

BİREYE ÖZGÜ OPTİMUM BESLENME ÇİZELGESİNİN YAPAY ATOM ALGORİTMASI KULLANILARAK HAZIRLANMASI

Preparing Personalized Optimum Nutrition Plan Using Artificial Atom Algorithm

Ayşe Erdogan Yildirim¹, Ali Karci²

¹Fırat Üniversitesi, Mühendislik Fakültesi, Bilgisayar Mühendisliği Bölümü, ELAZIĞ
²İnönü Üniversitesi, Mühendislik Fakültesi, Bilgisayar Mühendisliği Bölümü, MALATYA

ÖZ

Amaç: Beslenme, insanın sağlıklı bir yaşam sürdürebilmesinde önemli bir konudur. Bu nedenle, çalışmada, bireyin fiziksel, fizyolojik ve sosyolojik özellikleri göz önünde bulundurularak, günlük optimum beslenme çizelgesinin meta-sezgisel bir algoritma olan Yapay Atom Algoritması kullanılarak oluşturulması hedeflenmiştir.

Gereç ve Yöntem: Çalışmada, kullanıcıdan cinsiyet, yaş, boy, kilo, hamilelik ve emzirme durumu ve dönemi, egzersiz durumu gibi bilgileri istenilerek bunlara göre kişinin günlük enerji gereksinimi belirlenmiştir. Başlangıçta rastgele oluşturulan günlük beslenme çizelgesi, bireyin günlük enerji gereksinimi ve besinlerin kalori değerleri göz önünde bulundurularak Yapay Atom Algoritmasıyla optimize edilmiştir.

Bulgular: Kullanıcı bilgilerine uygun olarak günlük alınması gereken kalori miktarına en yakın değeri veren besin gruplarıyla bir beslenme çizelgesi elde edilmiştir. Rastgele seçilen 20 birey için Yapay Atom Algoritması ile elde edilen optimum beslenme çizelgelerinin ortalama standart hatası SEM (Standart Error of Mean) = 0.0314 olarak hesaplanmıştır.

Sonuç: Böylece bireyin fiziksel, fizyolojik ve sosyolojik özellikleri göz önünde bulundurularak kişiye özgü beslenme planının meta-sezgisel bir algoritma olan Yapay Atom Algoritması yardımı ile rahatlıkla oluşturulabildiği görülmüştür.

Anahtar Kelimeler: Beslenme, Beslenme optimizasyonu, Yapay atom algoritması

ABSTRACT

Aim: Nutrition is an important issue in order to maintain a healthy lifestyle of person. Therefore, in the study, considering the individual's physical, physiological and sociological features, it is aimed to prepare the optimum daily nutrition plan of the person using Artificial Atom Algorithm (A3) which is a meta-heuristic algorithm.

Materials and Methods: In the study, the information such as gender, age, height, weight, pregnancy status and period, lactation status and period, physical activity status were requested from user, and according to these, person's daily energy requirement was determined. Initially, randomly generated the daily nutrition plan was optimized through Artificial Atom Algorithm, considering the person's daily energy requirement and the caloric values of nutrients.

Results: According to the user's data, with food groups providing the closest value that need to be taken the daily caloric values, nutrition plan was obtained. For randomly selected 20 individuals, the optimal nutrition schedules whose the standard error of the mean (SEM) was calculated as 0.0314 were obtained by Artificial Atom Algorithm.

Conclusion: Thus, it was seen to can easily prepare the individualized daily nutrition plan, considering the individual's physical, physiological and sociological features using Artificial Atom Algorithm (A3) which is a meta-heuristic algorithm.

Keywords: Nutrition, Nutrition optimization, Artificial atom algorithm

Gönderme tarihi / Received: 12.06.2015 **Kabul tarihi / Accepted:** 24.10.2015

İletişim: Arş. Gör. Ayşe Erdoğan Yıldırım, Fırat Üniversitesi, Mühendislik Fakültesi, Bilgisayar Mühendisliği Bölümü, ELAZIĞ.

Tel: 0424 237 0000/ 6305

E-posta: aerdogan.yildirim@gmail.com

GİRİŞ

Günümüzde gerek hastalarda gerekse sağlıklı bireylerde yeterli ve dengeli nütrisyon (beslenme) durumu büyük önem arz etmektedir. Özellikle yatan hastalarda ve sporcularda nütrisyon desteğinin iyi planlanması gerekmektedir (1-3). Yapılan literatür taramasında, nütrisyon planlamasını otomatik olarak gerçekleştiren az sayıda uygulamaya rastlanmıştır (4-10).

Nütrisyon desteğinde ilk olarak bireyin günlük alması gereken kalori miktarı hesaplanmalıdır. Günümüzde bunun için en sık kullanılan yöntem Harris-Benedict formülasyonudur (11-14). Bu formülasyon bazal metabolizma oranına dayalı olup, bazal metabolizma oranı; vücut dinlenme halindeyken, yaşamsal fonksiyonların devam etmesi için gereken enerji miktarıdır (15). Bu miktar günlük aldığımız kaloringin yaklaşık %60-%70'ine denktir ve kalbin atması, soluma, karaciğer işlevleri, vücut ısısının sabit tutulması gibi işler için harcanır (16). Nütrisyon desteğinde, bireyin fiziksel aktivite yoğunluğu, hamilelik ve emzirme durumu gibi özellikleri de dikkate alınmalıdır. Bunun için Harris-Benedict formülasyonu ile hesaplanan bazal metabolizma hızına ek düzenlemeler yapılarak toplam enerji gereksinimi belirlenir (17-19).

