Afyon Kocatepe Üniversitesi Fen ve Mühendislik Bilimleri Dergisi

Afyon Kocatepe University Journal of Science and Engineering

AKÜ FEMÜBİD **16** (2016) Özel Sayı (148-156) AKU J. Sci.Eng.**16** (2016) Özel Sayı (148-156)

Futbol Lig Müsabakası Algoritması: Lineer Olmayan Denklemlerin Çözümü için Yeni Bir Metot

Gökhan Demir[1], Erkan Tanyıldızı[2]

[1,2]*Fırat Üniversitesi, Teknoloji Fakültesi, Yazılım Mühendisliği, Elazığ.*

e-posta:gokhan.demir.dg@gmail.com, etanyildizi@gmail.com

Anahtar kelimeler
Optimizasyon; Metasezgisel Algoritmalar; Lineer Olmayan Denklemler; Futbol Lig Müsabakası Algoritması

Özet

Bu makale, lineer olmayan denklemlerin çözümü için yeni bir optimizasyon tekniği olan Futbol Lig Müsabakası (FLM) Algoritması'nı tanıtmaktadır. Spor tabanlı olan bu algoritma, futbol liglerinden ilham almıştır. FLM, takımlar arasındaki müsabakalara ve oyuncular arasındaki mücadelelere dayanır. Önerilen yöntem, diğer metasezgisel algoritmalarda olduğu gibi bir başlangıç popülasyonu ile başlar. Oyuncular olarak adlandırılan popülasyon bireyleri Sabit Oyuncular ve Yedek Oyuncular olmak üzere iki tiptir. Takımlar arasındaki müsabakalar; lig tablosunda üst sıraları ele geçirmeyi amaçlarken, oyuncular arasındaki mücadeleler ise bireysel iyileşmeler ile global optimuma doğru popülasyon bireylerinin yakınsamasını sağlar. FLM'nin; lineer olmayan denklemlerin çözümünde, diğer metasezgisel yöntemler ile karşılaştırıldığında optimum çözüme daha yakın ve hızlı sonuçlar verdiği görülmektedir.

Soccer League Competition Algorithm: A New Method for Solving of Nonlinear Equations

Keywords
Optimization; Meta heuristic Algorithms; Nonlinear Equations; Soccer League Competition Algorithm

Abstract

This paper introduces a novel optimization method named as Soccer League Competition (SLC) Algorithm for the solution of nonlinear equations. This algorithm is sports based and inspired from soccer leagues. SLC is based on the competitions among teams and players. It starts these arch with a population of candidate solution individuals as done in other meta heuristics algorithms. Population individuals are called players and they are classified as Fixed Players and Substitutes. The competition among teams aims to take the possession of the top ranked positions in the league table and the competitions among the player's results in the convergence of population individuals towards the global optimum. SLC has given more accurate and more rapid results for nonlinear equations systems when compared with other meta heuristics algorithms.

