eleman kayıpları da hesaba katılan 6-16 GHz aralığında çalışan bir kuvvetlendirici tasarım problemi ele alınmıştır. İkinci olarak, herhangi bir yük empedansı için istenen giriş empedansını veren parabolik bir iletim hattının tasarım problemi üzerinde çalışılmıştır [95], [96]. Son olarak karma optimizasyon algoritmaları filtre tasarımına uygulanmıştır. Her iki algorithmadan yararlanarak elde edilen sonuçlar ayrı bölümlerde verilmiştir. Hesaplama işlemleri AT tipi 386 işlemcili 33 MHz kişisel bir bilgisayarda Quick Basic 7 programlama dili kullanılarak gerçekleştirilmiştir.

5.2. Geniş Bandlı Kuvvetlendirici Tasarımı

Şekil 5-1 de görüldüğü gibi kayıplı bir endüktans basit biçimde ideal kayıpsız bir L endüktansı ve seri r direnci ile modellenebilir. r direncinin iyilik faktörü Q_L cinsinden ifadesi

$$r = \omega_o \frac{L}{Q_L} \quad (5.1)$$

şeklindedir. ideal kayıpsız endüktansın değeri L ile, Q_L nin tanımlandığı frekans ise ω_o ile gösterilmiştir. Kayıplı endüktans empedansı

$$Z_L = r + sL = \omega_o \frac{L}{Q_L} + sL = (s + \alpha_L) L \quad (5.2)$$

bağıntısından hesaplanır. Kayıp faktörünün hesabı için

$$\alpha_L = \omega_o / Q_L \quad (5.3)$$

bağıntısı kullanılır. Benzer şekilde kayıplı bir kapasite basit biçimde ideal kayıpsız bir C kapasitesine paralel iletkenliği g olan bir eleman ile modellenenebilir. g iletkeninin iyilik faktörü Qc cinsinden ifadesi

$$g = \omega_o \frac{C}{Q_c} \quad (5.4)$$

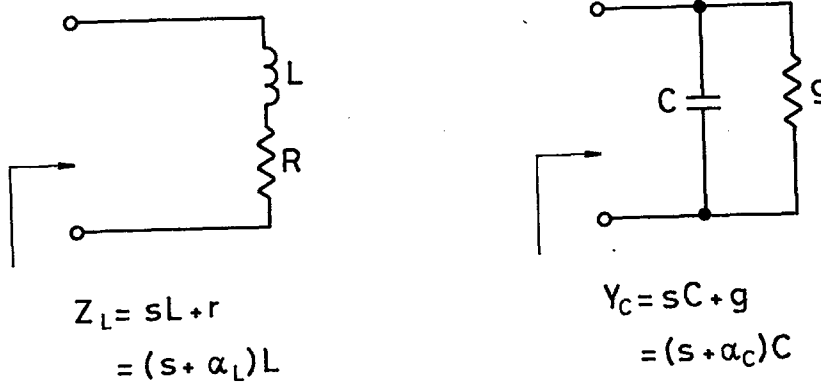
bağıntısından hesaplanır. Kayıplı kapasitenin admitans ifadesi

$$Y_c = g + sC = \omega_o \frac{C}{Q_c} + sC = (s + \alpha_c)C \quad (5.5)$$

şeklindedir. Kapasitenin kayıp faktörünün hesabı için

$$\alpha_c = \omega_o / Q_c \quad (5.6)$$

bağıntısı kullanılır. s yerine (s+α) almakla endüktans ve kapasitenin kayıpları da hesaba katılmış olur [97].



Sekil 5-1. Reaktif elemanların basitleştirilmiş eşdeğer devreleri.

Transistörün y parametreleri

$$y_{ik} = g_{ik} + j b_{ik}, \quad i, k = 1, 2. \quad (5.7)$$

cinsinden Şekil 5-2 de gösterilen kuvvetlendiricinin çevrim güç kazancı G_T

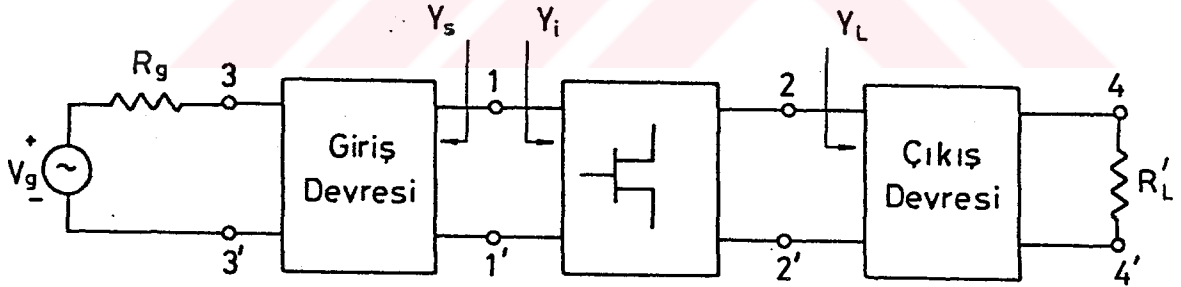
$$G_T = \frac{4 |y_{21}|^2 G_s G_L}{|(y_{11} + Y_s)(y_{22} + Y_L) - y_{12} y_{21}|^2} \quad (5.8)$$

bağıntısından hesaplanır [98]. Y_s ve Y_L admitanslarının açık ifadeleri

$$Y_s = G_s + j B_s \quad (5.9)$$

$$Y_L = G_L + j B_L \quad (5.10)$$

şeklindedir.



Şekil 5-2. Bir kuvvetlendirici devresi

Y_s ve Y_L bilinmeyen fonksiyonlardır. Bilinmeyenlerin belirlenmesi için çevrim güç kazancı $G_T(i)$, frekans bandı

icindeki ω_i örnek frekans noktalarında istenilen $G_o(i)$ kazancına yakınsayacak şekilde

$$U = \max | G_T(i) - G_o(i) | \quad (5.11)$$

bağıntısı ile verilen hata fonksiyonun değeri en aza indirgenmeye çalışılmıştır. Seçilen örnek frekans değerlerinin sayısı m ($i=1..m$) dir. Y_s ve Y_L için tüm frekanslarda fiziksel olarak gerçekleştirilme koşulu:

$$G_s > 0 \quad G_L > 0 \quad (5.12)$$

Koşullu kararlı bir tranzistor kullanıldığında kuvvetlendiricinin kararlılık koşulları [98]:

$$G_s + g_{11} > 0 \quad (5.13a)$$

$$G_L + g_{22} > 0 \quad (5.13b)$$

$$(G_s + g_{11})(G_L + g_{22}) > \frac{M}{2} (1 + \cos \theta) \quad (5.13c)$$

Bağıntıdaki M ve θ nin açık ifadeleri

$$M = y_{12} y_{21} \quad (5.14)$$

$$\theta = \angle y_{12} y_{21} \quad (5.15)$$

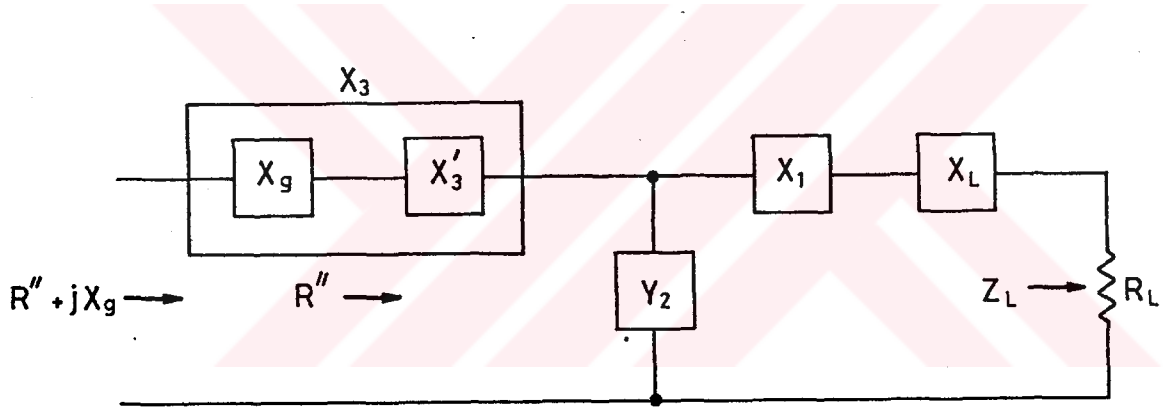
şeklindedir. (5.12) koşulunun sağlanması durumunda, çoğu tranzistor için g_{11} ve g_{22} pozitif olduklarından (5.13a) ve (5.13b) koşulları da çoğu durumda sağlanacaktır. (5.13c) eşitsizliği yerine Stern'in kararlılık faktörü pozitif sabit K cinsinden

$$K = \frac{(G_s + g_{11})(G_L + g_{22})}{\frac{M}{2} (1 + \cos \theta)} \quad (5.16)$$

esitliği kullanılabilir. Bu bağıntıdaki varsayım

$$\frac{M}{2} (1 + \cos \theta) > 0$$

şeklindedir. Giriş yada çıkış devreleri olarak üç elemanlı π -ya da T-devreleri kullanılır. Bir T devresi şekil 5-3 de gösterildiği gibi iki seri ve bir paralel elemandan oluşurken, şekil 5-4 deki π -devresi paralel iki eleman ve bir seri elemandan oluşmaktadır. π - ve T-devrelerinin band genişlikleri dönüşüm Q-faktörleri cinsinden belirlenebilir ($f_{-3dB} = f_0 + f_0/Q_{max}$) [99].



$$R_L < R''$$

$$R_L > R''$$

$$Q_1 = Q_{mak}$$

$$Q_2 = Q_{mak}$$

$$R' = R_L (1 + Q_1^2)$$

$$R' = R'' (1 + Q_2^2)$$

$$(1 + Q_2^2) = R' / R''$$

$$(1 + Q_1^2) = R' / R_L$$

$$X_1 = Q_1 R_L - X_L$$

$$X_1 = Q_1 R_L - X_L$$

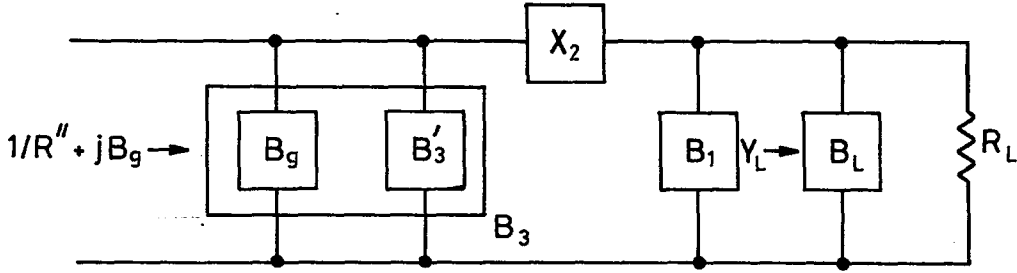
$$Y_2 = (Q_1 + Q_2) / R'$$

$$Y_2 = (Q_1 + Q_2) / R'$$

$$X_3' = Q_2 R''$$

$$X_3' = Q_2 R''$$

Şekil 5-3. T- devresinin tasarımı.



$$R_L < R''$$

$$Q_2 = Q_{\max}$$

$$R' = R'' / (1 + Q_2^2)$$

$$(1 + Q_1^2) = R_L / R'$$

$$B_1 = Q_1 / R_L - B_L$$

$$X_2 = R' (Q_1 + Q_2)$$

$$B_3' = Q_2 / R''$$

$$R_L > R''$$

$$Q_1 = Q_{\max}$$

$$R' = R_L / (1 + Q_1^2)$$

$$(1 + Q_2^2) = R'' / R'$$

$$B_1 = Q_1 / R_L - B_L$$

$$X_2 = R' (Q_1 + Q_2)$$

$$B_3' = Q_2 / R''$$

Şekil 5-4. π - devresinin tasarımı.

Tasarım adımları şu şekildedir:

Adım 1: Geçirme bandı referans frekanslarını seç (ω_i , $i=1,2,\dots,m$). Geçirme bandı çevrim güç kazancını ($G_o(i)$) tanımla. Transistörün y parametrelerini ($y_{jk}(i)$, $j,k=1,2$) elde et.

Adım 2: Optimizasyonun başlangıç değeri olarak, herbir reaktif elemanın kayıp faktörlerini içeren π -yada T-tipi giriş empedans uydurucu devresini $Y_s=Y_{11}^*$ ve çıkış empedans uydurucu devresini $Y_L=Y_{22}^*$ olacak biçimde tasarla.

Adım 3: Kararlılık ve fiziksel gerçekleştirilebilirlik koşulları altında (5.11) bağıntısıyla tanımlanan U amaç fonksiyonunun değerini karma yöntemlere göre en aza indirge.

Bu bölümde 6-16 GHz kararlı geniş bantlı bir kuvvetlendirici tasarım örneği verilmiştir. Transistörün s parametreleri Tablo 5-1 de gösterilmiştir. Transistörün s parametrelerinden y parametrelerini elde etmek için kullanılan bağıntılar [100]:

$$y_{11} = \frac{(1 - s_{11})(1 + s_{22}) + s_{12} s_{21}}{(1 + s_{11})(1 + s_{22}) - s_{12} s_{21}} \quad (5.17)$$

$$y_{12} = \frac{-2 s_{12}}{(1 + s_{11})(1 + s_{22}) - s_{12} s_{21}} \quad (5.18)$$

$$y_{21} = \frac{-2 s_{21}}{(1 + s_{11})(1 + s_{22}) - s_{12} s_{21}} \quad (5.19)$$

$$y_{22} = \frac{(1 + s_{11})(1 - s_{22}) + s_{12} s_{21}}{(1 + s_{11})(1 + s_{22}) - s_{12} s_{21}} \quad (5.20)$$

yardımıyla hesaplanan y parametreleri tablo 5-2 de verilmiştir. Kuvvetlendirici şematik olarak şekil 5-5 de gösterilmiştir.

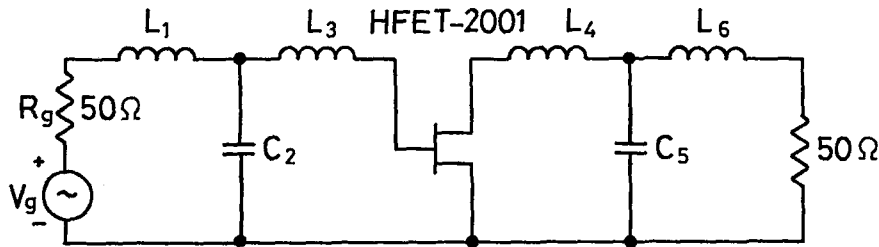
Tablo 5-1. HFET-2001 (Hewlett Packard) in s parametreleri.

Frekans (GHz)	S11		S21		S12		S22	
6	0.88	-65	2	125	0.05	60	0.71	-22
8	0.83	-85	1.81	109	0.06	53	0.68	-30
10	0.79	-101	1.64	95	0.06	51	0.66	-37
12	0.76	-113	1.48	84	0.06	52	0.66	-43
14	0.73	-126	1.39	73	0.06	54	0.64	-48
16	0.71	-141	1.32	61	0.07	55	0.63	-56

$V_{DS}=4.0$ V, $I_{DS}=0.5I_{DSS}$

Tablo 5-2. HFET-2001 (Hewlett Packard) in hesaplanan y parametreleri.

Frekans (GHz)	y11		y21		y12		y22	
6	0.594	82.6	1.460	342.83	0.0365	277.8	0.2145	46.0
8	0.849	80.2	1.575	337.30	0.0523	281.2	0.2705	53.6
10	1.119	77.3	1.720	330.83	0.0629	286.8	0.3295	58.1
12	1.378	74.1	1.825	324.80	0.0740	292.7	0.3790	62.3
14	1.732	69.4	2.105	316.68	0.0910	297.6	0.4225	63.7
16	2.272	62.7	2.615	306.84	0.1386	300.8	0.4790	69.1



Sekil 5-5. Örnek kuvvetlendiricinin sematik gösterimi.