Kişinin farklı kalori değerlerine sahip çeşitli besinlerden ihtiyaç duyduğu miktarda enerjiyi alabilmesi için optimum kalori-besin çizelgesinin çıkarılması gerekmektedir. Bu aşama, karmaşık bir optimizasyon problemi olarak karşımıza çıkmaktadır. Optimizasyon, bir problemin en ideal çözümünü bulma anlamına gelmektedir. Belirli sınırlamaları sağlayacak şekilde, bilinmeyen parametre değerlerinin bulunmasını içeren herhangi bir problem, optimizasyon problemi olarak

adlandırılmaktadır (20-21). Optimizasyon problemlerinde kullanılabilen meta-sezgisel yöntemlerin temel amacı; bilinen yöntemlerle çözümü zor olan problemleri daha basit bir yaklaşım yoluyla çözmeye çalışmaktır (22). Meta-sezgisel optimizasyon algoritmaları, temel olarak, komşu çözümler içerisinde en iyi çözümleri araştırarak adım adım iyileştirme yapan, birden çok sezgisel tekniği içerisinde barındıran ve sonuç olarak optimuma yakın değerler elde eden algoritmalarıdır. Operatörleri tamamen matematiksel modellere dayalı olmayıp, sezgisel yöntemler yoluyla işleyen metotlardır. Sezgisel yöntemlerde olduğu gibi en önemli özellikleri; optimum sonuca ulaşmayı garanti etmemeleridir. Matematiksel yöntemlere göre daha kısa sürelerde, daha büyük çözüm uzayları için işlem yaparak, optimuma yakın değerler elde ederler. Büyük çözüm uzayları içerisindeki tüm elemanları taramak yerine, algoritma kurallarına göre seçilen bazı elemanları tararlar. Böylece işlem zamanını kısaltırlar (23-27). Bahsi geçen nütrisyon planlaması probleminde meta-sezgisel bir yöntemle başvurmak, çözümü zor olan bu problemi daha kolay bir yolla çözmek ve aynı zamanda çözüm zamanını kısaltmak için ideal görülmüştür.

Nütrisyon planlaması üzerine yapılan önceki çalışmalarda, ağırlıklı olarak Doğrusal Programlama ve Genetik Algoritma yöntemleri kullanılmıştır. Çalışmamızda; önceki çalışmalardan farklı olarak, kimyasal bileşik oluşturma sürecinden esinlenerek geliştirilen meta-sezgisel bir algoritma olan Yapay Atom Algoritmasının kullanılması planlanmıştır (28-30).

Yapay Atom Algoritması (A3)

Yapay Atom Algoritması, meta-sezgisel bir algoritma olup, kimyasal bileşik oluşturma sürecinden esinlenerek geliştirilmiştir. Elektron alıp-verme veya ortak elektron kullanımı prensiplerinden yola çıkarak geliştirilen iki önemli operatörü bulunmaktadır. Bunlar; İyonik Bağ ve Kovalent Bağ operatörleridir. Karar değişkenlerinin her biri *elektron*, karar değişkenlerinden oluşan diziler *atom*, atomlardan oluşan matrisler de *atom kümesi* olarak adlandırılmaktadır. Çözüm üzerinde büyük etkiye sahip olan elektron değerleri, atomun başlangıç indekslerinde; çözüm üzerinde daha az etkiye sahip olan elektron değerleri ise atomun sonunda yer alırlar. Kovalent bağ operatörüyle ile atomun başlangıcına yakın olan elektron değerleri, etki değerlerinin büyüklüğüne bağlı olarak eşleştirilen atomlar arasında kopyalanır. Yani çözüm için olumlu etkiye sahip parametre değerlerinin atom kümesi içerisindeki sayısı arttırılmaya çalışılır. Ardından iyonik bağ operatörü ile atomun sonunda yer alan elektronların değerleri, çözüme yaklaşmak için rastsal olarak yenilenirken, çözüm üzerinde olumsuz etkiye sahip değerler atomdan uzaklaştırılmış olur. Yapay Atom Algoritmasının en büyük avantajı; sistemin tek parametre içermesidir (İyonik bağ oranı + Kovalent bağ oranı = 1). Ayrıca, sezgisel yöntemlerden olan Genetik Algoritma, Fidan Gelişim, Diferansiyel Gelişim, Evrimsel Hesaplama, Harmoni Arama, Yapay Arı Kolonisi, Yapay Karınca Kolonisi, Sürü Zekâsı, Isıl İşlem algoritmalarından hiçbiri çözümlerdeki parametre değerlerinin çözüm üzerindeki etkisini tek tek incelemek, Yapay Atom Algoritması her bir karar değişkeninin sonuca

etkisini tek tek değerlendirmektedir. Bu nedenle, diğer sezgisel algoritmalarından farklı olarak, her iterasyonda sonuç ya optimum değere yaklaşır ya da durumunu korur. Diğer sezgisel algoritmalarda, karar değişkenleri rastsal yöntemlerle yenilediği için, sonuç optimuma yaklaşıp uzaklaşabilir (28).