1. Giriş

Belirli sınırlamaları sağlayacak şekilde, bilinmeyen parametre değerlerinin bulunmasını içeren herhangi bir problem optimizasyon problemi olarak adlandırılabilir. Optimizasyon işleminde ilk adım olarak karar parametreleri veya karar değişkenleri ya da tasarım parametreleri olarak da adlandırılan parametreler setinin tanımlanması gerekir. Sonra bu parametrelere bağlı olarak bir maliyet fonksiyonu veya en büyük yapılacak bir kâr fonksiyonu ve problemi ile ilgili sınırlama fonksiyonları tanımlanmalıdır (Karaboğa, 2011).Lineer olmayan denklemlerin çözümü; mekaniksel hesaplama, hava tahmini, su dağıtım sistemleri, uçak kontrol, jeolojik petrol araştırmaları ve elektronik devre tasarımı gibi çeşitli mühendislik uygulamalarının ana sorunlarından biridir (Huang and Ma, 2000;Nocedal, 1999;Krzyworzcka, 1999; Ortega, 1970).Newton tipi yöntemlerin yakınsama ve performans özellikleri problemin çözümünde kullanılan x_0 başlangıç tahminine karşı oldukça duyarlıdır. Çözümde, başlangıç tahmini yanlış ise metot başarısız olur. Bununla birlikte çoğu lineer olmayan denklem için iyi bir başlangıç tahmini seçmek zordur (Frontini and Sormani, 2004).Lineer olmayan denklemlerin çözümü için bazı popülasyon tabanlı sezgisel yöntemler sunulmuştur. Bu yöntemlerden biri olan Parçacık Sürü Optimizasyonu (PSO) tekniği, ilk olarak kuş ve balık sürülerinin hareketlerinden esinlenerek doğrusal olmayan nümerik problemlere optimal sonuçlar bulmak için sosyolog-psikolog Kennedy ve elektrik mühendisi Eberhart (1995) tarafından ortaya atılmıştır. Yapay bağışıklık sistemleri, teorik bağışıklık ve karmaşık problem alanlarına uygulanan gözlemlenmiş bağışık fonksiyonlar, ilkeler ve modellerden esinlenmiş hesapsal sistemlerdir (De Castro and Timmis, 2002). Elektromanyetizma algoritması, Birbil ve Fang (2003) tarafından doğrusal olmayan fonksiyonların sınırlayıcısız global optimizasyonu için elektromanyetizma teorisindeki itme çekme mekanizmasından esinlenerek geliştirilmiştir. Sürü zekâsı alanının bir alt dalı olarak bilinen karınca koloni algoritması, karınca kolonilerinin yiyecek toplamasını esas alan, Dorigo ve ark. (1996) tarafından önerilen bir algoritmadır. Genetik Algoritma, doğal seçim ilkelerine dayanan ve temelleri Holland (1975) tarafından atılan arama ve optimizasyon yöntemidir. Arı koloni algoritmaları arıların yiyecek bulma vb. davranışlarından esinlenerek geliştirilmiş sürü zekâsı alanının en alt dallarındandır. Bu algoritmalar da arıların koloni halindeki davranışlarından esinlenerek geliştirilmiştir (Alataş, 2007).

Bu makale, lineer olmayan denklemlerin çözümü için Futbol Lig Müsabakası (FLM) olarak adlandırılan yeni bir spor tabanlı meta sezgisel algoritma sunmaktadır.

2. Futbol Lig Müsabakaları

Futbol ligi bir sezon boyunca takımların diğerleriyle mücadelelerini içerir. Bu ortamda güçlü takımların amacı lig tablosunda üst sıraları ele geçirmek iken zayıf takımların amacı ise ikinci lige düşmemek amacıyla birinci ligde kalmaktır. Sezon boyunca her takım biri kendi stadyumunda, diğeri rakip takımın stadyumunda olmak üzere iki kez oynar. Takımlar galibiyet için 3 puan alırken, mağlubiyet için puan almazlar. Takımlar puanlarına göre haftalık olarak sıralanırlar. Her sezon sonunda en çok puan alan takım şampiyonluk ile taçlandırılır. Maçların sayısı her sezondaki takımların sayısına bağlıdır. Örneğin; bir ligi oluşturan M takımlarının toplam maç sayısı Denklem 1 ile hesaplanır:

$$Toplam\ Maç = (M \times (M-1))/2 \quad (1)$$

Ligde her takım M - 1 bağımsız maça katılır ve her sezon sonunda toplam$(M \times (M-1))/2$müsabaka yapılmış olur.Lig tablosunun altındaki iki takım ikinci futbol ligine küme düşer. Buna karşılık; ikinci ligdeki ilk iki takım, küme düşen takımların yerini alır. Genel olarak promosyon noktaları gelecekte yıldız olma potansiyeli olan yeni oyuncular almaktır. Her takım 11 Sabit Oyuncu (SO) ve birkaç Yedek Oyuncudan (Y) oluşur. Bir takımın gücü oyuncularının gücüne bağlıdır. Ayrıca güçlü takımların maçları kazanma şansı daha yüksektir. Bununla birlikte oyun bitiminden önce kazananı kesin olarak tahmin etmek mümkün değildir. Takımlar arasındaki lig müsabakalarının yanı sıra her takımda iç mücadeleler de vardır. Oyuncular performanslarını geliştirerek antrenörün dikkatini çekmek için diğer oyuncular ile yarışırlar. Bu iç mücadele, takım gücünün ve kalitesinin artmasını sağlar. Her takımda Yıldız Oyuncu (YO) olarak adlandırılan bir kilit oyuncu vardır. YO takımda diğer oyuncular arasında en iyi performansa sahiptir. Ayrıca her ligde Süper Yıldız Oyuncu (SYO) olarak adlandırılan benzersiz bir oyuncu vardır. SYO ligdeki en güçlü oyuncudur.

Her maç sonrası, maçta kazanan ve kaybeden takımdaki oyuncular gelecek performanslarının geliştirilmesi için farklı stratejiler benimserler. Takım maçı kazandığında, Sabit Oyuncular Taklit Operatörü ile takımın YO'sunu ve ligin SYO'sunu taklit etmeyi denerler. Sabit Oyuncular, YO'ya yükselmek veya daha iyimser olacak olursak ligdeki SYO'nun yerini almak için bir deneyim amaçlar. Ancak esas kışkırtma, kazanan takımın Yedeklerinin Sabit Oyuncu olmayı amaçlamasıdır. Bu amaç için Yedekler, takımdaki Sabit Oyuncuların ortalama güçlerine yaklaşık olarak eşit performansa sahip olmayı denerler. Bu eğilim algoritmada Kışkırtma Operatörü olarak açıklanmaktadır. Başka bir deyişle yüksek kışkırtma Yedeklere gelecekte Sabit Oyuncu olmak için daha fazla şans verir. Diğer taraftan, kaybeden takımlar gelecek maçlarda daha iyi sonuçlara ulaşmak için performanslarını geliştirme yolları ararlar. Bu nedenle bu takımdaki Sabit Oyuncular oyun stillerini revize etmek zorundadır. Mutasyon Operatörü ile gerçekleştirilen bu revizyon onların eski alışkanlıklarından bazı değişiklikler içermelidir. Ek olarak, antrenör gelecekteki başarısızlıkları önlemek amacıyla Yedeklerin yeni kombinasyonlarını Yedek Operatörü ile dener.

Yukarıda belirtilen stratejiler maç sonrası takımların genel performanslarını geliştirir. Bu nedenle sezon sonunda tüm takımlar çok daha iyi oynarken takımların güçleri kademeli olarak artış gösterir. Oyuncular belirgin gelişimleri ile takımlarının kazanma şansını yükseltirler. Her ligde ilk sıradaki takımlar daha iyi finansal duruma sahiptir. Güçlü takımlar, diğer takımların güçlü oyuncularını alabilirler. Bu durum, gelecek sezonlar için onların güçlerini artırır.

2.1.Futbol Lig Müsabakası (FLM) Algoritması

Başarıya ulaşmak için bir futbol ligindeki takımlar arasındaki müsabakalar ile YO veya SYO olmak için oyuncular arasındaki mücadeleler optimizasyon problemlerinin çözümü için simüle edilebilir. Futbol liginde her oyuncunun en iyi olmayı arzulamasına benzer şekilde optimizasyon problemlerinde her çözüm vektörü global optimum noktayı arar. Bu nedenle her takımdaki YO, lokal çözüm vektörü ve ligdeki SYO, global çözüm vektörü olarak kabul edilebilir (Moosavian ve Roodsari, 2014).