Referans frekansları ($i=1,2,...,m=6$) 6, 8, 10, 12, 14, 16 GHz alınmıştır. G_o kazancı ise tek yönlü kazanç değerini veren

$$G_o = \frac{|s_{12}|^2}{(1 - |s_{11}|^2)(1 - |s_{22}|^2)} \quad (5.21)$$

bağıntısından [100] 16 GHz de hesaplanan değer 7.653 dB alınmıştır. T ya da π -tipi devrelerin tasarımında empedans veya admitans değerleri kullanıldığı için çevrim güç kazancı G_r nin değeri de (5.8) bağıntısından hesaplanmıştır. 16 GHz de Q_1 değeri olarak 25, Q_c değeri olarak da 50 kullanılmıştır [97]. Kuvvetlendirici tasarımında giriş ve çıkış devreleri T tipinde seçilmiştir. T tipi devrenin tasarım bağıntılarından hesaplanan elemanların ilk değerleri (L(nH);C(pF)):

$L_1=.208$	$C_2=.445$	$L_3=.414$
$L_4=1.782$	$C_5=.185$	$L_6=.909$

Bu değerler karma optimizasyon algoritmalarında optimizasyon için başlangıç değerleri olarak kullanılmışlardır. Optimizasyon işleminde eleman değerlerinin sınırları hesaplanan ilk değerlerinin iki katı ile onda biri arasında alınmıştır. Optimizasyon için amaç fonksiyonu olarak (5.11) eşitliğindeki minmaks tipi amaç fonksiyonu kullanılmıştır. Her iki karma algoritmadan elde edilen sonuçlar sırasıyla bölüm 5.2.1 ve 5.2.2 de verilmiştir.

5.2.1 Karma Algoritma 1 den Elde Edilen Sonuçlar

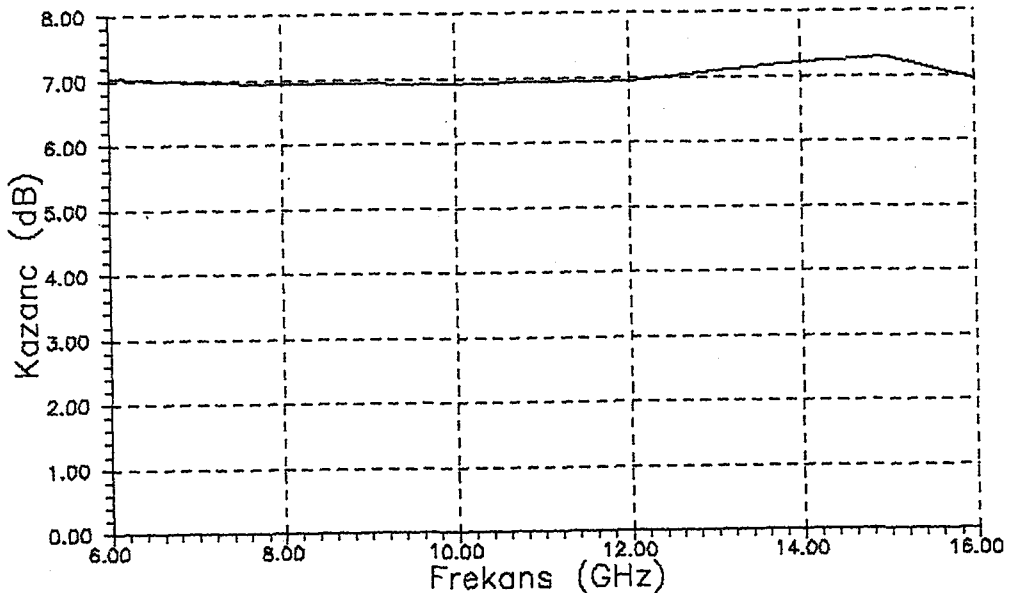
Karma algoritma 1 in uygulanmasıyla sonucunda 24 s de 313 fonksiyon incelemesi sonucunda hesaplanan eleman değerleri (L(nH), C(pF)):

$L_1=.234$	$C_2=.333$	$L_3=.454$
$L_4=1.302$	$C_5=.164$	$L_6=.490$

Şekil 5-6 da kuvvetlendiricinin hesaplanan çevrim güç kazancı eğrisi gösterilmiştir. Tablo 5-3 de hesaplanan çevrim güç kazancı değerleri ile Stern nin kararlılık faktörü değerleri verilmiştir. Band boyunca elde edilen kazanç 7.105 ± 0.175 dB dir. Literatürde aynı tranzistor için 6-16 GHz frekans bandında yapılan tasarımda, basitleştirilmiş reel frekans tekniği kullanılarak 7.35 ± 0.33 dB, supercompact programının kullanımıyla da 6.81 ± 0.57 dB kazanç değerleri elde edilmiştir [101].

Tablo 5-3. Örnek kuvvetlendirici için kazanç ve Stern'in kararlılık faktörü.

FREKANS GHz	KAZANÇ dB	K
6	7.04	35.74
7	6.97	29.22
8	6.94	24.53
9	6.94	22.63
10	6.93	21.26
11	6.94	20.17
12	6.95	19.18
13	7.09	17.62
14	7.21	15.99
15	7.28	12.34
16	6.93	9.67



Şekil 5-6. Kuvvetlendiricinin çevrim güç kazancı.

5.2.2. Karma Algoritma 2 den Elde Edilen Sonuçlar

Karma algoritma 2 için kullanılan parametre değerleri:

$T_0=100$ $r_T=.9$ $N_s=10$ $N_T=12$
 $N_e=4$ $e=0.05$ $c_i=2$ $v_i=0.0001$

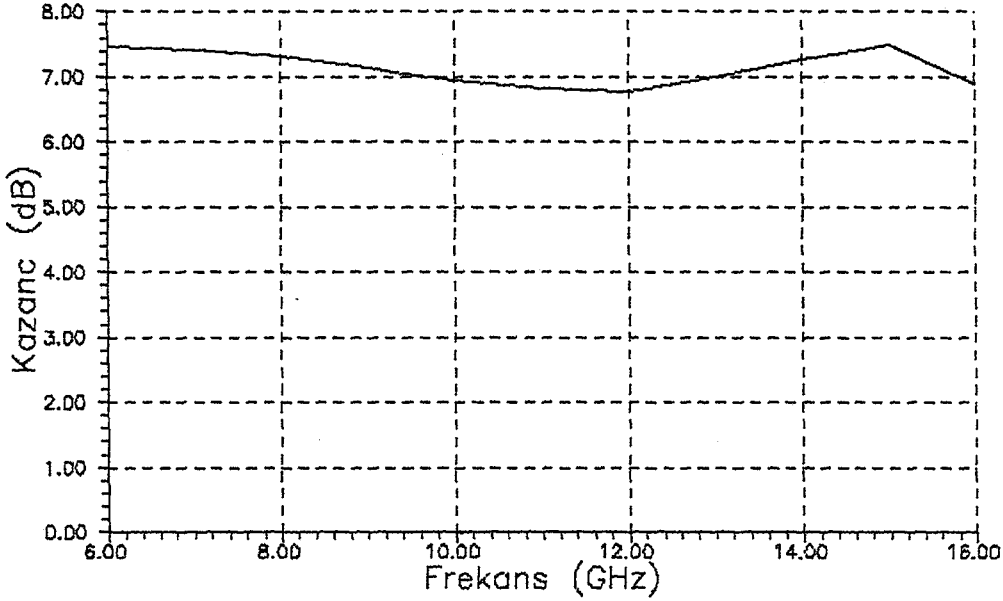
Karma algoritma 2 nin uygulanmasıyla 20 s de 328 fonksiyon incelemesi sonucunda hesaplanan eleman değerleri (L(nH), C(pF)):

$L_1=.087$ $C_z=.304$ $L_s=.414$
 $L_4=1.782$ $C_5=.185$ $L_6=.787$

Şekil 5.7 de kuvvetlendiricinin hesaplanan çevrim güç kazancı eğrisi gösterilmiştir. Tablo 5-4 de hesaplanan çevrim güç kazancı değerleri ile Stern nin kararlılık faktörü değerleri verilmiştir. Band boyunca kazanç değeri 7.125+0.355 dB dir.

Tablo 5-4. Örnek kuvvetlendirici için kazanç ve Stern'in kararlılık faktörü.

FREKANS GHz	KAZANÇ dB	K
6	7.46	28.47
7	7.41	23.82
8	7.30	20.72
9	7.14	19.97
10	6.94	19.69
11	6.82	19.59
12	6.77	19.41
13	6.99	18.18
14	7.27	16.09
15	7.48	11.36
16	6.89	7.742



Sekil 5-7. Kuvvetlendiricinin çevrim güc kazancı.

5.3. Düzgün Olmayan Hat Tasarımı

Karakteristik empedansı Z_0 ve yük empedansı Z_L olan kayıpsız düzgün bir iletim hattının yükten itibaren l uzunluğundaki giriş empedansı

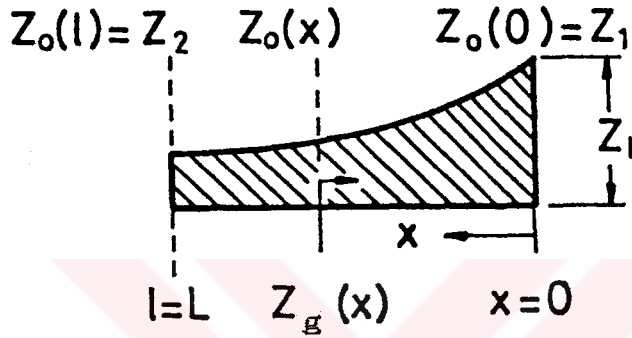
$$\frac{Z_g}{Z_0} = \frac{Z_L + j Z_0 \tan(\beta l)}{Z_0 + j Z_L \tan(\beta l)} \quad (5.22)$$

bağıntısından hesaplanır. Diğer taraftan düzgün olmayan bir iletim hattının empedansı x uzunluğunun bir fonksiyonu olacaktır. Bu yüzden Z_0 karakteristik empedansı $Z_0(x)$

şeklinde x uzunluğunun bir fonksiyonu olur. Parabolik iletim hattının karakteristik empedans dağılımı Şekil 5-8 deki gibi olur ve

$$Z_o(x) = (a + bx)^2 \quad (5.23)$$

bağıntısından hesaplanır.



Şekil 5-8. Parabolik hattın karakteristik empedans dağılımı.

(5.23) ifadesi $x=0$ için

$$Z_o(0) = Z_1 = a^2$$

$x=L$ için

$$Z_o(L) = Z_2 = (a + bL)^2$$

şekline döndür.

Eğer dx uzunluğu boyunca hattın karakteristik empedansı $Z_o(x)=Z$ şeklinde sabit kabul edilirse (5.22) bağıntısından

$$\frac{Z_g + dZ_g}{Z} = \frac{Z_g + j Z \tan(\beta dx)}{Z + j Z_g \tan(\beta dx)} \quad (5.24)$$

elde edilir [102]. Z_g , x uzunluğundaki $Z_g + dZ_g$ ise $(x+dx)$ uzunluğundaki hattın girişinden görülen empedanslardır.

Tasarımda kullanılan amaç fonksiyonu ise l_1 normuna uygun olarak

$$U(p) = |R_g - R'_g| + |X_g - X'_g| \quad (5.25)$$

bağıntısıyla oluşturulmuştur.

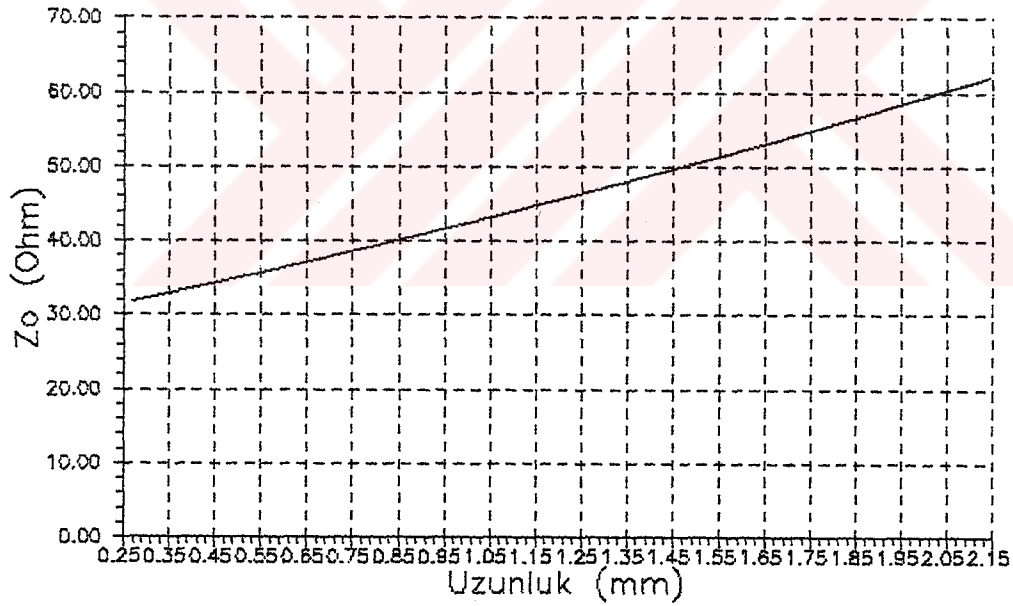
Araştırılan hat parametre vektörü $p=(Z_1, Z_2, l)$ dir. $Z_g=R_g+jX_g$ ve $Z'_g=R'_g+jX'_g$ parabolik iletim hattının hesaplanan ve istenen değerlerini göstermektedir. Optimizasyon için ilk değerler $Z_1=50$, $Z_2=50$, $l=\lambda/4$ olarak alınmıştır. Eleman değerleri Z_1 ve Z_2 için $[20,120]$, l için $(\lambda/8, \lambda/2)$ aralıklarında sınırlandırılmıştır. Amaç fonksiyonu olarak (5.25) eşitliği kullanılmıştır. Elde edilen sonuçlar bölüm 5.3.1 ve 5.3.2 de verilmiştir.

5.3.1 Karma Algoritma 1 den Elde Edilen Sonuçlar

Karma algoritma 1 in uygulanmasıyla sonucu yük empedansı 50Ω olan ve giriş empedansı 20Ω de $40+j25 \Omega$ olması istenen hat için 5 s de 219 iterasyon sonucu elde edilen değerler tablo 5-5 ve yük empedansı $50+j15 \Omega$ olan, giriş empedansı $40+j25 \Omega$ olması istenen hat için ise 4 s de 216 fonksiyon incelemesi sonucu elde edilen değerler tablo 5-6 da gösterilmiştir.

Tablo 5-5. Şekil 5-9 da kullanılan değerler.

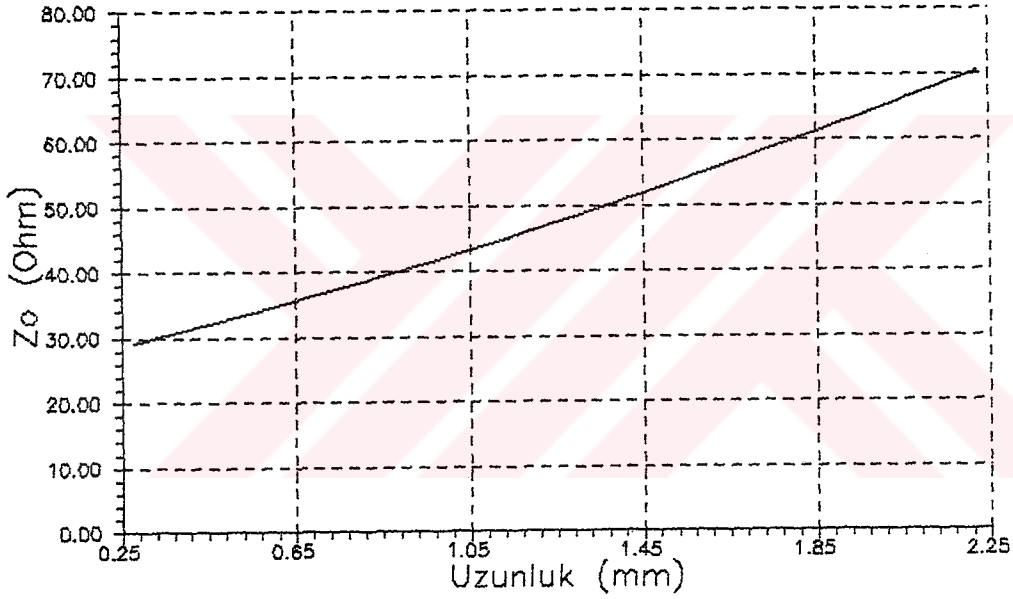
Karakteristik empedanslar [Hesaplanan]							
Z_{o1}	Z_{o2}	Z_{o3}	Z_{o4}	Z_{o5}	Z_{o6}	Z_{o7}	Z_{o8}
31.73	35.44	39.36	43.48	47.80	52.34	57.07	62.01
Frekans (GHz)	Bağıl dielektrik sabit		L (mm) [Hesaplanan]		dx (mm) [Hesaplanan]		
20	3.78		2.140712		.267589		
Zyık	Z_g' [istenen]		Z_g [Hesaplanan]		Hata [$Z_g - Z_g'$]		
50	40+j25		39.7944+j25.01813		.2236996		



Şekil 5-9. Parabolik iletim hattının karakteristik empedans dağılımı.