Yapılan çalışmayla kullanıcıdan istenen cinsiyet, yaş, boy, kilo, günlük egzersiz durumu, bayanlar için hamilelik ve emzirme durumu gibi bilgilere göre bireyin günlük enerji gereksinimi (EER) (Estimated Energy Requirement) hesaplanarak, Yapay Atom Algoritması ile bu gereksinime uygun günlük nütrisyon planlaması hedeflenmiştir.

GEREÇ VE YÖNTEM

Yapay Atom Algoritmasıyla geliştirilen bireye özgü optimum beslenme çizelgesi uygulamamız, rastgele seçilen 20 birey için denenmiştir. Yapılan çalışmada bireyin fiziksel özelliklerine bağlı olarak alması gereken kalori miktarı, bazal metabolizma oranını temel alan Harris-Benedict formülasyonlarından faydalanılarak hesaplanmıştır. Erkeklerin kadınlara nazaran daha yüksek bazal metabolizma enerjisine ihtiyaçları vardır. Harris-Benedict formülasyonuna göre bazal metabolizma oranı (BMR), bireyin cinsiyet, kilo, boy ve yaşına bağlı olarak hesaplanır. Buna göre;

Erkekler için; $BMR = 88.362 + (13.397 \times \text{kilo (kg)}) + (4.799 \times \text{boy (cm)}) - (5.677 \times \text{yaş})$

Kadınlar için; $BMR = 447.593 + (9.247 \times \text{kilo (kg)}) + (3.098 \times \text{boy (cm)}) - (4.330 \times \text{yaş})$

olmaktadır. Harris-Benedict formülasyonuna göre elde edilen bazal metabolizma oranı, bireyin aktivite yoğunluğuna göre tahmin edilen enerji gereksiniminin (EER-1) hesaplanmasında kullanılır.

Çok az egzersiz için; EER-1 = BMR x 1.2

Hafif egzersiz için; EER-1 = BMR x 1.375

Orta seviye egzersiz için; EER-1 = BMR x 1.55

Ağır egzersiz için; EER-1 = BMR x 1.725

Çok ağır egzersiz için; EER-1 = BMR x 1.9

Hamilelerin alması gereken kalori miktarı trimester döneme (yani 3 aylık dönemlere) göre değişmektedir. Bunun için hamile değilken alınması gereken kalori değerine, trimester döneme uygun olarak farklı değerler eklenir.

1. Trimester dönem (0-3 aylık) için; EER-2= EER-1+0

2. Trimester dönem (3-6 aylık) için; EER-2= EER-1+340

3. Trimester dönem (6-9 aylık) için; EER-2= EER-1+452

Benzer şekilde; emziren bayanların enerji gereksinimleri de doğum sonrası ilk 6 ay ve sonraki 6 ay olarak değişiklik göstermektedir. Buna göre emziren bayanların tahmin edilen enerji gereksinimi;

Doğum sonrası 0-6 ay için; EER-2 = EER-1 + 330

Doğum sonrası 7-12 ay için; EER-2 = EER-1 + 400

olarak hesaplanmaktadır (31). Yapılan hesaplamalar sonucunda bireyin mevcut kilosunu koruması için gerekli günlük enerji gereksinimi belirlenmiş olur.

Bireyin farklı kalori değerlerine sahip çeşitli besinlerden tam da ihtiyaç duyduğu enerji miktarında alması için bir çizelgenin çıkarılması ise, karmaşık bir optimizasyon problemi olarak

karşımıza çıkmaktadır. Optimizasyon problemleri genel olarak şu şekilde ifade edilebilirler:

Amaç fonksiyonu:

$$\min f(x), \quad x = [x_1, x_2, x_3, \dots, x_n]^T \in \mathfrak{R}^N \quad (1)$$

Burada, $f(x)$ amaç fonksiyonunu, x ise bir karar değişkeni vektörünü gösterir (32-34). Optimum beslenme çizelgesi probleminde amaç fonksiyonu;

$$\min f(x) = |(x_1 + x_2 + x_3 + \dots + x_n) - EER| \quad (2)$$

olarak belirlenmiştir. Burada $x_1, x_2, x_3, \dots, x_n$ karar değişkenleri, alınabilecek besin öğelerinin kalori değerlerini gösterirken; EER , bireyin fiziksel özelliklerine göre Harris-Benedict formülasyonu ve ek düzenlemelerle belirlenen günlük enerji gereksinimi göstermektedir (35).