Tablo 5-6. Şekil 5-10 da kullanılan değerler.

Karakteristik empedanslar [Hesaplanan]							
Z_{o1}	Z_{o2}	Z_{o3}	Z_{o4}	Z_{o5}	Z_{o6}	Z_{o7}	Z_{o8}
29.06	33.86	39.04	44.58	50.49	56.76	63.41	70.42
Frekans (GHz)	Bağıl dielektrik sabiti		L (mm) [Hesaplanan]		dx (mm) [Hesaplanan]		
20	3.78		2.223247		.2779058		
Zyük	Z_g [İstenen]		Z_g [Hesaplanan]		Hata, [$Z_g - Z_g$]		
50+j15	40+j25		39.8922+j24.6299		.4778423		



Şekil 5-10. Parabolik iletim hattının karakteristik empedans dağılımı.

5.3.2. Karma Algoritma 2 den Elde Edilen Sonuçlar

Optimizasyonda kullanılan parametre değerleri:

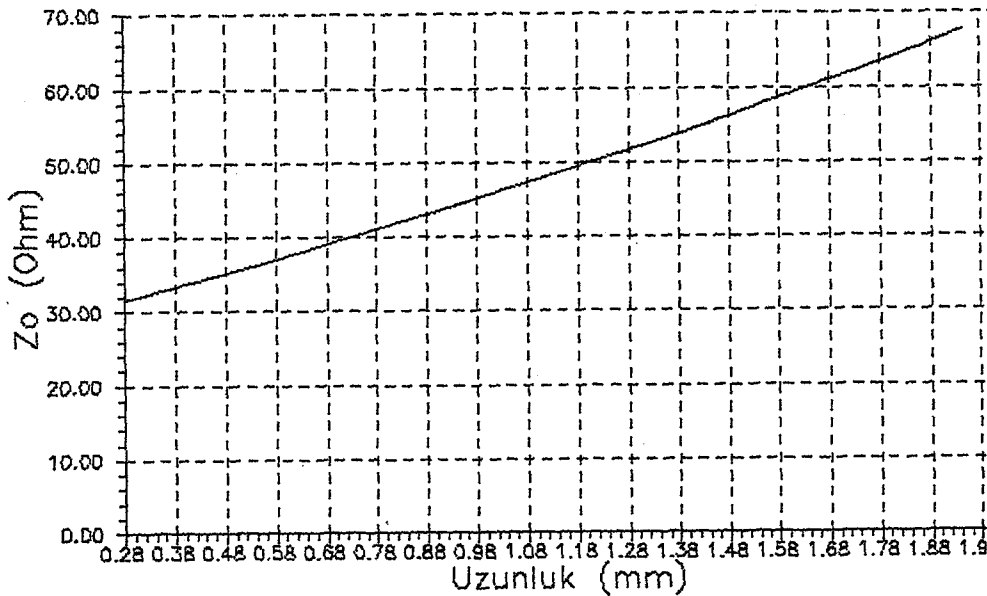
$T_0=100$ $rt=.9$ $N_s=10$ $N_t=6$

$N_e=4$ $e=0.05$ $c_i=2$ $v_i=1$

Karma algoritma 2 in uygulanmasıyla yük empedansı 50 Ω olan ve giriş empedansı 20 GHz de $40+j25 \Omega$ olması istenen hat için 4 s de 390 iterasyon sonucu elde edilen değerler tablo 5-7 ve yük empedansı $50+j15 \Omega$ olan, giriş empedansı $40+j25 \Omega$ olması istenen hat için ise 2 s de 181 fonksiyon incelemesi sonucu elde edilen değerler tablo 5-8 de gösterilmiştir.

Tablo 5-7. Şekil 5-11 de kullanılan değerler.

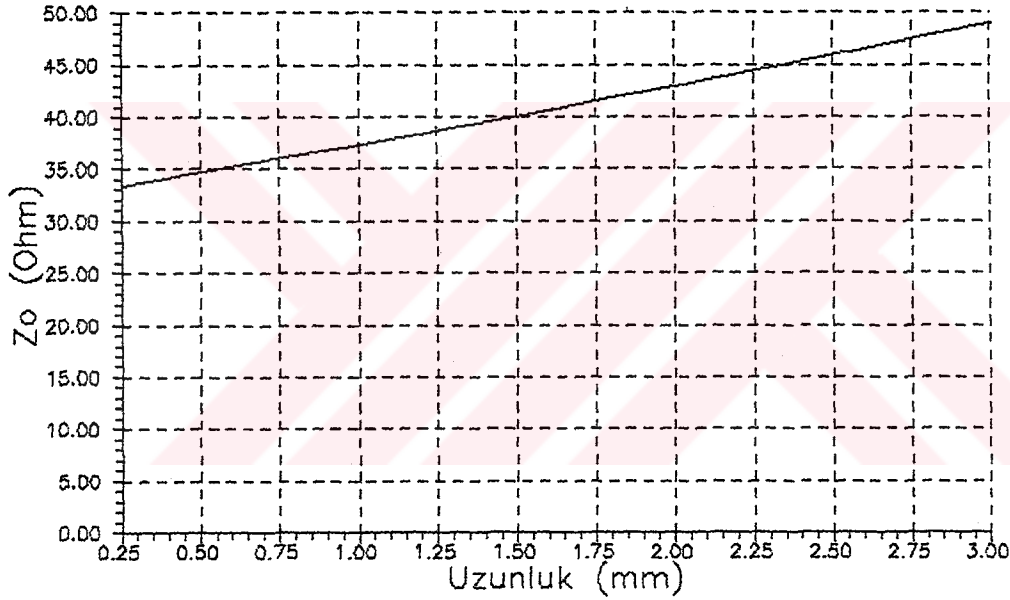
Karakteristik empedanslar [Hesaplanan]						
Z_{o1}	Z_{o2}	Z_{o3}	Z_{o4}	Z_{o5}	Z_{o6}	Z_{o7}
31.55	36.63	42.08	47.92	54.13	60.73	67.70
Frekans (GHz)	Bağıl dielektrik sabiti	L (mm) [Hesaplanan]		dx (mm) [Hesaplanan]		
20	3.78	1.948317		.2783305		
Zyük	Z_g' [istenen]	Z_g [Hesaplanan]		Hata [$Z_g - Z_g'$]		
50	$40+j25$	$40.1791+j24.88$		.2991		



Şekil 5-11. Parabolik iletim hattının karakteristik empedans dağılımı.

Tablo 5-8. Şekil 5-12 de kullanılan değerler.

Karakteristik empedanslar [Hesaplanan]											
Zo1	Zo2	Zo3	Zo4	Zo5	Zo6	Zo7	Zo8	Zo9	Zo10	Zo11	Zo12
33.4	34.7	36.0	37.4	38.8	40.2	41.6	43.1	44.6	46.1	47.6	49.2
Frekans (GHz)	Bağıl dielektrik sabiti		L (mm) [Hesaplanan]		dx (mm) [Hesaplanan]						
20	3.78		3.047544		.253962						
Zyük	Z'g [İstenen]		Zg [Hesaplanan]		Hata, [Zg-Z'g]						
50+j15	40+j25		40.16138+j24.73852		.42286						



Şekil 5-12. Parabolik iletim hattının karakteristik empedans dağılımı.

5.4. Mikroserit Filtre Tasarımı

Tasarım işlemi için önce geçirme bandında eşit dalgalırlıklı ve istenen kayıp değerini veren alçak geçiren prototip devrenin karakteristik fonksiyonu $\bar{K}(s)$ bulunur. Bu

işlem standard yaklaşıklık yöntemleri kullanılarak yapılır ve bunun sonucunda alçak geçiren toplu elemanlı prototip filtre devresinin mertebesi n , geçirme bandı dalgalılığı α , . iletim sıfırları (transmission zeros) ω_{z_i} ve yansıtma sıfırları (reflection zeros) ω_{p_i} belirlenmiş olur. Araya girme gerilim oranı (insertion voltage ratio) $H(j\omega)$ ve karakteristik fonksiyon $K(j\omega)$ için

$$2H(j\omega) = (A+D) + j(B+C) \quad (5.26)$$

$$2K(j\omega) = (A-D) + j(B-C) \quad (5.27)$$

bağıntıları geçerlidir [103]. Filtrenin zincir matrisi $K(s)$ nin sıfırlarında hesaplanırsa (5.27) bağıntısının sıfırlarında iki gerçel eşitlik elde edilir:

$$A-D=0, B-C=0 \quad (5.28)$$

(5.27) eşitliği filtrenin N adet yansıtma sıfırlarına uygulandığında $n=(2N+1)$ bilinmeyen eleman değeri için $2N$ adet lineer olmayan denklem takımı elde meydana gelir. Hat uzunlukları $l_1, l_2, \dots, l_n$ ve paralel yan hatların normalize edilmiş karakteristik empedansları $Z_{o1}, Z_{o2}, \dots, Z_{oM}$ bilinmeyen parametre değerleridir. $s \approx 0$ için $K(s)$ ve $\bar{K}(s)$ eşitlenerek ek bir denklem daha elde edilir. Bu işlemin sonucunda

$$2k \sum_{i=1}^n m_i = \frac{(Z_{oi} - 1/Z_{oi})}{v_i} \sum_{i=1}^N l_{2i+1} - \sum_{k=1}^M \frac{1}{Z_{ok}} \frac{d_k}{v_k} \quad (5.29)$$

şeklinde bir bağıntı oluşur [104]. Bu bağıntıda

$$m_i = \sqrt{\frac{\omega_{pi}^2 - 1}{\omega_{zi}^2}} \quad (5.29a)$$

$$k^2 = \frac{10^{-\alpha}}{10} - 1 \quad (5.29b)$$

$$d_k \approx \frac{v_k}{\omega_{-k}} \left(\frac{\pi}{2} - \frac{\omega_{-k} C_{fk} Z_{ok} + \omega_{-k} L_k / Z_{ok}}{1 - \omega_{-k}^2 L_k C_{fk}} \right) \quad (5.29c)$$

$k = 1, 2, \dots (M = N)$

esitlikleri geçerlidir. Bağıntılarda kullanılan büyüklükler: α_p =geçirme bandı dalgalılığı, v_k =yan hatlardaki propagasyon hızı, Z_{ok} =yan hatların karakteristik empedansı, L_k =yan hatlarda T jonksiyonunun seri süreksizlik empedansı, C_{fk} =uç kapasitesi, Z_{oh} =yüksek empedanslı hatların karakteristik empedansı. (5.28) ve (5.29) eşitlikleri karma yöntemlerde amaç fonksiyonları olarak kullanılmışlardır. Böylece mikroserit bir filtrenin tasarım problemi bir optimizasyon problemine dönüştürülmüş olur. Tasarımda süreksizlik etkileri ihmal edilmiştir. Alçak geçiren bir filtre yapısı şekil 5-13 de gösterilmiştir. Filtrenin iletim ve yansıtma sıfırları tablo 5.9 da verilmiştir. Hat uzunlukları l_{2k+1} ve yan hatların karakteristik empedansları Z_{ok} , ($k=1,2,\dots,M$) başlangıçta $\lambda/16$ ve Z_0 seçilmişlerdir. Yüksek empedanslı hatların karakteristik empedans değeri de $2.5Z_0$ alınmıştır. Eleman değerleri hat uzunlukları için ($\lambda/32, \lambda/8$), yan hatların karakteristik empedansları için $[0.5Z_0, 2Z_0]$, yüksek empedanslı hatlar için ise $[2Z_0, 2.5Z_0]$ aralıklarında sınırlandırılmıştır. N adet yansıtma sıfırlarında

$$U_1 = \max\{|A - D| + |B - C|\} \quad (5.30)$$

ve $s=0$ için (5.29) bağıntısı $F_1=F_2$ şeklinde düşünüldüğünde

$$U_2 = |F_1 - F_2| \quad (5.31)$$

şeklinde elde edilen bağıntılara ilave olarak, minimum

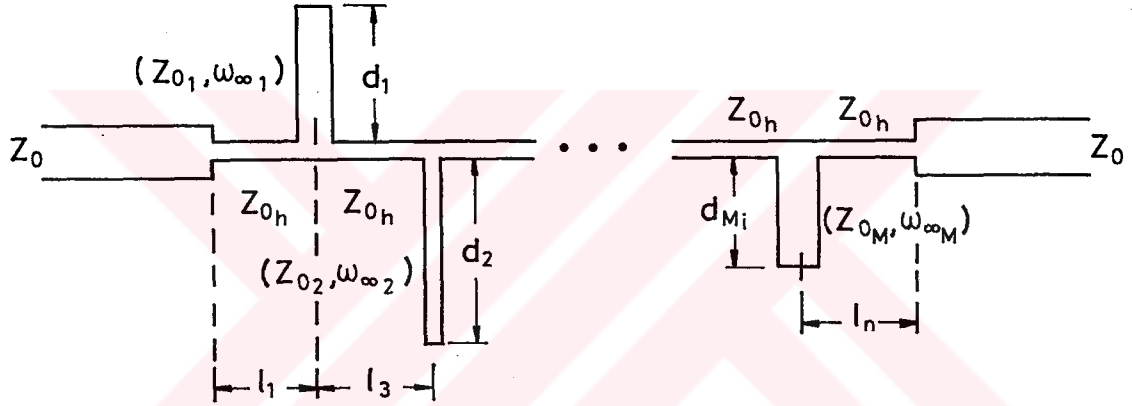
söndürme bandı zayıflaması β olmak üzere birbirlerine en yakın iletim sıfırlarının orta değerlerinde

$$U_3 = \max(\beta - H(j\omega)) \quad (5.32)$$

olmak üzere kullanılan amaç fonksiyonu

$$U(p) = w_1 U_1 + w_2 U_2 + w_3 U_3 \quad (5.33)$$

şeklindedir. Kullanılan ağırlık katsayılarının değerleri $w_1=0.98$, $w_2=.1$, $w_3=.1$ olarak alınmıştır. Elde edilen sonuçlar bölüm 5.4.1 ve bölüm 5.4.2 de gösterilmiştir.



Şekil 5-13. Alçak geçiren filtre.

Tablo 5-9. Filtrenin normalize yansıtma ve iletim sıfırları.

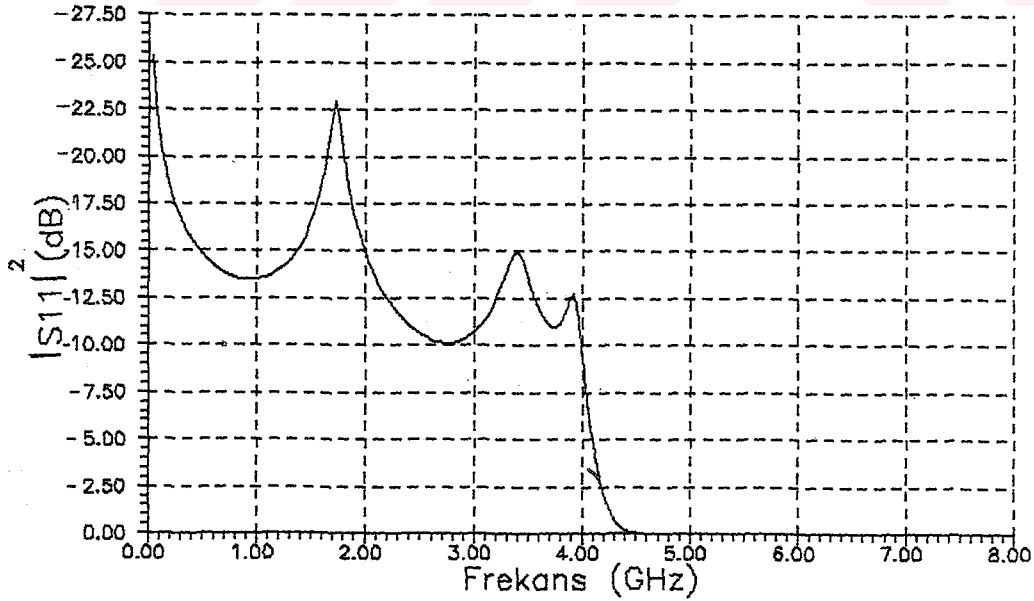
Eleman sayısı		7
Kesim frekansı(GHz)		4
Geçirme bandı dalgalılığı(dB)		.1773
Minimum söndürme bandı zayıflaması(dB)		40
Normalize yansıtma sıfırları	ω_{s1}	0.5355906
	ω_{s2}	0.8586568
	ω_{s3}	0.9860456
Normalize iletim sıfırları	ω_{p1}	1.230000
	ω_{p2}	1.500000
	ω_{p3}	1.880000

5.4.1 Karma Algoritma 1 den Elde Edilen Sonuçlar

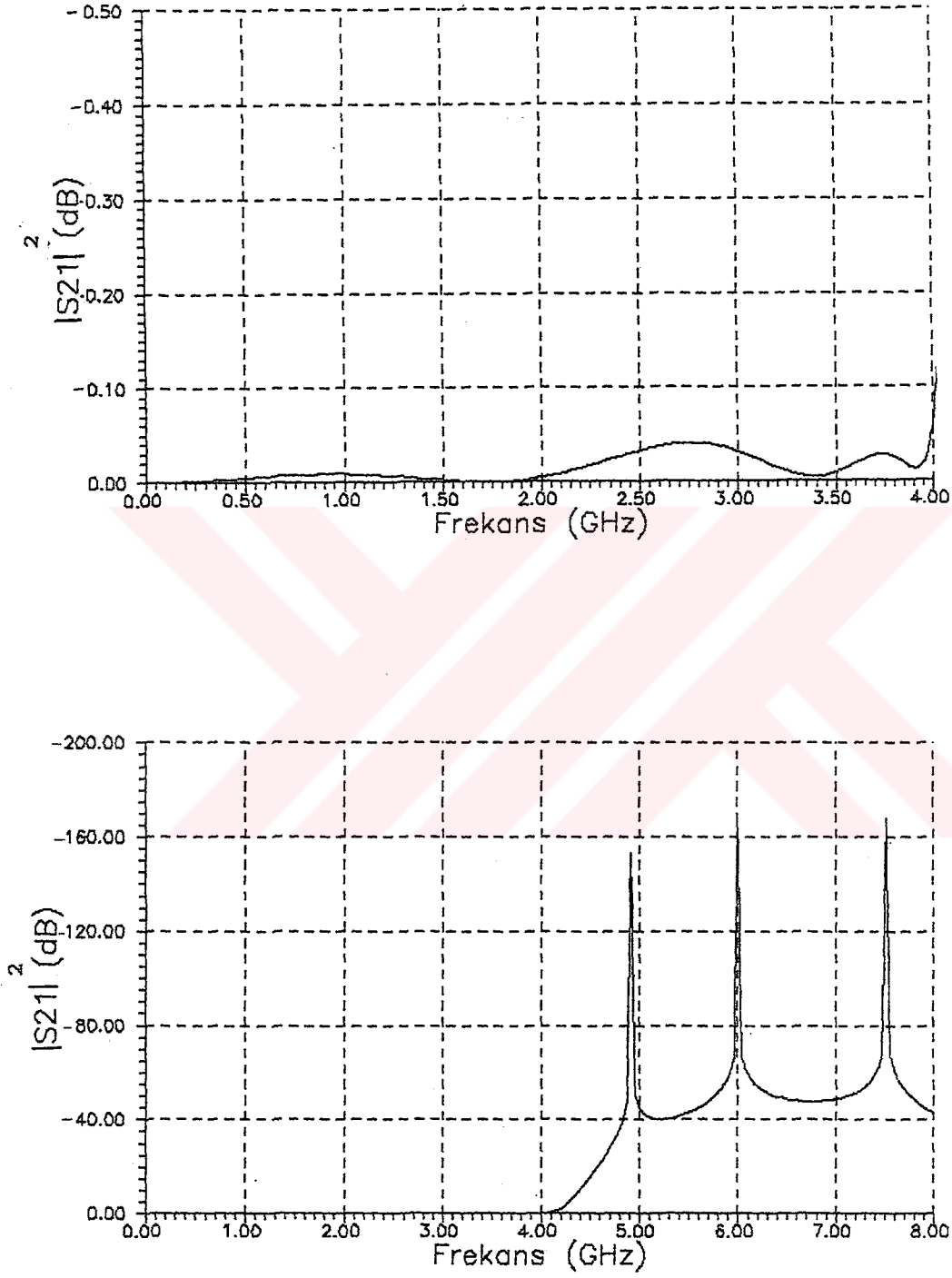
Karma algoritma 1 in uygulanmasıyla 44 s de 745 fonksiyon incelemesi sonucunda hesaplanan normalize değerler tablo 5-10 da gösterilmiştir. Filtrenin S11 ve S21 karakteristikleri Şekil 5-14 ve 5-15 de verilmiştir.

Tablo 5-10. Filtrenin normalize karakteristik empedans, hat ve yan hat uzunlukları.

Elemanlar	Normalize empedans	Hat uzunluğu (Dalga uzunlukları cinsinden)
l1	2.28	.03388
d1	1.97	.20320
l3	2.28	.09518
d2	.91	.16660
l5	2.28	.10987
d3	.822	.13290
l7	2.28	.05528



Şekil 5-14. Filtrenin S11 karakteristiği.



Şekil 5-15. Filtrenin S_{21} karakteristiği

5.4.2. Karma Algoritma 2 den Elde Edilen Sonuçlar

Optimizasyonda kullanılan parametre değerleri:

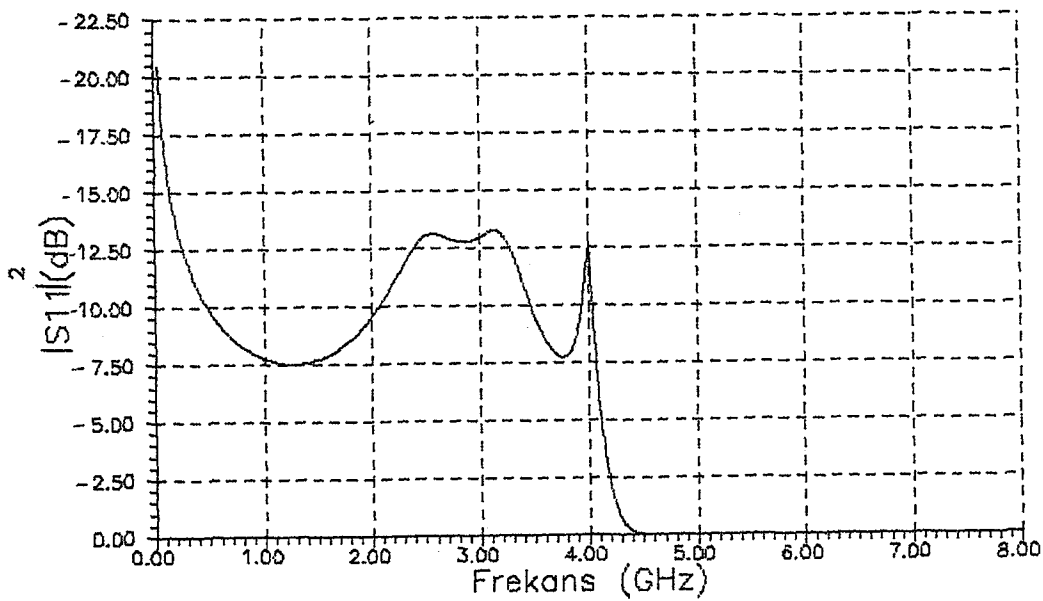
$T_0=1000$ $r_T=.9$ $N_s=10$ $N_T=16$

$N_e=4$ $e=0.05$ $c_i=2$ $v_i=0.01$

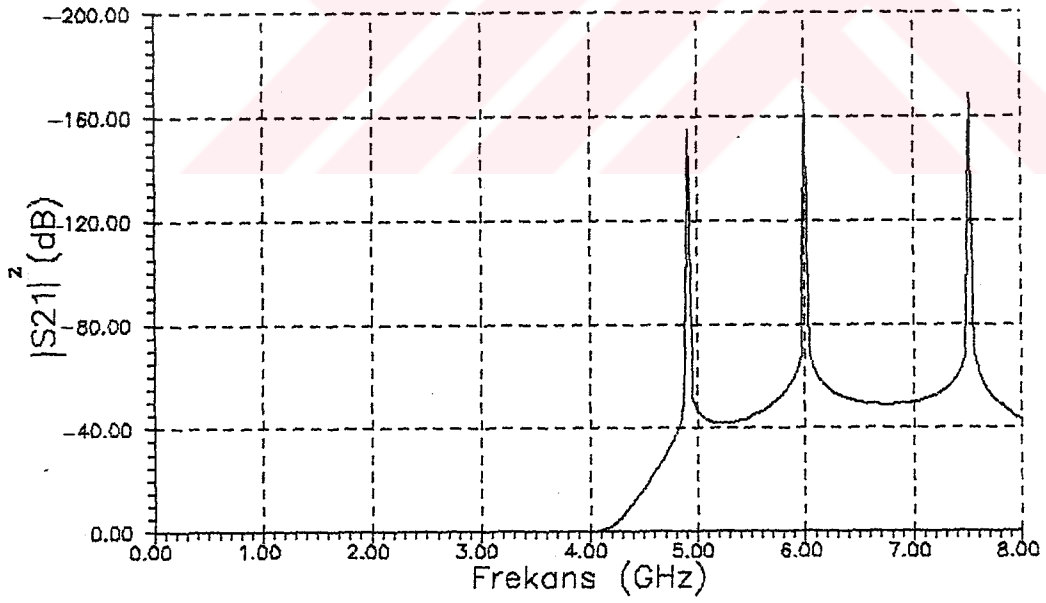
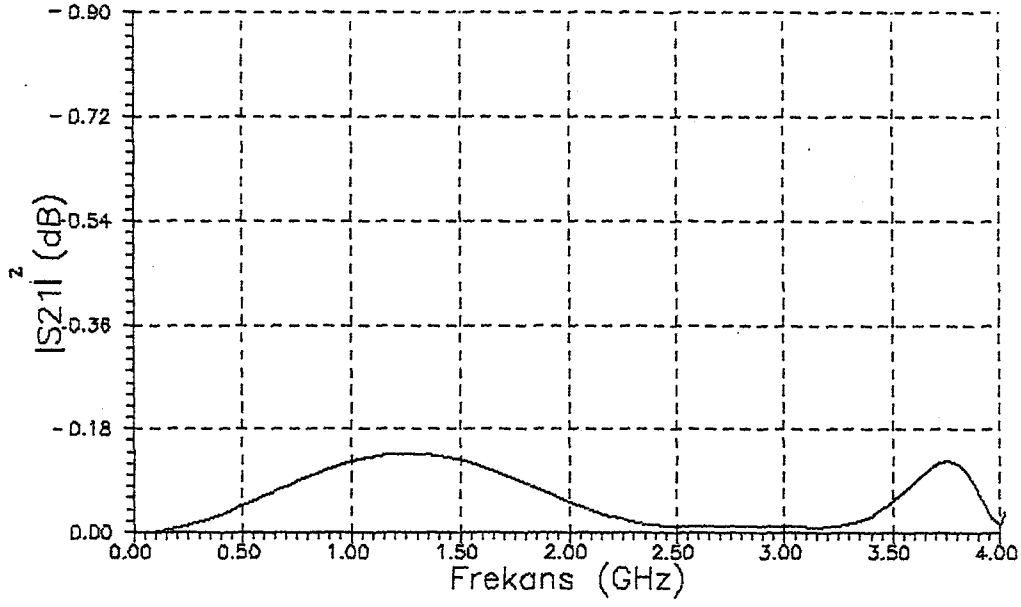
Karma algoritma 2 in uygulanmasıyla 32 s de 998 fonksiyon incelemesi sonucunda elde edilen değerler tablo 5-11 de gösterilmiştir. Filtrenin S11 ve S21 karakteristikleri Şekil 5-16 ve 5-17 de verilmiştir.

Tablo 5-11. Filtrenin normalize karakteristik empedans hat ve yan hat uzunlukları.

Elemanlar	Normalize empedans	Hat uzunluğu (Dalga uzunlukları cinsinden)
l1	2.5	.03700
d1	2	.20320
l3	2.5	.09823
d2	1.12	.16660
l5	2.5	.12500
d3	0.89	.13290
l7	2.5	.06480



Şekil 5-16. Filtrenin S11 karakteristiği.



Sekil 5-17. Filtrenin S21 karakteristiği.

SONUÇLAR VE ÖNERİLER

Bu çalışmada, devre ve sistem tasarımı için kullanılan optimizasyon yöntemleri incelenerek, kullanılan yöntemlere göre daha hızlı ve az sayıda fonksiyon incelemesi gerektiren karma global optimizasyon algoritmaları geliştirilmeye çalışılmış ve geliştirilen karma algoritmalar aktif ve pasif mikrodalga devre tasarımına uygulanmıştır. Algoritmalarda özellikle türev bilgisi gerektirmeme özelliği gösterilmiştir. Türev bilgisi gerektirmeme özelliği, türev bilgisini elde etmek için ek hesaplamalar yapılması zorunluluğunu da ortadan kaldırmaktadır. Ayrıca algoritmaların basitliği, bunların her türlü probleme uygulanmasını da kolaylaştırmaktadır.

Tezin birinci bölümünde global optimizasyon yöntemleri sınıflandırılmıştır. Bunlardan örtü yöntemleri ile ilgili çeşitli teorik çalışmalar yapılmaktadır. Bununla beraber pratik uygulamalara ilişkin çok sayıda problem çözüm beklemektedir. Normalde bu türden algoritmalar çok sayıda fonksiyon incelemesi gerektirirler. Genelde bu yaklaşım, garantilenmiş doğruluğun gerektiği çözümlü problemler için kullanışlıdır. Genelleştirilmiş iniş yöntemlerinde ise gereksiz bölgelerde oldukça fazla sayıda fonksiyon incelemesi yapılması ve fonksiyonun analitik türevlerinin elde edilemediği problemlere uygulanabilmesi sorunu vardır.