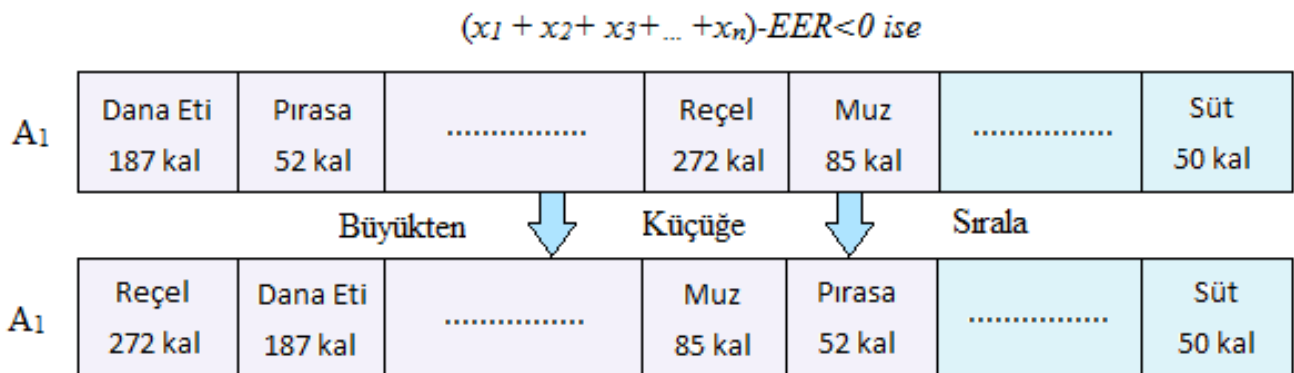
Problemin amaç fonksiyonu belirlendikten sonra, problemin çözümünde meta-sezgisel bir optimizasyon algoritması olan Yapay Atom Algoritmasının uygulanmasına geçilmiştir.

Uygulama MATLAB R2013a ortamında gerçekleştirilmiştir. Kahvaltılıklar, et ve et ürünleri, süt ve süt ürünleri, çeşitli meyve ve sebzeler ve tatlılardan oluşan 162 adet besin öğesi ve bu besinlere ait kalori değerleri iki ayrı dizide tutulmaktadır. Program ile bireyden sırasıyla; cinsiyet, yaş, boy, kilo, fiziksel aktivite yoğunluğu, eğer cinsiyet bayan ise hamilelik ile emzirme durumu ve dönemi bilgileri istenmektedir. Alınan bilgilerle bireyin günlük enerji gereksinimi Harris-Benedict formülasyonu ve ek düzenlemelerle hesaplanmaktadır. Başlangıçta 20'şer adet besin öğesinden oluşan 10 adet besin listesi rastgele oluşturularak Yapay Atom Algoritması uygulamaya konulmaktadır (Şekil 1).

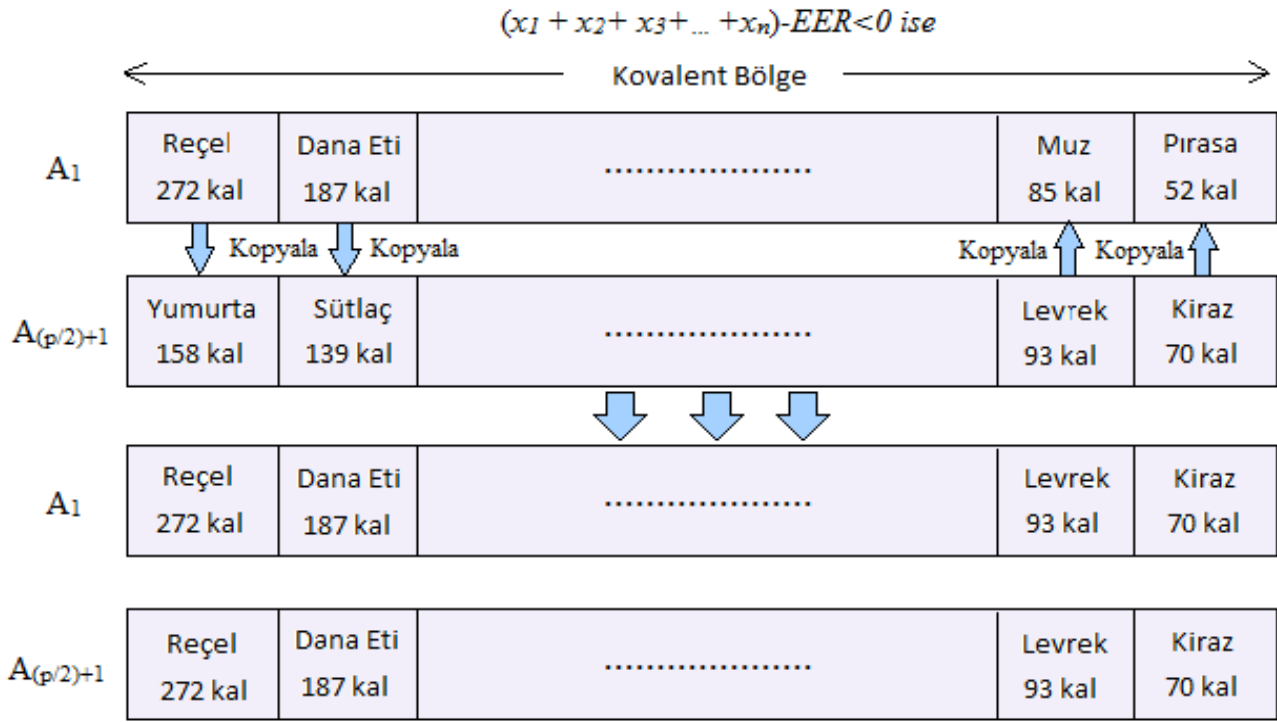
		Kovalent Bölge				İyonik Bölge	
Atom Kümesi	A ₁	Dana Eti 187 kal	Pırasa 52 kal	Reçel 272 kal	Muz 85 kal Süt 50 kal
	A ₂	Şeftali 38 kal	Ayran 37 kal	Kavurma 670 kal	B. Peynir 289 kal Dondurma 193 kal
		· ·	· ·	· ·	· · · ·
	A _{(p/2)+1}	Levrek 93 kal	Yumurta 158 kal	Kiraz 70 kal	Sütleç 139 kal Karpuz 26 kal
	A _{(p/2)+2}	Kahve 2 kal	Brokoli 35 kal	Tereyağı 37 kal	Tavuk 215 kal Badem 598 kal
	A _p	· ·	· ·	· ·	· · · ·