Rastlantısal arama yöntemleri pratikte oldukça yaygın olarak kullanılırlar. Bu tür yöntemler amaç fonksiyonunun bölgesel düzensizliklerine duyarlı değildirler. Rastlantısal arama algoritmaları, bu tür düzensizlikler ve yüksek boyutlardan ötürü diğer algoritmaların yetersiz kalmaları sonucunda iyi bir çözüm verebilir. Bununla beraber rastlantısal arama algoritmalarının verimliliği düşüktür. Algoritmaların serbest parametrelerinin değerlerini seçmek güçtür. Rastgele arama yöntemleri, çoğu parametrelerin kullanıcı tarafından seçilmesi dezavantajına sahiptir. Rastlantısallığın gerekli yada uygun olduğu kesin matematik koşulları belirlemek uygun olabilir. Kümeleme yöntemleri, global optimizasyon problemlerinin çözümünde oldukça iyi sonuçlar vermektedirler. Bunun bir nedeni de bu yöntemlerin, global ve bölgesel araştırmaların birlikte kullanılmasına olanak vermesidir. Bu yöntemler, çözüm işleminde karşılaşılan problemler hakkındaki bilgilerin elde edilmesini kolaylaştırmaktadır. Kümelerin gelişimini gösteren sonuçlar uygulayıcı açısından problemlerin çözümünde büyük önem taşırlar. Kümeleme yöntemleri pratik ve teorik bakımlardan önem kazanmışlardır. Amaç fonksiyonlarının istatistiksel modellerine dayalı yöntemlerde çok boyutlu problemler için bilgisayar algoritmalarının gerçekleştirilmesi oldukça karmaşıktır. Deneme noktalarının uygun seçimini sağlayan yardımcı hesaplamalar oldukça fazla zaman almakta ve bellek isgal etmektedirler. Kullanılmakta olan bilgisayar algoritmaları boyutları 15 yada daha az olan problemler için çalışmaktadırlar. Fonksiyon inceleme sayısında bir artış olmaksızın yardımcı hesaplamalardaki azalma bu yöntemlerin gelişiminde önemli bir sorundur.

ikinci bölümde, devre ve sistem tasarımı güncel olarak kullanılan optimizasyon algoritmaları incelenmiştir. Bu algoritmalarından özellikle ısıtma işlem benzetimi algoritmasının kullanım alanı oldukça geniştir. Isıtma işlem benzetimi algoritması, soğutma programı adı verilen işlemde kullanılmak üzere çok sayıda parametrenin belirlenmesini gerektiren bir algoritmadır. Parametrelerin iyi seçilmesi durumunda, farklı soğutma programları için benzer sonuçların elde edileceği ve farklı kabul olasılıklarının bulunan çözümün kalitesini önemli ölçüde değiştirmeyeceği çeşitli araştırmacılar tarafından deneysel olarak gösterilmiştir. Isıtma işlem benzetimi algoritmasında harcanan hesaplama süresi yüksek olmakla beraber, paralel uygulama sonucunda algoritmanın hızı artmaktadır. Hooke-Jeeves algoritması global bir optimizasyon algoritması olmamakla birlikte, başlangıçta uygun değerlerin kullanılması durumunda global minimum değeri verecektir. Algoritmanın bir özelliği de türev bilgisi gerektirmemesidir. Kontrollü rastlantısal arama algoritması basit ve türev bilgisi gerektirmeyen koşullu optimizasyon problemlerine olduğu kadar koşulsuz optimizasyon problemlerine de uygulanabilen ayrıca paralel işlemeye de elverişli genel amaçlı bir algoritmadır. Ancak bu algoritmanın depolama kapasitesi diğer algoritmalara göre daha yüksektir. Adaptif kompleks algoritması da türev bilgisi gerektirmeyen ve paralel işlemeye uygun global bir optimizasyon algoritmasıdır. Global optimumu bulma olasılığı seçilen k adet noktanın artmasıyla 1'e yaklaşmaktadır. Bu durumda ise fonksiyon inceleme sayısı ve hesaplama süresi artmaktadır.

Üçüncü bölümde, mikrodalga devrelerinin optimizasyonu için fiziksel sistemin benzetim modeli, tasarım sınırlamaları

ve hata fonksiyonları ile amaç fonksiyonlarına ait normlar incelenmiştir. l_1 normu diğer normlarla karşılaştırıldığında birkaç büyük hata için l_1 normunun toleransı diğer normlara göre daha büyüktür. Bu nedenle l_1 normu önerilen bir modelin eşdeğer devre parametrelerine göre optimizasyon problemi olarak oluşturulan bir sistem, bir devre yada bir eleman yanıtıyla ölçülen yanıtına yaklaşım problemlerinde tercih edilmektedir. l_2 normunun en önemli özelliği türev bilgisinin elde edilebilir olmasıdır. Bu norm, rastgele ve Gauss dağılımlı gürültü için, gürültülü ölçüm değerlerini bir modele uydurmada en iyi sonucu vermektedir. l_∞ normu eşit dalgalılıklı bir karakteristik istenildiği durumlarda en iyi sonucu vermektedir ve mikrodalga devre tasarımı da oldukça sık kullanılmaktadır.

Dördüncü bölümde tez çalışmasında yeni geliştirilen karma optimizasyon algoritmaları açıklanmıştır. 1. karma algoritma, kontrolü rastlantısal arama ve adaptif kompleks algoritmalarına dayanmaktadır. Kontrollü rastlantısal arama ve adaptif kompleks algoritmalarının her ikisi de türev bilgisi gerektirmemekte ve amaç fonksiyonlarının global minimumlarının bulunması amacıyla kullanılmaktadırlar. Her iki algoritma da paralel işlemeye uygundur. Ele alınan her türlü probleme kolaylıkla uygulanabilirler. Her iki algortmada da rastlantısal arama kullanılmaktadır. Adaptif kompleks algortmada ortalama fonksiyon inceleme sayısı kontrollü rastlantısal aramaya göre daha azdır. Kontrollü rastlantısal aramada ise global optimumu elde yüzdesi daha yüksektir. Her iki algortmadan fonksiyon inceleme sayısını azaltıcı, global minimum bulma yüzdesini ise arttırıcı yeni bir karma algoritma oluşturulmaya çalışılmıştır. 2.Karma algoritma ısıtıl işlem benzetimi yöntemi ve Hooke-Jeeves

optimizasyon algoritmalarına dayanmaktadır. Her iki algoritma da türev bilgisi gerektirmez. Isıl işlem benzetimi algoritması birden fazla minimumu olan fonksiyonların global minimumunu bulmak için kullanılır. Hooke-Jeeves algoritması ise global bir optimizasyon yöntemi olmamakla birlikte başlangıçta uygun değerlerin kullanılması durumunda global minimum değeri verecektir. Isıl işlem benzetimi algoritması global bir optimizasyon algoritması olmakla beraber, fonksiyon inceleme sayısı ve global minimum bulmak için harcanan zaman yüksektir ve sonuçta elde edilen değer her zaman global minimum olmayabilir. Bu nedenle, ısı işlem benzetimi algoritmasında her bir değişkenin sırasıyla rastgele değiştirilmesi yerine Hooke-Jeeves in önerdiği yöntem kullanılarak daha hızlı ve daha az sayıda fonksiyon incelemesiyle global minimum bulma yüzdesinin arttırılabileceği düşünülmüştür. Oluşturulan algoritmalar , global optimizasyona ait test fonksiyonlarına çeşitli başlangıç değerleri için 100 er defa uygulanmıştır. Elde edilen sonuçlara göre başlangıçta seçilen noktaya bağlı olarak karma algoritma 1 deki fonksiyon inceleme sayısı bütün test fonksiyonları için kontrollü rastlantısal araştırma algoritmasına göre daha düşük, GP fonksiyonu dışındaki bütün test fonksiyonları için global minimum bulma yüzdesi de adaptif kompleks algoritmadan elde edilen değerlerden yüksektir. H6 dışındaki tüm test fonksiyonları için fonksiyon inceleme sayısı adaptif kompleks algoritmaya göre daha düşüktür. Diğer yöntemlerle fonksiyon inceleme sayısı bakımından karşılaştırıldığında, literatürde fonksiyon inceleme sayısı verilen bütün test fonksiyonları için A, B, C, D, E, J, K ve S5 fonksiyonu dışında F yöntemlerinden daha iyi sonuç vermektedir. Global minimum bulma yüzdesi bakımından ise GP ve BR test fonksiyonları dışındaki test fonksiyonları için J yöntemine göre; GP, BR ve H6 dışındaki test fonksiyonları için de K yöntemine göre daha üstündür.

Standard süre bakımından C, D, E, J algoritmalarına göre daha iyi durumdadır. Karma algoritma 1 rastlantısal başlangıç değerleri için diğer algoritmalarla karşılaştırıldığında GP fonksiyonu için fonksiyon inceleme sayısı bakımından B, C, D, E, F, J, K, adaptif kompleks ve kontrollü rastlantısal arama algoritmalarından daha iyi sonuç vermektedir. Standard süre bakımından ise C, D, E, J algoritmalarına göre daha iyi durumdadır. Global minimumu bulma yüzdesi L algoritmasına göre daha yüksektir. BR fonksiyonu için fonksiyon inceleme sayısı B, C, D, E, F, J, K ve adaptif kompleks algoritmalarından daha düşüktür. Standard süre bakımından C, D, E, J algoritmalarından daha iyi durumdadır. Global minimumu bulma yüzdesi adaptif kompleks algoritmasından daha yüksektir. H3 fonksiyonu için fonksiyon inceleme sayısı B, C, D, E, F, J, K ve adaptif kompleks algoritmalarına göre daha düşüktür. Standard süre bakımından C, D, E, J algoritmalarına göre daha iyi sonuç elde edilmektedir. Global minimumu bulma yüzdesi tamdır. H6 fonksiyonu için fonksiyon inceleme sayısı B, C, D, E, F, J ve K algoritmalarından daha düşüktür. Standard süre bakımından C, D, E, J algoritmalarından daha iyi sonuç vermektedir. Global minimumu bulma yüzdesi J algoritmasından daha yüksektir. S5 fonksiyonu için fonksiyon inceleme sayısı A, C, D, E, J, K, adaptif kompleks ve kontrollü rastlantısal arama algoritmalarından daha düşüktür. Standard süre bakımından A, C, D, E, J algoritmalarına göre daha iyi durumdadır. S7 fonksiyonu için fonksiyon inceleme sayısı bakımından A, C, D, E, J, K ve kontrollü rastlantısal arama algoritmalarına göre, standard süre bakımından da A, C, D, E, J algoritmalarına göre daha iyi sonuç vermektedir. Global minimumu bulma yüzdesi ise K algoritmasından yüksektir. S10 fonksiyonu için fonksiyon inceleme sayısı A, C, D, E, F, J, K ve kontrollü rastlantısal arama algoritmalarından, standard süre ise A,

C, D, E, J algoritmalarından düşüktür. Global minimumu bulma yüzdesi ise adaptif kompleks algoritması ile aynı, K algoritmasından ise daha yüksektir. Karma algoritma 2 de fonksiyon inceleme sayısı bütün test fonksiyonları için otomatik ayarlamalı (self-regulating) ısıll işlem benzetimi yönteminden daha az olup genelleştirilmiş (Generalized) ısıll işlem benzetimi yöntemine göre GP, BR, H3, S5 test fonksiyonları için daha iyi sonuç vermektedir. Global minimumu bulma yüzdesi bakımından ise S5 ve S7 test fonksiyonlarında otomatik ayarlamalı ısıll işlem benzetimi algoritmasından; H3, S5, S7 ve S10 test fonksiyonlarında da genelleştirilmiş ısıll işlem benzetimi algoritmasından daha iyi durumdadır. Diğer yöntemlerle karşılaştırıldığında fonksiyon inceleme sayısı bakımından tüm test fonksiyonları için A, C, D, H algoritmalarından daha iyi sonuç vermektedir. GP, BR ve H3 test fonksiyonlarında fonksiyon inceleme sayısı bakımından B algoritmasından; BR test fonksiyonunda F ve G algoritmalarından üstündür. Standard süre bakımından ise literatürde standard süreleri verilmiş olan bütün test fonksiyonları için A, C, D, E ve otomatik ayarlamalı ısıll işlem benzetimi algoritmalarından daha iyi durumda olup GP ve BR test fonksiyonları için B algoritmasına göre daha iyi sonuç vermektedir. Global minimumu bulma yüzdesi S7 test fonksiyonu için F algoritmasına göre daha iyi sonuç vermektedir. BR, S5 ve S10 test fonksiyonları için adaptif kompleks algoritmasına göre global minimumu bulma yüzdesi daha yüksektir. Karma algoritma 1 karma algoritma 2 ile karşılaştırıldığında, karma algoritma 1 tüm test fonksiyonları için karma algoritma 2 den daha az sayıda fonksiyon inceleme sayısı gerektirir. Standard süre bakımından S7 ve S10 test fonksiyonları için karma algoritma 1, karma algoritma 2 ye göre daha iyi sonuç vermektedir. Global minimumu bulma yüzdesi bakımından ise karma algoritma 1 S5 dışındaki tüm test

fonksiyonları için karma algoritma 2 ye göre daha iyi durumdadır. Fakat bu sonuçlar karma algoritma 1 de başlangıçta seçilen noktanın uygunluğuna bağlıdır. Aynı başlangıç değerlerinde GP fonksiyonu için fonksiyon inceleme sayısı ve global minimumu bulma yüzdesi bakımından karma algoritma 1 daha iyi sonuç vermektedir. Rastlantısal başlangıç değerleri için de aynı sonuç geçerlidir. BR fonksiyonu için aynı başlangıç değerlerinde karma algoritma 2 daha iyi sonuç vermekle beraber, rastlantısal başlangıç değerleri için karma algoritma 1 fonksiyon inceleme sayısı ve global minimumu bulma yüzdesi bakımından karma algoritma 2 den daha iyi durumdadır. H3 fonksiyonu için aynı ve rastlantısal başlangıç değerlerinde fonksiyon inceleme sayısı ve global minimumu bulma yüzdesi bakımından karma algoritma 1, karma algoritma 2 ye göre daha iyi sonuç vermektedir. H6 test fonksiyonu için aynı başlangıç değerlerinde karma algoritma 2 daha üstündür. Rastlantısal başlangıç değerleri için ise karma algoritma 1, fonksiyon inceleme sayısı ve global minimumu bulma yüzdesi bakımından karma algoritma 2 ye göre daha iyi sonuç vermektedir. S5 fonksiyonu için aynı başlangıç değerlerinde ve rastlantısal başlangıç değerleri için fonksiyon inceleme sayısı dışında karma algoritma 2 den elde edilen sonuç daha iyidir. S7 fonksiyonu için aynı başlangıç değerleri kullanıldığında fonksiyon inceleme sayısı ve global minimumu bulma yüzdesi bakımından, rastlantısal başlangıç değerleri için ise fonksiyon inceleme sayısı ve standard süre bakımından karma algoritma 1 daha iyi sonuç vermektedir. S10 fonksiyonu için karma algoritma 1 aynı başlangıç değerlerinde fonksiyon inceleme sayısı, standard süre ve global minimumu bulma yüzdesi bakımından, rastlantısal başlangıç değerlerinde ise fonksiyon inceleme sayısı ve standard süre bakımından daha iyi sonuç vermektedir. Ancak karma algoritma 1 de seçilen nokta sayısının artmasıyla

fonksiyon inceleme sayısı ve hesaplama süresi de artmaktadır. Ayrıca seçilen noktaların sayısının artmasıyla, bu noktaların saklanması için gerekli bellek kapasiteside artmaktadır. Buna karşın karma algoritma 2 nin bellek kapasitesi gereksinimi karma algoritma 1 e göre daha az olmaktadır. Başlangıç değerlerinin uygun seçilmesi durumunda , başlangıçtaki ısı parametresinin değeri düşük olmalıdır. Aksi durumda iyi başlangıç değerinin kullanılması bir yarar sağlamayacaktır. Ancak karma algoritma 2 de seçilmesi gerekli parametre sayısı, karma algoritma 1 dekinden çok daha fazladır. Her iki algoritma da paralel işlemeye uygundur. Bu yolla algoritmaların hızları daha da arttırılabilir.

Beşinci bölümde yeni geliştirilen karma global optimizasyon algoritmaları 6-16 GHz aralığında çalışan kararlı bir mikrodalga kuvvetlendiricisi, parabolik iletim hattı ve yedi elemanlı alçak geçiren mikrodalga filtre tasarımına uygulanmıştır. Karma algoritma 1 in oluşturulmasında yararlanılan adaptif kompleks ve kontrollu rastgele araştırma algoritmalarının mikrodalga devre tasarımında kullanımına literatürde rastlanılmamıştır. 6-16 GHz aralığında kuvvetlendirici tasarımı için şimdiye kadar izlenen tasarım yöntemlerinden farklı olarak tasarımda kararlılık, gerçekleştirilebilirlik koşulları ve kayıp etkisi de göz önüne alınarak, tasarım problemi optimizasyon problemine dönüştürülmüştür. Parabolik iletim hattı tasarımında reel yada kompleks herhangi bir yük empedansı için istenilen değerdeki giriş empedansını veren bir tasarım yöntemi geliştirilmiştir. Bu yöntemde şimdiye kadar geliştirilenlerden farklı olarak giriş empedansını veren ifadede herhangi bir terimin ihmal edilmemiş olmasıdır.

Ayrıca geliştirilen bu yöntemde hat kayıplarını da hesaba katmak olasıdır. Mikroşerit filtre tasarımıda kullanılan karma optimizasyon yöntemlerinin türev bilgisi gerektirmemesi ve böylece ek hesaplama işlemlerine gereksinim olmaması ve tasarım probleminin optimizasyon problemine dönüştürülerek çözülmesi, yöntemi diğer yöntemlerden ayırt edici bir özellik olmaktadır.

Sonuç olarak, çok çeşitli global optimizasyon algoritmaları olmakla beraber, bu yöntemler arasından birbirlerinin eksikliklerini tamamlayıcı yöntemler seçilip bir araya getirilerek daha hızlı ve daha az sayıda fonksiyon incelemesi gerektirmesinin yanında global minimumu bulma yüzdesi yüksek ve hata değeri düşük olan yeni global optimizasyon algoritmaları geliştirilebilir. Geliştirilen algoritmalar lineer mikrodalga devrelerinde olduğu kadar, lineer olmayan mikrodalga devrelerinin tasarımıda da kullanılabilirler.

KAYNAKLAR

- [1] WALSH, G.R., Methods of Optimization, John Wiley & Sons, (1977).
- [2] BUNDAY, B.D., Basic Optimization Methods, Edward Arnold, (1984).
- [3] MITAL, K.V., Optimization Methods in Operations Research and System Analysis, Wiley Eastern Limited, (1987).
- [4] CUTHBERT, T.R., Optimization Using Personal Computers, John Wiley & Sons, (1987).
- [5] DOBROWOLSKI, J.A., Introduction to Computer Methods for Microwave Circuit Analysis and Design, Artech House, (1991).
- [6] TORN, A., ZILINKAS, A., Global Optimization, Springer-Verlag, pp.18-21, (1989).
- [7] HANSEN, E., Global Optimization Using Interval Analysis: The One Dimensional Case, JOTA, Vol29, pp.331-344, (1979).
- [8] GRIEWANK, A.O., Generalized Descend for Global Optimization, JOTA, Vol34, pp.11-39, (1981).
- [9] SNYMAN, J.A., FATTI, L.P., A Multi-Start Global Minimization Algorithm With Dynamic Search Trajectories, JOTA, Vol54, pp.121-141, (1987).

- [10] LEVY, A.V., MONTALVO, A., The Tunneling Algorithm for the Global Minimization of Functions, SIAM J., Sci Stat. Comput. Vol6, pp.15-29, (1985).
- [11] KUSHNER, H.J., A New Method of Locating the Maximum of an Arbitrary Multipeak Curve in the Presence of Noise, Journal of Basic Engineering, Vol86, pp.97-106, (1963).
- [12] STUCKMAN, B., A Global Search Method for Optimizing Nonlinear Systems, IEEE Trans. on Syst. Man and Cyber., Vol18, pp.965-977, (1988).
- [13] LUENBERGER, D.G., Introduction to Linear and Nonlinear Programming, Addison-Wesley Publishing Company, pp. 121-125, (1973).
- [14] KIRKPATRICK, S., GELATT, Jr., C.D., VECCHI, M.P., Optimization by Simulated Annealing, Science, Vol220, pp.671-680, (1983).
- [15] CERNY, V., Thermodynamical Approach to the Travelling Salesman Problem: An Efficient Simulation Algorithm, Journal of Optimization Theory and Applications, Vol45, pp.41-51, (1985).
- [16] METROPOLIS, N., ROSENBLUTH, A., ROSENBLUTH, M., TELLER, A., TELLER, E., Equation of State Calculations by Fast Computing Machines, Journal of Chemical Physics, Vol21, pp.1087-1092, (1953).
- [17] DIEGERT, C., Practical Automatic Placement for Standard-Cell Integrated Circuits, American Journal of Mathematical and Management Sciences, Vol8, pp.309-328, (1988).
- [18] CASOTTO, A., ROMEO, F., SANGIOVANNI-VINCENTELLI, A Parallel Simulated Annealing Algorithm for the Placement of Macro-Cells, IEEE Trans. Computer- Aided Design, VolCAD-6, pp.838-847, (1987).

- [19] GAMAL, E., HEMACHANDRA, L.A., SHPERLING, I., WEI, V.K., Using Simulated Annealing to Design Good Codes, IEEE Trans. Inform. Theory, Vol33, pp.116-123, (1987).
- [20] CARNEVALLI, P., COLETTI, L., PATERNELLO, S., Image Processing by Simulated Annealing, IBM J. Research Develop., Vol29, pp.569-579, (1985).
- [21] JENG, F.-C., WOODS, J.W., Simulated Annealing in Compound Gaussian Random Fields, IEEE Information Theory, Vol36, pp.94-107, (1990).
- [22] GARNERO, L., FRANCHOIS, A., HUGONIN, J.P., PICHOT, C., JOACHIMOWICZ, N., Microwave Imaging-Complex Permittivity Reconstruction by Simulated Annealing, IEEE Trans. Microwave Theory and Techniques, Vol39, pp.1801-1807, (1991).
- [23] DOLAN, W.B., CUMMINGS, P.T., LEVAN, M.D., Algorithmic Efficiency of Simulated Annealing for Heat Exchanger Network Design, Computers Chemical Engineering, Vol14, pp.1039-1050, (1990).
- [24] SMITH, W.E., FAXMAN, R.G., BARRETT, H.H., Image Reconstruction from Coded Data: IReconstruction Algorithms and Experimental Results, J.Opt.Soc. Am., VolA2, pp.491-500, (1985).
- [25] HANEISHI, H., Three Dimensional Blood Vessel Reconstruction by Simulated Annealing, Opt. Lett., Vol14, pp.1095-1097, (1989).
- [26] KLAUS, M., VESTERGAARD, P.D., A Simulated Annealing Approach to Seismic Model Optimization with Sparse Prior Information, Geophysical Prospecting, Vol39, pp.599-611, (1991).

- [27] CONNOLLY, D.T., An Improved Annealing Scheme for the QAP, European Journal of Operational Research, Vol46, pp.93-100, (1990).
- [28] JELLETT, P.M., Simulated Annealing for a Constrained Allocation Problem, Mathematics and Computers in Simulation, Vol32, pp.149-154, (1990).
- [29] BENVENUTO, N., MARCHESI, M., UNCINI, A., Applications of Simulated Annealing for the Design of Special Digital Filters, IEEE Trans. Signal Processing, Vol40, pp.323-332, (1992).
- [30] ELPERIN T., WEISSBERG, I., ZAHAVI, E., Machine Design Optimization by the Monte Carlo Annealing Method, Engineering Optimization, Vol15, pp.193-203, (1990).
- [31] ELPERIN, T., Monte Carlo Structural Optimization in Discrete Variable with Annealing Algorithm, International Journal for Numerical Methods in Engineering, Vol26, pp.815-821, (1988).
- [32] VAL, M.-K., PRASAD, S., LI, N.C., KAI, F., Modeling of Microwave Semiconductor Devices Using Simulated Annealing Optimization, IEEE Trans. on Electron Devices, Vol36, pp.761-762, (1989).
- [33] GÜNEL, T., YAZGAN, B., Geniş Bandlı Mikrodalga Kuvvetlendiricisi Tasarımında Transistörün Modellenmesi için Yeni Bir Yaklaşım, 1991 Bilkent Üniversitesi Elektrik-Elektronik ve Bilgisayar Mühendisliği Konferansı Kitabı, s.318-321, (1991).
- [34] LEE, B.W., BING, J.S., Hardware Annealing in Electronic Neural Networks, IEEE Trans. Circuit and Systems, Vol38, pp.134-137, (1991).

- [35] ATKIN, G., K., BOWCOCK, J.E., QUEEN, N.M., Solution of a Distributed Deterministic Parallel Network Using Simulated Annealing, Pattern Recognition, Vol22, pp.461-466, (1989).
- [36] APOLLONI, B., FALCO, D.de, Learning by Parallel Boltzman Machines, IEEE Trans. Information Theory, Vol37, pp.1162-1165, (1991).
- [37] GEMAN, S., GEMAN, D., Stochastic Relaxation, Gibbs Distributions, and the Bayesian Restoration of Images, IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol721-741, pp.721-741, (1984).
- [38] ZISKIND, I., WAX, M., Maximum Likelihood Localization of Diversely Polarized Sources by Simulated Annealing, IEEE Trans. Antennas and Propagation, Vol38, pp.1111-1113, (1990).
- [39] NAI, M.-K., PRASAD, S., Computer Aided Design of Monolithic MESFET Distributed Amplifiers, IEEE Trans. Microwave Theory and Tech., Vol38, pp.345-349, (1990).
- [40] GUNEL, T., YAZGAN, B., Mikrodalga Empedans Dönüştürücü Sentezinde Yeni Bir Yaklaşım, Elektrik Müh. 4. Ulusal Kongresi Kitabı, s.476-478, (1991).
- [41] GUNEL, T., YAZGAN, B., MESFET' li Dağılmış Düzenlemeli Monolitik Mikrodalga Kuvvetlendiricilerinin Bilgisayar Destekli Tasarımı için Yeni Bir Yöntem, Elektrik Müh. 4. Ulusal Kongresi Kitabı, s.479-481, (1991).
- [42] GUNEL, T., YAZGAN, B., Computer-Aided Design of Microstrip Filters by a Global Optimization Method, Proceedings of International Conference on Information and Systems, Vol2, pp.526-529, (1991).

- [43] GUNEL, T., A New Synthesis Approach to the Nonuniform Transmission Line impedance Matching Sections, Modelling, Simulation & Control, AMSE Press, Vol37, pp.25-29, (1991).
- [44] LAARHOVEN, P.J.M., AARTS, E.H.L., Simulated Annealing: Theory and Applications, D.Reidel Publishing Company, pp.59-71, (1988).
- [45] EGLESE, R.W., Simulated Annealing: A tool for Operational Research, European Journal of Operational Research, Vol46, pp.271-281, (1990).
- [46] HOOKE, R., JEEVES, T.A., Direct Search Solution of Numerical and Statistical Problems, J.Assn. Comp. Mach., Vol8, pp.212-229, (1961).
- [47] PRICE, W.L., Global Optimization Algorithms for a CAD Workstation, J.Optim. Theory Appl., Vol55, pp.133-146, (1987).
- [48] BOX, M.J., A New Method of Constrained Optimization and Comparision with Other Methods, Computer Journal, Vol8, pp.42-52, (1965).
- [49] MANETSCH, T.J., Toward Efficient Global Optimization in Large Dynamic Systems- The Adaptive Complex Method, IEEE Trans. Systems, Man, and Cybernetics, Vol20, pp.257-261, (1990).
- [50] THEMES, G.C., CALAHAN, D.A., Computer-Aided Network Optimization the State-of-the-Art, Proc. IEEE, Vol55, pp.1832-1863, (1967).
- [51] LASDON, L.S., SUCHMAN, D.F., WARREN, A.D., Nonlinear Programming Applied to Linear Array Design, J. Acoust. Soc. Amer., Vol40, pp.1197-1200, (1966).

- [52] LASDON, L.S., WARREN, A.D., Optimal Design of Filters with Bounded, Lossy Elements, IEEE Trans. Circuit Theory, VolCT-13, pp.175-187, (1966).
- [53] DIRECTOR, S.W., ROHRER, R.A., Generalized Adjoint Network and Network Sensitivities, IEEE Trans. Circuit Theory, VolCT-16, pp.318-323, (1969).
- [54] DIRECTOR, S.W., ROHRER, R.A., Automated Network Design: The Frequency Domain Case, IEEE Trans. Circuit Theory, VolCT-16, pp.330-337, (1969).
- [55] BANDLER, J.W., Optimization Methods for Computer-Aided Design, IEEE Trans. Microwave Theory Tech., VolMTT-17, pp.533-551, (1969).
- [56] ELIAS, N.J., New Statistical Methods for Assigning Device Tolerances, in Proc. IEEE Int. Symp. Circuits Syst., (Newton, MA), (1975).
- [57] KARAFIN, B.J., The Optimum Assignment of Component Tolerances for Electrical Networks, Bell Syst. Tech. J., Vol50, pp.1225-1242, (1971).
- [58] CALAHAN, D.A., Computer-Aided Network Design, ed. New York: McGraw Hill, (1972).
- [59] CHARALAMBOUS, C., A Unified Review of Optimization, IEEE Trans. Microwave Theory Tech., Vol32, pp.289-300, (1974).
- [60] BANDLER, J.W., RIZK, M.R.M., Optimization of Electrical Circuits, Math. Program. Study, Vol11, pp.1-64, (1979).
- [61] HACHTEL, G.D., SANGIOVANNI-VINCENTELLI, A.L., A Survey of Third-Generation Simulation Techniques, Proc. IEEE, Vol69, pp.1264-1280, (1981).

- [62] BRAYTON, R.K., HACHTEL, G.D., SANGIOVANNI-VINCENTELLI, A.L., A Survey of Optimization Techniques for Integrated-Circuit Design, Proc. IEEE, Vol69, pp.1334-1362, (1981).
- [63] BANDLER, J.W., CHEN, S.H., Circuit Optimization: The State of the Art, IEEE Trans. Microwave Theory Tech., VolMTT-36, pp.424-443, (1988).
- [64] BANDLER, J.W., LIU, P.C., TROMP, H., Integrated Approach to Microwave Design, IEEE Trans. Microwave Theory Technique, VolMTT-24, pp.584-591, (1976).
- [65] TEMES, G.C., ZAI, D.Y.F., Least pth. Approximation, IEEE Trans. Circuit Theory, VolCT-16, pp.235-237, (1969).
- [66] BANDLER, J.W., KELLERMANN, W., MADSEN, K., A Nonlinear h_1 Optimization Algorithm for Design, Modelling and Diagnosis of Networks, IEEE Trans. Circuits and Systems, VolCAS-34, pp.174-181, (1987).
- [67] BANDLER, J.W., CHEN, S.H., DALJAVAD, S., Microwave Device Modelling Using Efficient h_1 Optimization: A Novel Approach, IEEE Trans. Microwave Theory Tech., VolMTT-34, pp.1282-1293, (1986).
- [68] MORRISON, D.D., Optimization by Least Squares, Siam J. Numerical Analysis, Vol5, pp.83-88, (1968).
- [69] SOAREZ, R., GaAs MESFET Circuit Design, Artech House, pp.201-203, (1988).
- [70] AGNEW, D., Improved Minimax Optimization for Circuit Design, IEEE Trans. Circuits and Systems, VolCAS-28, pp.791-803, (1981).

- [71] BANDLER, J.W., KELLERMANN, W., MADSEN, K., A Superlinearly Convergent Minimax Algorithm for Microwave Circuit Design, IEEE Trans. Microwave Theory Technique, VolMTT-33, pp.1519-1530, (1985).
- [72] CHARALAMBOUS, C., COHN, A.R., Optimization of Microwave Networks, IEEE Trans. Microwave Theory Tech, VolMTT-23, pp.834-838, (1975).
- [73] HALD, J., MADSEN, K., Combined LP and Quasi-Newton Methods for Minimax Optimization, Math. Programming, Vol20, pp.49-62, (1981).
- [74] MADSEN, K., SCHJAER-JACOBSEN, J., VOLDBY, J., Automated Minimax Design of Networks, IEEE Trans. Circuits and Systems, VolCAS-22, pp.791-796, (1975).
- [75] BANDLER, J.W., CHARALAMBOUS, C., Theory of Generalized Least pth Approximation, IEEE Trans. Circuit Theory, VolCT-19, pp.607-619, (1974).
- [76] CHARALAMBOUS, C., Nonlinear Least pth Optimization and Nonlinear Programming, Vol12, pp.195-225, (1977).
- [77] LIGHTNER, M.R., DIRECTOR, S.W., Multiple Criterion Optimization for the Design of Electronic Circuits, IEEE Trans. Circuits and Systems, VolCAS-28, pp.169-179, (1981).
- [78] CORANA, A., MARCHESI, M., MARTINI, C., RIDELLA, S., Minimizing Multimodal Functions of Continuous Variables with the Simulated Annealing Algorithm, ACM Trans. on Mathematical Software, Vol13, pp.262-280, (1987).
- [79] GUNEL, T., YAZGAN, B., A New Global Optimization Method Based on Simulated Annealing Algorithm, Proceedings of the 1992 Eng. Sys. Design and Analy. Conf., Vol4, pp.199-202, (1992).