Şekil 1. Beslenme problemi için Yapay Atom Algoritmasının rastgele oluşturulan atom kümesi

Yapay Atom Algoritması, başlangıçta rastgele oluşturulan listelerin kalori değerleri üzerinden hesaplamalarını yapmaktadır. Kalori değerlerine göre listelere iteratif olarak Kovalent Bağ ve İyonik Bağ operatörlerini uygular. Kovalent Bağ ve İyonik Bağ operatörleri ile mevcut besin listesindeki toplam kalori değerinin bireyin ihtiyacına yakın seviyelere taşınması sağlanır. Kovalent Bağ operatörü ile başta oluşturulan 10 liste içinde bir sıralama yapılır (Şekil 2) ve listeler arasındaki uygun değere sahip besin öğeleri birbirine aktarılır (Şekil 3).

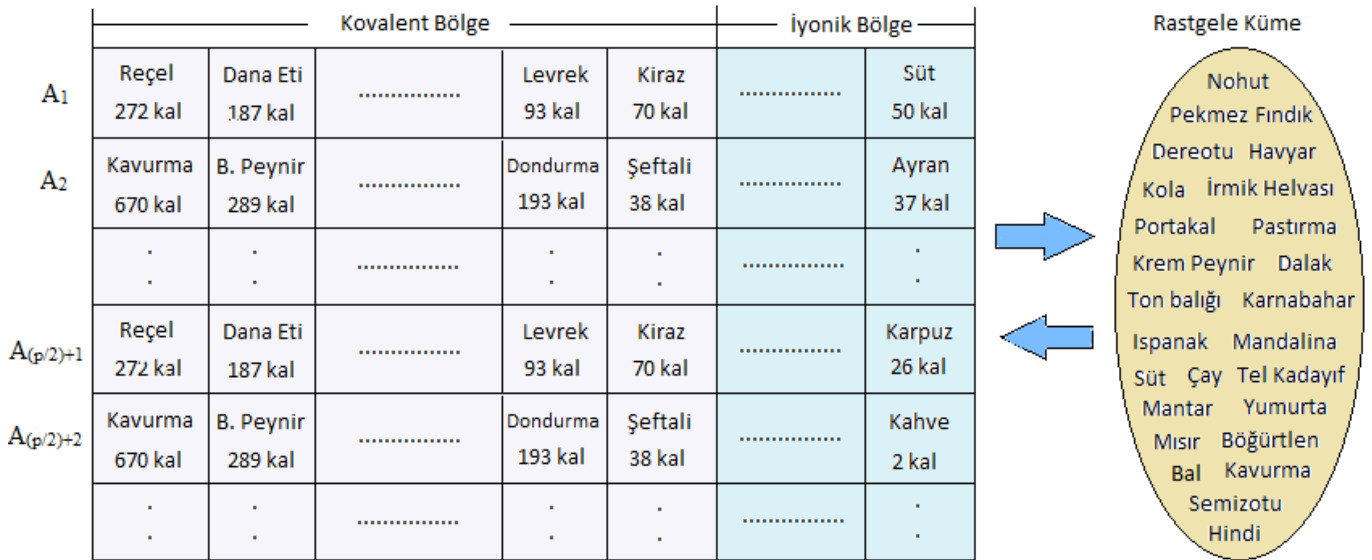


Şekil 2. Atom kümesinin sıralanması



Şekil 3. Kovalent Bağ operatörünün temsili gösterimi

Ardından İyonik Bağ operatörü ile eğer besin listesindeki besin öğelerinin toplam kalori değeri, bireyin ihtiyacından fazla ise; kendi içerisinde kalori değerlerine göre sıralanan besinlerden kalori değeri en yüksek olanlar (iyonik bağ oranında) atılır. Yerine rastgele yeni besinler eklenir. Ters şekilde; eğer listedeki toplam kalori değeri, bireyin ihtiyacından az ise düşük kalori değerine sahip besinler atılarak yerine yeni besinler eklenir (Şekil 4) ve liste sıralanır.



Şekil 4. İyonik Bağ operatörünün temsili gösterimi

Bu operatörlerin iteratif olarak uygulanması sonucu optimum besin listeleri elde edilir. Besin listelerinin optimizasyonu sonucunda, bireyin enerji gereksinimine en uygun toplam kalori değerine sahip olan bir besin listesi kullanıcıya sunulmaktadır.