- [80] GÜNEL, T., YAZGAN, B., A New Global Optimization Method Based on Simulated Annealing Algorithm, AMSE Review, Vol22, pp.37-45, (1992).
- [81] VANDERBILT, D., LOUIE, S.G., A Monte Carlo Simulated Annealing Approach to Optimization over Continuous Variables, Journal of Computational Physics, Vol156, pp.259-271, (1984).
- [82] LOOTSMA, F.A., Numerical Methods of Nonlinear Optimization, London:Academic Press, pp.231-237, (1972).
- [83] BREMMERMAN, H., A Method of Unconstrained Global Optimization, Mathematical Biosciences, Vol9, pp.1-15, (1970).
- [84] PRICE, W.L., Global Optimization by Controlled Random Search, J.Optimization Theory and Practice, Vol40, pp.333-348, (1983).
- [85] TORN, A.A., Cluster Analysis Using Seed Points and Density Determined Hyperspheres with an Application to Global Optimization, IEEE Trans. System, Man and Cybernetics, Vol7, pp.610-616, (1976).
- [86] DIXON, L.C.W., SZEGO, G.P., Toward Global Optimization, Vol2, North Holland, pp.85-102, (1978).
- [87] RINNOOY KAN, A.H.G., TIMMER, G.T., Stochastic Global Optimization Methods:Part II-Multi-level Methods, Mathematical Programming, Vol39, pp.57-78, (1987).
- [88] BROOKS, D.G., VERDINI, W.A., Computational Experience with Generalized Simulated Annealing Over Continuous Variables, American Journal of Mathematical and Management Sciences, Vol8, pp.425-449, (1988).

- [89] GUPTA, K., GORG, R., CHADHA, R., Computer-Aided Design of Microwave Circuits, Artech House, (1981).
- [90] EDWARDS, T.C., Foundations for Microstrip Circuit Design, John Wiley & Sons, (1982).
- [91] COLLIVER, D., Computer-Aided Engineering Techniques for Microwave Components and System Design, Microwave Exhibitions & Publishers Ltd., (1988).
- [92] BAHL, I., BHARTIA, P., Microwave Solid State Circuit Design, John Wiley & Sons, (1988).
- [93] ITOH, T., Numerical Techniques for Microwave and Millimeterwave Passive Structures, John Wiley & Sons, (1989).
- [94] WOLFF, E.A., KAUL, R., Microwave Engineering and System Applications, John Wiley & Sons, (1988).
- [95] GUNEL, T., YAZGAN, B., A New Optimization Approach to the Synthesis of Nonuniform Transmission Line Impedance Matching Sections, 1992 Asia-Pacific Microwave Conference-APMC'92, Australia, (1992).
- [96] GUNEL, T., YAZGAN, B., A New Optimization Approach to the Synthesis of Non-uniform Transmission Line Impedance Matching Sections, Africon 92, Swaziland, (1992).
- [97] LIU, L.C.T., KU, H.W., Computer-Aided Synthesis of Lumped Lossy Matching Networks for Monolithic Microwave Integrated Circuits, IEEE Trans. on Microwave Theory and Tech., VolMTT-32, pp.282-289, (1984).
- [98] KRAUSS, H.L., BOSTION, C.W., RAAB, F.H., Solid State Radio Engineering, John Wiley & Sons, pp.97-98, (1980).

- [99] PIETER, A., The Design of Impedance Matching Network for Radio Frequency and Microwave Amplifiers, Artech House, pp.54-89, (1985).
- [100] CARSON, R.S., High Frequency Amplifiers, John Wiley & Sons, pp.200-232, (1982).
- [101] YARMAN, B.S., A Dynamic CAD Technique for Designing Broadband Microwave Amplifiers, RCA Review, Vol.44, pp.551-565, (1983).
- [102] AHMED, M.J., Impedance Transformation Equation : Exponential, Cosine-Squared, Parabolic Tapered Transmission Lines, IEEE Trans. on Microwave Theory and Tech., Vol.MTT-29, pp.67-68, (1981).
- [103] ORCHARD, H.J., Filter Design by Iterated Analysis, IEEE Trans. on Circuits and Systems, Vol. CAS-32, pp.1089-1096, (1985).
- [104] ROAN, G.T., ZAKI, A.K., Computer-Aided Design of Microstrip Filters by Iterated Analysis, IEEE Trans. on Microwave Theory and Tech., Vol.MTT-36, pp.1482-1487, (1988).
- [105] KIRKPATRICK, S., GELATT, C.D., VECCHI, M.P., Optimization by Simulated Annealing, IBM Research Report RC 9355, (1982).
- [106] JOHNSON, D.S., ARAGON, C.R., McGEACH, L.A., SCHEVON, C., Optimization by Simulated Annealing: An Experimental Evaluation, Parts I and II, AT&Bell Laboratories, (1987).
- [107] WHITE, S.R., Concepts of Scale in Simulated Annealing, Proc. IEEE Int. Conference on Computer Design, Port Chester, pp.646-651, (1984).
- [108] NAHAR, S., SAHNI, S., SHRAGOWITZ, E., Experiments with Simulated Annealing, Proc. 22nd Des. Automation Conf., pp.748-752, (1985).

- [109] BONOMI, E., LUTTON, J.-L., The N-City Travelling Salesman Problem: Statistical Mechanics and the Metropolis Algorithm, SIAM Rev., Vol 26, pp.551-568, (1984).
- [110] LUNDY, M., MEES, A., Convergence of an Annealing Algorithm, Math. Prog., Vol 34, pp.111-124, (1986).
- [111] AARTS, E.H.L., VAN LAARHOVEN, P.J.M., Statistical Cooling: A General Approach to Combinatorial Optimization Problems, Philips J. of Research, Vol 40, pp.193-226, (1985).
- [112] OTTEN, R.H.J.M., VAN GINNEKEN, L.P.P.P., Floorplan Design Using Simulated Annealing, Proc. IEEE Int. Conference on Computer-Aided Design, pp.96-98, (1984).
- [113] HUANG, M.D., ROMEO, F., SANGIOVANNI-VINCENTELLI, A.L., An Efficient General Cooling Schedule for Simulated Annealing, Proc. IEEE Int. Conference on Computer-Aided Design, pp.381-384, (1986).
- [114] ROMEO, F., SANGIOVANNI-VINCENTELLI, A.L., Probabilistic Hill Climbing Algorithms: Properties and Applications, Proc. 1985 Chapel Hill Conference on VLSI, pp.393-417 (1985).
- [115] GOLDEN, B.L., SKISCIM, C.C., Using Simulated Annealing to Solve Routing and Location Problems, Naval Logistics Research Quarterly, Vol 33, pp.261-279, (1986).
- [116] AARTS, E.H.L., KORST, J.H.M., VAN LAARHOVEN, P.J.M., A Quantitative Analysis of the Simulated Annealing Algorithm: A Case Study for the Travelling Salesman Problem, J. Statis. Phys., Vol 50, pp.189-206, (1988).

Ek A

SOGUTMA PROGRAMI

Kontrol Parametresinin Başlangıç Değeri

Kontrol parametresi olan T parametresi başlangıçta tüm geçişlerin kabul edildiği, yani T_0 parametresinin bütün i ve j ler için $\exp(-\Delta f_{ij}/T_0) \approx 1$ sonucunu verdiği değerde seçilir. Kirkpatrickin önerdiği yöntem başlangıçta T_0 için büyük bir değer seçip belli bir sayıda fonksiyon incelenmesinden sonra, kabul edilen geçişlerin tüm geçişlere oranı olarak tanımlanan ve kabul oranı (x) olarak isimlendirilen sabitin önceden kararlaştırılan (x_0) gibi bir değerden az olması durumunda kabul oranı, x_0 değerini geçinceye kadar T_0 değerini iki kat arttırmaktır [105]. Johnson, T_0 başlangıç değerini amaç fonksiyonundaki ortalama artışı Δf hesaplayarak

$$x_0 = \exp(-\Delta f^{(1)} / T_0) \quad (\text{Ek A1})$$

bağıntısından T_0 için

$$T_0 = \frac{\Delta f}{\ln(x^{-1})} \quad (\text{Ek A2})$$

formülünü kullanmıştır [106]. White ise

$$w(f)df = \frac{1}{|R|} |\{i \in R \mid f \leq f(i) < f + df\}| \quad (\text{Ek A3})$$

bağıntısıyla verilen konfigürasyon yoğunluk fonksiyonu $w(f)$ ye bağlı bir yaklaşım önermiştir. $w(f)$ nin

$$w(f) = \exp \left(\frac{-(f - \bar{f})^2}{2 \sigma_w^2} \right) \quad (\text{Ek A4})$$

biçiminde f ortalamalı, σ_w varyanslı bir Gaussian olduğu varsayımından, amaç fonksiyonunun beklenen değerini veren

$$\langle f(T) \rangle = \int_{-\infty}^{\infty} f \Omega(f, T) df \quad (\text{Ek A5})$$

bağıntısındaki $\Omega(f, T)$ için

$$\Omega(f, T) = \frac{w(f) \exp(-(f - f_{opt})/T)}{\int_{-\infty}^{\infty} w(f) \exp(-(f - f_{opt})/T) df} \quad (\text{Ek A6})$$

kullanılarak

$$\langle f(T) \rangle = f_{opt} + \sqrt{2} \sigma_w \left(y + \frac{\exp(-y^2)}{\sqrt{\pi}(1 + \operatorname{erf}(y))} \right) \quad (\text{Ek A7})$$

elde edilir. Bu ifadedeki y için

$$y = \frac{1}{\sqrt{2}} \left(\frac{\bar{f} - f_{opt}}{\sigma_w} - \frac{\sigma_w}{T} \right) \quad (\text{Ek A8})$$

esitliği geçerlidir. Büyük T değerleri için tüm durumların gerçekleşme olasılığı birbirine eşit olduğundan (Ek A7) ve (Ek A8) bağıntıları

$$\langle f(T) \rangle \approx \bar{f} - \frac{\sigma_w^2}{T} \quad (\text{Ek A9})$$

şeklini alır. Buradan $T \rightarrow \infty$ için $\langle f(T) \rangle$ nin $\bar{f}$ e yaklaştığı görülür.

White ın önerdiği yaklaşıma göre $\bar{f} - \langle f(T_0) \rangle \leq \sigma_w$ olması için

$$T_0 \geq \sigma_w \quad (\text{Ek A10})$$

bağıntısı sağlanmalıdır. ω için ise

$$\sigma_{\omega}^2 \approx \langle f^2(T) \rangle - (\langle f(T) \rangle)^2 \quad (\text{Ek A11})$$

yaklaşıldığı kullanılarak

$$T_0 \geq \sqrt{\langle f^2(\omega) \rangle - (\langle f(\omega) \rangle)^2} \quad (\text{Ek A12})$$

elde edilir [107].

Kontrol Parametresinin Son Değeri

Kontrol parametresi T nin son değerini belirleyen durdurma kriteri sabit sayıda T_k ile belirlenir. Örneğin Nahar [108] tarafından bu sayı 6, Bonomi ve Lutton [109] tarafından da 50 olarak alınmıştır. Bir diğer sonlandırma kriteri de ard arda Markov zincirlerinin en son durumu belli sayıdaki zincir için birbirinin aynı olmasıdır [14]. Johnson, kabul oranının önceden belirlenen bir α değerinden daha küçük olması koşulunu kullanmıştır [106]. Kontrol parametresinin son değerine ait bir bağıntı da f_0 değerli bölgesel bir minimum düşünülerek White tarafından elde edilmiştir. White f_1 bölgesel minimum civarında en yüksek amaç fonksiyonunun değeri ise $\langle f(T) \rangle < f_1$ olması için bölgesel minimumdan sonraki en yüksek değerli geçişin kabul olasılığının R^{-1} den az olacak şekilde düşük T değerinin sağlanması gereken bağıntının

$$\exp\left(-\frac{(f_1 - f_0)}{T}\right) < R^{-1} \quad (\text{Ek A13})$$

şeklinde olması gerektiğini ileri sürmüştür. Burada R civar büyüklüğüdür. Lundy ve Mees in T_f için önerdiği yaklaşım ise denge durumunda yani stasyoner dağılıma ulaşıldığında Markov zincirinin yeni durumunun, amaç fonksiyonunun minimum değerinden ϵ kadar fazla olması olasılığının küçük reel sayı ν den az olması düşüncesine dayanmaktadır [110]. Buna göre ifade

$$Pr\{X(k) = i \wedge f(i) > f_{opt} + \epsilon \mid T = T_f\} < \nu \quad (\text{Ek A14})$$

şeklinde olur. Denge durumunda $\Pr\{X(k)=i\}=q_i(T)$ olduğundan ve $q_i(T_k)$ için,

$$q_i(T_k) = \frac{\exp(-(f_i(i) - f_{opt})/T_k)}{\sum_{j=1}^R \exp(-(f(j) - f_{opt})/T_k)} \quad (\text{Ek A15})$$

bağıntısından bu sınır

$$\Pr\{X(k) = \{i \mid f(i) > f_{opt} + \epsilon\} \approx$$

$$\sum_{i: f(i) > f_{opt} + \epsilon} q_i(T) < (|R| - 1) \exp\left(-\frac{\epsilon}{c}\right) \quad (\text{Ek A16})$$

şeklini alır [110]. (Ek A15) ve (Ek A16) bağıntılarından T_f için

$$T_f \leq \frac{\epsilon}{(\ln |R| - 1) - \ln v} \quad (\text{Ek A17})$$

elde edilir. Aarts ve Van Laarhoven [111] ile Otten ve Van Ginneken [112] belli sayıdaki Markov zinciri için amaç fonksiyonunun ortalama değerindeki azalmaya dayalı bir yaklaşım önermişlerdir. k Markov zincirinde amaç fonksiyonunun ortalama değeri $\bar{f}(T_k)$ olsun. $\bar{f}(T_k) - f_{opt}$ küçük olduğunda işlem sona erecektir. $T_k \ll 1$ ise

$$\bar{f}(T_k) - f_{opt} \approx T_k \left(\frac{\partial \bar{f}(T)}{\partial T} \right)_{T=T_k} \quad (\text{Ek A18})$$

elde edilir [111]. T_f değeri küçük bir ϵ sayısı için

$$\left(\frac{\partial \bar{f}(T)}{\partial T} \right)_{T=T_f} \frac{T_f}{\bar{f}(T_0)} < \epsilon \quad (\text{Ek A19})$$

olacak biçimde seçilir ya da

$$\left(\frac{\partial \bar{f}(T)}{\partial T} \right)_{T=T_f} \frac{T_f}{(\bar{f}(T_0) - \bar{f}(T_f))} < \epsilon \quad (\text{Ek A20})$$

şeklinde alınır [112]. Ayrıca Otten ve Van Ginneken

$$\frac{\partial \langle f(T) \rangle}{\partial T} = \frac{\sigma^2(T)}{T^2} \quad (\text{Ek A21})$$

ve

$$\sigma^2(T) = \langle (f(T) - \langle f(T) \rangle)^2 \rangle = \langle f^2(T) \rangle - \langle f(T) \rangle^2$$

bağıntılarını kullanarak (Ek A20) bağıntısını

$$\frac{\bar{f}^2(T_i) - (\bar{f}(T_i))^2}{T_i (f(T_0) - f(T_i))} < \epsilon \quad (\text{Ek A22})$$

biçiminde yeniden ifade etmişlerdir. Huang ise her bir Markov zincirinin sonunda kabul edilen geçişler arasından amaç fonksiyonunun maksimum ve minimum değerleri arasındaki farkları karşılaştırıp, zincirin oluşturulması sırasında kabul edilen herhangi bir geçiş için maksimum değişimi gözleyip, bunların aynı olması durumunda yeni Markov zincirindeki tüm durumların değeri yaklaşık olarak aynı olacağından T parametresinin 0 alınıp optimizasyon işlemine bölgesel araştırma ile devam edilmesi gerektiğini önermiştir [113].