BULGULAR

Yapılan çalışmalar neticesinde, kimyasal bileşik oluşumuna dayandırılan Yapay Atom Algoritmasının optimum beslenme çizelgesi probleminin çözümündeki performansı izlenmiştir. Tablo 1’de örnek bir bireyin bilgileri yer almaktadır. Bireyin cinsiyet, yaş, boy, kilo, hamilelik durumu ve dönemi, emzirme durumu ve dönemi, egzersiz durumu bilgileri programa girdi olarak verilmektedir. Yapay Atom Algoritmasıyla gerçekleştirilen program, bu örnek bireyin günlük tüketmesi gereken kalori miktarını hesapladıktan sonra, toplamda bu kalori miktarına en yakın değeri verecek besin listesini bize sunmaktadır.

Program ile tabloda bilgileri verilen birey için sırasıyla; cinsiyet, boy, kilo ve yaş bilgilerine göre bazal metabolizma oranı (BMR), egzersiz durumuna göre tahmin edilen enerji gereksinimi (EER-1) ve hamilelik/emzirme durumu ve dönemine göre tahmin edilen enerji gereksinimi (EER-2) Tablo 2’deki gibi elde edilmiştir.

Tablo 1. Örnek bireyin fiziksel, fizyolojik ve sosyolojik özellikleri

Özellik	Durumu/ Değeri
Cinsiyet	Bayan
Yaş	29
Kilo (kg)	71
Boy (cm)	170
Hamilelik durumu	Yok
Hamilelik dönemi (1.Trimester/2.Trimester/3.Tri mester)	-
Emzirme durumu	Var
Doğum sonrası dönemi (0-6 ay/7-12 ay)	0-6 ay
Egzersiz durumu (Hiç/Hafif/Orta/Ağır/Çok Ağır)	Hafif

Tablo 2. Örnek birey için hesaplanan bazal metabolizma hızı ve enerji gereksinimi

BMR	1505.2
EER-1	2069.7
EER-2	2399.7

Yapay Atom Algoritması kullanılarak hazırlanan optimizasyon uygulaması neticesinde, örnek birey için Tablo 3’deki besin listesi 0.03 hata ile elde edilmiştir.

Tablo 3. Yapay Atom Algoritması ile beslenme çizelgesi uygulamasının örnek birey için elde ettiği besin listesi ve kalori değerleri (Kalori değerleri besinlerin 100 gramı için verilmiştir.)

Besin Ögesi	Kalori Değeri
Salam	450
Kayısı	51
Kivi	30
İncir	80
Bakla	72
Dil	130
Derisiz Tavuk	114
Defne Yaprağı	97
Pırasa	52
Kırmızı Biber	318
Profiterol	236
Meyveli gazoz	46
Bakla	72
Ton Balığı	121
Levrek	93
Tel Kadayıf	236
Çilek	93
Kiraz	70
Nar	63
Ananas	52
Toplam	2476

Sonuç olarak, rastgele seçilen 20 birey için Yapay Atom Algoritması ile elde edilen optimum beslenme çizelgelerinin ortalama standart hatası SEM (Standart Error of Mean) = 0.0314 olarak hesaplanmıştır.

TARTIŞMA

Çalışmayla, bireylerin fiziksel, fizyolojik ve sosyolojik özellikleri göz önünde bulundurularak kişiye özgü günlük ideal beslenme çizelgesinin oluşturulması hedeflenmiştir. Bunu gerçekleştirirken, meta-sezgisel bir algoritma olan Yapay Atom Algoritmasının kullanılması uygun görülmüş ve algoritmanın disiplinler arası bu çalışmadaki performansı izlenmiştir. Ayrık problemler sınıfındaki bu çizelgeleme problemi için, Yapay Atom Algoritmasının düşük hata oranlarıyla elde ettiği beslenme çizelgeleri, kullanılan algoritma ve gerçekleştirilen yazılımın; Yapay Atom Algoritmasıyla yapılan diğer çalışmalarda olduğu gibi (28-30), nütrisyon problemi için de başarılı sonuçlar verdiğini göstermektedir.

Literatürde beslenme optimizasyonu alanında az sayıda çalışma mevcuttur. Bu çalışmalar genellikle Doğrusal Programlama ya da Genetik Algoritma tekniklerini kullanmışlardır.

Diyet problemleri ilk olarak 1939 yılında Stigler tarafından Doğrusal Programlama modeli kullanılarak çözülmüştür. Stigler çalışmasında, ortalama bir bireyin beslenmesinde minimum maliyetli bir model ortaya koymaya çalışmıştır (4).

Literatürde beslenme optimizasyonu alanındaki çalışmalardan biri de Smith tarafından yine Doğrusal Programlama modelleri kullanılarak gerçekleştirilmiştir. Çalışmada, maliyet optimizasyonu yapılırken, diyetlerin lezzet düzeyi artırılmaya çalışılmıştır (36).

Balintfy çalışmasında; Doğrusal Programlama kullanarak kahvaltı, öğle ve akşam yemekleri için menü planlamasını gerçekleştirirken, bireyin enerji gereksinimini göz önünde bulunduran bir seçenek sunmamıştır. Ayrıca besin listesini yalnızca fiyat yönüyle optimize etmeye çalışmıştır (37).