Markov Zincirlerinin Uzunluğu

L_k nin seçimi ile ilgili bir yaklaşım kabul edilen geçiş sayısının en azından önceden belirlenen bir η_{min} sayısı kadar olmasıdır. Bununla beraber T_k sıfıra yaklaştıkça geçişler azalan olasılıkla kabul edilir ve η_{min} için $L_k \rightarrow \infty$ elde edilir. Sonuçta düşük T_k değerlerinde uzun Markov zincirlerinden kurtulmak için L_k sabit bir L değerinde tutulur. Kirkpatrickin önerdiği değer, n problemin değişken sayısı olmak üzere $L=n$ dir [105]. Johnson ise $L=mR$ değerini önermiştir [106]. Nahar L_k değerini reddedilen geçiş sayısı en azından sabit bir değerde olacak biçimde belirlemiştir [108]. Romeo ve Sangiovanni-Vincentelli global minimuma yakın bir değer elde etmek için bölgesel bir minimumdan uzaklaşma olasılığının yeterince büyük olması gerektiğini gözlemlemişlerdir [114]. Hesaplamalar sonucu herhangi bir i durumundan uzaklaşmak için beklenen geçiş sayısı

$$N_i(T) = (1 - P_{ii})^{-1} \quad (\text{Ek A23})$$

bağıntısıyla verilmiştir [114]. $P_{ii}(T)$

$$P_{\alpha}(T) = 1 - \frac{1}{R} \sum_{i \in R} \min\{1, \exp(-(f(j) - f(i))/T)\} \quad (Ek \ A24)$$

bağıntısından hesaplanır. $N(T)$ nin maksimum değeri $N(T)$ için

$$N(T) \approx (\exp(-(f(\hat{j}) - f(\hat{i}))/T))^{-1} \quad (Ek \ A25)$$

bağıntısı kullanılır. Bu bağıntıdaki i ve j , amaç fonksiyonunun en düşük ve en yüksek değerlerini veren durumlardır. Romeo ve Sangiovanni-Vincentelli Markov zincir uzunluğunun $N(T)$ ile orantılı bir değerde alınmasını önermişlerdir. Huang, Markov zincir uzunluğu için denge durumunda amaç fonksiyonunun ortalama değerinden δ kadar fark eden amaç fonksiyonuna ait yeni durumların sayısının, oluşturulan ve kabul edilen durumların toplam sayısına oranının

$$\kappa = \operatorname{erf}\left(\frac{\delta}{\sigma(T)}\right) \quad (Ek \ A26)$$

esitliği ile belirlenen bir değere ulaştığı gözleminden yararlanmıştır [113]. Huang, amaç fonksiyonu değerleri $(\langle f(T) \rangle - \delta, \langle f(T) \rangle + \delta)$ aralığında olan ve kabul edilen durumların sayısını iç sayı "within count", aralığa ait olmayan ve kabul edilen durum sayısını da tolerans sayısı "tolerance count" olarak tanımlamıştır. Huang, p problemin büyüklüğüne bağlı parametre olmak üzere, tolerans sayısı $p(1 - \kappa)$ değerini geçmeden, iç sayının $p\kappa$ değerini aşması durumunda denge konumuna ulaşılacağını ileri sürmüştür.

Kontrol Parametresinin Azaltılması

Kontrol parametresinin azaltılması için çok sık kullanılan bağıntı

$$T_{k+1} = \alpha T_k, k = 0, 1, \dots \quad (Ek \ A27)$$

biçimindedir. α . 1 den küçük sabit bir sayıdır. Nahar, azaltma adımlarının sayısını sabit olarak almış ve T_k ($k=1,...,K$) değerlerini deneysel olarak belirlemiştir [108]. Golden $[0, T_0]$ aralığını sabit bir K değerine bölerek ve T_k ($k=1,2,...,K$) değerlerini

$$T_k = \frac{K-k}{K} T_0, k=1,...,K \quad (Ek \ A28)$$

olacak biçimde seçmiştir [115]. Azalmalar, kontrol parametresinin her bir yeni değerinde dengeyi yeniden kurabilmede uzun Markov zincirleri gereksiniminden kurtulmak için ufak seçilmelidir. Bu nedenle Aarts ve Van Laarhoven [116] ile Otten ve Van Ginneken [112], küçük bir δ sayısı ve kontrol parametresinin iki ardışıl değeri için stasyoner dağılımların

$$\forall i \in R: \frac{1}{1+\delta} < \frac{q_i(T_k)}{q_i(T_{k+1})} < 1+\delta, k=0,1,... \quad (Ek \ A29)$$

şeklinde olması gerektiğini ileri sürmüşlerdir. (Ek A29) bağıntısı temel alınarak alternatif azaltma kuralları geliştirilmiştir.

1. Aarts ve Laarhoven k Markov zinciri için amaç fonksiyonu değerlerinin $\mu(T_k) = f(T_k) - f_{opt}$ ortalamalı ve $\sigma^2(T_k) = f^2(T_k) - (f(T_k))^2$ varyanslı normal dağılımlı olması durumunda (Ek A29) bağıntısının

$$\forall i \in R: \exp\left(-\frac{(f(i) - f_{opt})}{T_k}\right) < (1+\delta) \exp\left(-\frac{(f(i) - f_{opt})}{T_{k+1}}\right) \quad (Ek \ A30)$$

durumunda sağlanacağını göstermişlerdir [111]. (Ek A30) bağıntısının

$$T_{k+1} > T_k \left(1 + \frac{\ln(1+\delta) T_k}{\mu(T_k) + 3\sigma(T_k)}\right)^{-1} \quad (Ek \ A31)$$

bağıntısına eşdeğer olduğu gösterilebilir. Buradan da,

$$T_{k+1} = T_k \left(1 + \frac{\ln(1+\delta) T_k}{3\sigma(T_k)}\right)^{-1} \quad (Ek \ A32)$$

bağıntısı elde edilir. $\mu(r_i)$ ve $\sigma(r_i)$ nın, T_k ya bağımlılığı yaklaşık aynı olduğundan δ için küçük değerler seçilerek $\mu(r_i)$ nın ihmal edilebileceği ileri sürülmüştür [116].

2. Lundy ve Mees (Ek A29) bağıntısından

$$\forall i \in R: \exp\left(\frac{(f(i) - f_{opt})(T_k - T_{k+1})}{T_k T_{k+1}}\right) < 1 + \delta \quad (Ek \ A33)$$

esitsizliğinin elde edileceğini ve sonuçta U , $(f(i) - f_{opt})$ in üst sınırı olmak üzere

$$\frac{T_k - T_{k+1}}{T_k T_{k+1}} \ll \frac{1}{U} \quad (Ek \ A34)$$

esitsizliğinin varolacağını göstermişlerdir [110]. Bir küçük gerçel sayı γ için

$$\frac{T_k - T_{k+1}}{T_k T_{k+1}} = \frac{\gamma}{U} \quad (Ek \ A35)$$

seçilerek,

$$T_{k+1} = T_k \left(1 + \gamma \frac{T_k}{U}\right)^{-1} \quad (Ek \ A36)$$

bağıntısı elde edilir.

3. Otten ve Van Ginneken kısmen (Ek A29) bağıntısına kısmen de deneysel gözlemlerine göre hızlı düşüş ve küçük uzunluklu Markov zinciri arasındaki ilişki bakımından en iyi sonuçların T deki azalmalar entropideki değişimlerle ters orantılı olduğu zaman elde edileceğini ileri sürmüşlerdir. Yani, T deki azalma

$$\frac{T_k^3}{(\sigma(T_k))^2} \quad (Ek \ A37)$$

terimi ile orantılıdır. Entropi

$$S(T) = - \sum_{i=1}^n q_i(T) \ln q_i(T) \quad (Ek \ A38)$$

biçiminde tanımlanır ve Rastgele bir $T_1 > 0$ için

$$S(T) = S(T_1) - \int_{T_1}^T \frac{\sigma^2(T)}{T^3} dT \quad (\text{Ek A39})$$

biçiminde yazılır [44]. (Ek A29) bağıntısının

$$|T_k - T_{k+1}| \leq \frac{T_k^2 \ln(1+\delta)}{T_{\max} + T_k \ln(1+\delta)} \quad (\text{Ek A40})$$

bağıntısına denklighinden (Ek A37) ve (Ek A40) bağıntıları kullanılarak azalma kuralı

$$T_{k+1} = T_k - \frac{1}{M_k} \frac{T_k^3}{(\sigma(T_k))^2} \quad (\text{Ek A41})$$

şeklinde elde edilir. Bu bağıntıdaki M_k ,

$$M_k = \frac{f_{\max} + T_k \ln(1+\delta)}{\sigma(T_k)^2 \ln(1+\delta)} T_k \quad (\text{Ek A42})$$

formülünden hesaplanır [112]. Otten ve Van Ginneken (Ek A38) bağıntısıyla tanımlanan entropiyi kullanmışlardır. $\lim_{T \rightarrow \infty} S(T) = \ln |R_{\infty}|$ olduğundan T_f değerinde elde edilen sonucun kalitesinin kontrolü

$$E(T_f) = \left| \frac{S(T_f) - \ln |R_{\text{opt}}|}{S(T_0) - \ln |R_{\text{opt}}|} \right| \quad (\text{Ek A43})$$

bağıntısıyla tanımlanan büyüklüğe bağlanabilir. Otten ve Van Ginneken, algoritmanın bitirilişinden sonra η küçük reel bir sayı olmak üzere $E(T_f) > \eta$ ise

$$T_{k+1} = T_k - \frac{1}{2 M_k} \frac{T_k^3}{(\sigma(T_k))^2} \quad (\text{Ek A44})$$

bağıntısı kullanılarak $E(T_f) < \eta$ olana kadar algoritmanın tekrar çalıştırılmasını önermişlerdir.

Huang azaltma kuralını ardıcıl Markov zincirlerinin ortalama amaç fonksiyonu değerlerine dayandırmıştır. $f(T_k)$, k . Markov zincirindeki amaç fonksiyonunun ortalama değerini

göstersin. Dengede,

$$\langle f(T) \rangle \geq \sum_{i \in R} f(i) q_i(T) \quad (Ek \ A45)$$

ile tanımlanan amaç fonksiyonunun beklenen değeri için

$$\frac{\partial \langle f(T) \rangle}{\partial \ln T} = \frac{\sigma^2(T)}{T} \quad (Ek \ A46)$$

yazılabilir. $\langle f(T_k) \rangle$ yerine $\bar{f}(T_k)$ alınarak,

$$\frac{\bar{f}(T_{k+1}) - \bar{f}(T_k)}{\ln T_{k+1} - \ln T_k} \approx \frac{\sigma^2(T_k)}{T_{k+1}} \quad (Ek \ A47)$$

bağıntısı elde edilir. Bu bağıntıdan T_{k+1} için,

$$T_{k+1} = T_k \exp\left(\frac{T_k (\bar{f}(T_{k+1}) - \bar{f}(T_k))}{\sigma^2(T_k)}\right) \quad (Ek \ A48)$$

ifadesi bulunur. Denge durumunu devam ettirmek için, Huang ve arkadaşları ardarda iki Markov zinciri için amaç fonksiyonunun ortalama değerleri arasındaki farkın amaç fonksiyonunun standard sapmasından daha az yani $\lambda \leq 1$ için

$$\bar{f}(T_{k+1}) - \bar{f}(T_k) = -\lambda \sigma(T_k) \quad (Ek \ A49)$$

olması gerektiğini ileri sürmüşlerdir [113]. Buna göre azalma kuralı için,

$$T_{k+1} = T_k \exp\left(-\frac{\lambda T_k}{\sigma(T_k)}\right) \quad (Ek \ A50)$$

elde edilir.

Ek B

TEST FONKSİYONLARI

GP- Goldstein-Price (n=2)

$$\begin{aligned} fg(x) = & \\ & [1+(x_1+x_2+1)^2(19-14x_1+3x_1^2-14x_2+6x_1x_2+3x_2^2) \\ & [30+(2x_1-3x_2)^2(18-32x_1+12x_1^2+48x_2-36x_1x_2+27x_2^2)]], \end{aligned}$$

(Ek B1)

$$-2 \leq x_i \leq 2, \quad i=1,2$$

Bölgesel minimum sayısı=4

Global minimum değeri=3

Global minimum noktası=(0,-1)

BR- Branin (n=2)

$$f_B(x) = \left(x_2 - \frac{5.1}{4\pi^2} x_1^2 + \frac{5}{\pi} x_1 - 6 \right)^2 + 10 \left(1 - \frac{1}{8\pi} \right) \cos x_1 + 10$$

(Ek B2)

$$-5 \leq x_1 \leq 10, \quad 0 \leq x_2 \leq 15$$

Bölgesel minimum sayısı=4

Global minimum değeri=0.398

Global minimum noktaları=(-3.142,12.275), (3.142,2.275),
(9.425,2.425)

Hn- Hartman (n=3,6)

$$f_H(x) = - \sum_{i=1}^4 c_i \exp - \sum_{j=1}^n \alpha_{ij} (x_j - p_{ij})^2 \quad (Ek B3)$$

$$0 \leq x_i \leq 1, \quad i=1,n$$

n=3 için

i	a _{ij} , j=1,3				c _i	p _{ij} , j=1,3		
1	3	10	30	1		.3689	.1170	.2673
2	.1	10	35	1.2		.4699	.4387	.7470
3	3	10	30	3		.1091	.8732	.5547
4	.1	10	35	3.2		.0381	.5743	.8828

Bölgesel minimum sayısı=4

Global minimum değeri=-3.86

Global minimum noktası=(0.114,0.556,0.852)

n=6 için

i	a _{ij} , j=1,6						c _i
1	10	3	17	3.5	1.7	8	1
2	.05	10	17	.1	8	14	1.2
3	3	3.5	1.7	10	17	8	3
4	17	8	.05	10	.1	14	3.2

i	p _{ij} , j=1,6					
1	.1312	.1696	.5569	.0124	.8283	.5886
2	.2329	.4135	.8307	.3736	.1004	.9991
3	.2348	.1451	.3522	.2883	.3047	.6650
4	.4047	.8828	.8732	.5743	.1091	.0381

Bölgesel minimum sayısı=4

Global minimum değeri=-3.32

Global minimum noktası=(0.201,0.150,0.477,0.275,0.311,0.657)

Sm- Shekel (n=4)

$$f_s(x) = - \sum_{i=1}^m \frac{1}{(x - A(i)) (x - A(i))^T + c_i} \quad (Ek \ B4)$$

$$0 \leq x_i \leq 10, \quad i=1,4$$

i	A(i)				c _i
1	4	4	4	4	0.1
2	1	1	1	1	0.2
3	8	8	8	8	0.2
4	6	6	6	6	0.4
5	3	7	3	7	0.4
6	2	9	2	9	0.6
7	5	5	3	3	0.3
8	8	1	8	1	0.7
9	6	2	6	2	0.5
10	7	3.6	7	3.6	0.5

Bölgesel minimum sayısı: m=5 için 5, m=7 için 7, m=10 için 10

Global minimum değerleri: m=5 için -10.15320, m=7 için
-10.40282, m=10 için -10.53628

Global minimum noktaları: m=5,7,10 için (4,4,4,4)

OZGEÇMİŞ

1964 yılında istanbulda doğan Murat Tayfun Günel, 1981 yılında istanbul Pertevniyal Lisesini birincilikle bitirerek, istanbul Teknik Üniversitesi Elektrik-Elektronik Fakültesi, Elektronik ve Haberleşme bölümüne girdi. 1985 yılında bu bölümü Fakülte Üçüncülük derecesi ile bitirerek, i.T.Ü. Fen Bilimleri Enstitüsü Elektronik ve Haberleşme Programında lisans üstü eğitime başladı ve 1988 yılında bu programı birincilikle tamamlayıp, i.T.Ü. Fen Bilimleri Enstitüsü nün doktora programına girdi. 1991 yılında Vehbi Koc Vakfının "Doktora yapan Araştırma Görevlisi" bursunu aldı. 1986 yılından itibaren i.T.Ü. Elektrik-Elektronik Fakültesi, Elektromagnetik Alanlar ve Mikrodalga Tekniği Anabilim Dalında Araştırma Görevlisi olarak çalışmaktadır.