Anderson ve Earle yaptıkları çalışmada; Doğrusal Programlama ve Hedef Programlama tekniklerini kullanarak, besin öğelerini içerdiği kalori miktarının yanı sıra, protein, bazı vitaminler, kalsiyum, demir, folik asit gibi mineralleri vücudun ihtiyaç duyduğu oranlarda almaya yönelik optimize etmeye çalışmışlardır. Vücudun ihtiyaç duyduğu kalori, protein, vitamin, mineral miktarlar için ortalama değerler alınmıştır. Bireye özgü bir hesaplama yapılmamıştır. Ayrıca çalışmada, optimizasyon için IBM LPS/1130 paket programı kullanılmıştır (5). Oysaki çalışmamızda kendi gerçekleştirdiğimiz yazılım kullanılmıştır.

Kılınç çalışmasında; Türk-İş'in belirlediği açlık sınırında geliri olan ve yoğun fiziksel aktivite gerektiren bir iş ortamında çalışan örnek genç bir birey için haftalık örnek bir yemek listesi hazırlamıştır. Diyet problemini QSBWIN paket programında Doğrusal Programlama yöntemi ile çözmüştür (8).

Literatürde konuyla ilgili başka bir çalışma ise Lv tarafından yapılmıştır. Lv çalışmasında, Kuantum Genetik Algoritma ile çok amaçlı diyet optimizasyon problemini çözmeye çalışmış, sonucu Genetik Algoritma çözümü ile karşılaştırmıştır. Genetik Algoritmaya göre daha iyi sonuç verdiğini, işlem zamanı avantajıyla birlikte ortaya koymuştur. İşlem zamanını 17.12 sn. olarak göstermiştir. Oysaki çalışmamızda, işlem zamanı 1.05 ± 0.02 sn. olarak hesaplanmıştır (9).

Literatürde beslenme optimizasyonu alanında yapılan başka bir çalışmada ise, sezgisel bir algoritma olan Genetik Algoritmaya başvurulmuştur. Çalışmamızdan farklı olarak, bu çalışmada da bireye özgü bir beslenme çizelgesi hazırlanmamıştır. Besinleri fiyat ve içerdiği besin bileşimleri bakımından optimize ederek tüm bireyler için tek bir liste elde edilmiştir. Ayrıca yine çalışmamızdan farklı olarak sadece 20 adet kahvaltılık için işlem yapılmaktadır (10). Oysaki çalışmamızda kahvaltılıklar, et ve et ürünleri, süt ve süt ürünleri, çeşitli meyve ve sebzeler ve tatlılardan oluşan 162 adet besin maddesi kullanılmaktadır. Çalışmalar arasındaki bu farklılıklar nedeniyle optimizasyon performansları bakımından karşılaştırma yapılamamıştır.

Yapılan çalışma, beslenme optimizasyonu konusunda gerçekleştirilen diğer çalışmalar ile içerik bakımından tam olarak örtüşmediği için performans karşılaştırması yapılamamıştır. Ancak düşük işlem zamanı ve düşük hata oranlarıyla elde edilen besin listeleri, meta-sezgisel bir algoritma olan Yapay Atom Algoritmasının disiplinler arası bu çalışmadaki başarısını göstermektedir.

Gerçekleştirilen bu çalışmada, besinler sadece kalori yönünden değerlendirilmiştir. Bundan sonraki çalışmalarda, besinleri karbonhidrat, yağ, protein, vitamin ve mineral gibi besin öğelerini içerme oranlarına göre de değerlendirmek mümkündür. Ayrıca besinleri kahvaltı, yemek ya da ara öğün olarak gruplandırarak daha anlamlı bir liste çıkarmak da mümkündür.

Çalışmamızda, sağlıklı bireyler, yatan hastalar ve sporcular için günlük beslenme çizelgesi elde edilmesi hedeflenmiştir. Çalışmamız, ileriki dönemde yapılacak uygulamalarda özel bir

hastalık nedeniyle belirli besin gruplarını tüketmesi sakıncalı olan bireyler için geliştirilmeye açıktır.

REFERANSLAR

1. Demirel U, Bahçecioglu İH. Enteral ve Parenteral Beslenmeye Klinik Yaklaşım. Güncel Gastroenteroloji 2010;149:14-3.
2. Ghisalberti EL. Propolis: a review. Bee World 1979;60:59-84.
3. Nazni P, Vimala S. Nutrition Knowledge, Attitude and Practice of College Sportsmen. Asian J Sports Med 2010;1(2):93-100.
4. Stigler GJ. The Cost of Subsistence. Journal of Farm Economics 1945;27(2):303-314.
5. Anderson AM, Earle MD. Diet Planning in the Third World by Linear and Goal Programming. J Opl Res Soc 1983;34:9-16.
6. Alpaslan F. Türkiye’de 6 Büyük İlde Doğrusal Programlama İle Optimum Beslenme Maliyetinin Minimasyonu (1994-97). Ondokuz Mayıs Üniversitesi Yayınları 1996;150:6-8.
7. Kaldırım E, Köse Z. Application of a Multi-objective Genetic Algorithm to the Modified Diet Problem. In Proceedings of Genetic and Evolutionary Computation Congress (GECCO) Seattle, USA, 2006.
8. Kılınç E. Diyet Problemlerinin Optimizasyonu ve Bir Uygulama. Yüksek Lisans Tezi, Isparta: Süleyman Demirel Üniv. Sosyal Bil. Enst. İşletme ABD, 2007.
9. Lv Y. Multi – Objective Nutritional Diet Optimization Based on Quantum Genetic Algorithm. In Proc. ICNC Tianjian, China, 2009;4:336-340.
10. Gümüştekin S, Şenel T. Beslenme Probleminde Genetik Algoritma Kullanılması. International Anatolia Academic Online Journal 2013;1(1):19-26.
11. Kreymann G, Adolph M, Mueller MJ. Working group for developing the guidelines for parenteral nutrition of The German Association for Nutritional Medicine. Energy expenditure and energy intake – Guidelines on Parenteral Nutrition, Chapter 3. German Medicine Science, 2009.
12. Harris JA, Benedict FG. A Biometric Study of Human Basal Metabolism. In Proceedings of the National Academy of Sciences USA, 1918;4(12):370-373.
13. Harris JA, Benedict FG. A biometric study of basal metabolism in man. Washington, DC: Carnegie Institution; 1919.
14. Roza AM, Shizgal HM. The Harris Benedict equation reevaluated: Resting energy requirements and the body cell mass. American Journal of Clinical Nutrition 1984;40(1): 168-182.
15. McNab BK, On the utility of uniformity in the definition of basal rate of metabolism. Physiol Zool 1997;70:718-720.
16. Cantekinler E, Gökbel H. Metabolik Hız ve Tayini. Genel Tıp Derg 1998;8(1):49-53.
17. Durnin JV. Practical estimates of energy requirements. J Nutr 1991;121(11):1907-1913.
18. Fletcher GF, Balady GJ, Amsterdam EA, et al. Exercise standards for testing and training: a statement for healthcare professionals from the American Heart Association. Circulation 2001;104:1694-1740.
19. Malone AM. Methods of assessing energy expenditure in the intensive care unit. Nutrition in Clinical Practice 2002;17:21-8.
20. Karaboğa D. Yapay Zekâ Optimizasyon Algoritmaları. İstanbul: Atlas Yayınları; 2004.
21. Murty KG. Optimization Models For Decision Making. Internet Edition 2003;1:1-18.
22. Papadimitriou CH, Steiglitz K. Combinatorial Optimization: Algorithms and Complexity. Mineola, New York: Dover Publications; 1998.
23. Corne D, Dorigo M and Glover F. New Ideas in Optimization. London, UK: McGraw-Hill; 1999.
24. Glover F, Kochenberger GA. Handbook of Metaheuristics. Norwell, MA: Kluwer Academic Publishers; 2003.
25. Korosec P (ed). New Achievements in Evolutionary Computation. InTech, 2010.
26. Leonora B, Dorigo M, Gambardella LM, Gutjahr WJ. A survey on metaheuristics for stochastic combinatorial optimization. Natural Computing 2009;8(2):239-287.

27. Blum C, Roli A. Metaheuristics in combinatorial optimization: Overview and conceptual comparison. *ACM Computing Surveys* 2003;35(3):268–308.
28. Karıcı A. Anew Metaheuristic Algorithm Based on Chemical Process: Atom Algorithm, In Proceedings of 1st International Eurasian Conference on Mathematical Sciences and Applications (IECMSA-2013) Prishtine/Kosova, 2012.
29. Erdoğan Yıldırım A, Karıcı A. Solutions of Travelling Salesman Problem using Genetic Algorithm and Atom Algorithm, In Proceedings of 2nd International Eurasian Conference on Mathematical Sciences and Applications (IECMSA-2013) Sarajevo/Bosnia and Herzegovina, 2013.
30. Karadoğan A, Karıcı A. Artificial Atom Algorithm for Reinforcement Learning, In Proceedings of 2nd International Eurasian Conference on Mathematical Sciences and Applications (IECMSA-2013) Sarajevo/Bosnia and Herzegovina, 2013.
31. Institute of Medicine of the National Academies. Dietary Reference Intakes For Energy, Carbohydrate, Fiber, Fat, Fatty Acids, Cholesterol, Protein, and Amino Acids. N.W. Washington, DC: The National Academies Press; 2002-2005.
32. Wu JY. Real-coded Genetic Algorithm-based Particle Swarm Optimization Method for Solving Unconstrained Optimization Problems, In Proceedings of International Conference on Electronics and Information Engineering (ICEIE 2010), 2010.
33. Boyd S, Vandenberghe L. *Convex Optimization*. New York: Cambridge University Press; 2004.
34. Rao SS. *Engineering Optimization: Theory and Practice*. New York: Third Edition, John Wiley & Son; 1996.
35. Arora JS. *Introduction to Optimum Design*. New York: McGraw-Hill; 1989.
36. Smith VE. Linear Programming Models for The Determination of Palatable Human Diets. *J Farm Econ* 1959;41:272-283.
37. Balintfy JL. Menu Planning by Computer. *Communications of the ACM* 1964;7(4):255-259.