Her takım çözüm vektörü olarak tanımlanan 11 Sabit Oyuncudan ve yedek çözüm vektörü olarak tanımlanan birkaç Yedek Oyuncudan oluşur. Her oyuncu için oyuncunun gücüne (OG) karşılık gelen bir amaç fonksiyon hesaplanır. Bir minimizasyon probleminde amaç fonksiyonun (maliyet fonksiyonu) daha küçük değerleri, oyuncuların güçlü olduğunu gösterir. Bir takımın toplam gücü, Sabit ve Yedek Oyuncularının ortalama güç değeri olarak tanımlanır. Takım gücü (TG) Denklem 2 ile hesaplanmaktadır. Denklem 3 maliyet ile oyuncu gücü arasındaki ilişkiyi göstermektedir.

$$TG(i) = (1/nOyuncu)\sum_{j=1}^{nOyuncu} OG(i,j) \quad (2)$$

nOyuncu, *i*. takımın toplam oyuncu sayısıdır. *OG(i,j)*, *i*. takımın *j*. oyuncusunun gücüdür.

$$OG(i,j) = 1/maliyet(i,j) \quad (3)$$

Her maçta daha güçlü takım daha fazla kazanma şansına sahiptir. Bir maçta her takımın kazanma olasılığı Denklem 4 ve 5'te verilmiştir:

$$Pv(k) = TG(k)/(TG(i) + TG(k)) \quad (4)$$
$$Pv(i) = TG(i)/(TG(i) + TG(k)) \quad (5)$$

Pv, galibiyet olasılığına dayanır. *Pv*(*k*) ve *Pv*(*i*) toplamının 1'e eşit olduğuna dikkat edilmelidir.

Her maçtan sonra kazanan, kaybeden takımlar ve Sabit, Yedek Oyuncular deneyim değişimi gerçekleştirir. Bu değişiklikler takımların ve oyuncuların performanslarını geliştirmek amacıyla aşağıdaki operatörler ile gerçekleştirilir:

a) Taklit Operatörü
b) Kışkırtma Operatörü
c) Mutasyon Operatörü
d) Yedek Operatörü

2.1.1.Taklit Operatörü

Kazanan takımın Sabit Oyuncuları (SO) gelecek performanslarını iyileştirmek için kendi takımlarındaki Yıldız Oyuncuyu (YO) ve ligdeki Süper Yıldız Oyuncunun (SYO) her ikisini de taklit eder. Benzer şekilde kazanan takımdaki Sabit Oyunculara ait çözüm vektörleri kendi takımlarının en iyi çözümüne ve ligin en iyi çözümüne doğru hareket eder. FLM Algoritması'nda taklit, Denklem 6 ve Denklem 7 ile gerçekleştirilir.

$$SO(i,j) = \mu_1 SO(i,j) + \tau_1\big(SYO - SO(i,j)\big) + \tau_2(YO(i) - SO(i,j)) \quad (6)$$

$$SO(i,j) = \mu_2 SO(i,j) + \tau_1\big(SY0 - SO(i,j)\big) + \tau_2(YO(i) - SO(i,j)) \quad (7)$$

Burada $\mu_1 \sim U(\theta,\beta), \mu_2 \sim U(0,\theta), \tau_1 \sim U(0,2)$ ve $\tau_2 \sim U(0{,}2)$uniform dağılıma sahip rastgele sayılardır.*SO*(*i*, *j*), *i*. takımın *j*. Sabit Oyuncusunu temsil eder ve *YO*(*i*), *i*. takımın Yıldız Oyuncusudur. Ayrıca$1 \leq \beta \leq 2, 0 \leq \theta \leq 1$ olması önerilir.

İlk olarak, kazanan takımın Sabit Oyuncularının (SO) çözüm vektörü, SO ve SYO'nun Denklem 6'da elde edilen vektör yönüne doğru büyük bir hareket deneyimler. Eğer yeni oluşturulan çözüm vektörünün bu yeni konumu eskisinden daha iyi ise onun yerini alır. Aksi halde çözüm vektörü sonuç vektörüne Denklem 7 ile orta ölçekli hareket eder. Eğer bu çözüm eskisinden daha iyi ise eski vektör ile yer değiştirirler. Açıklanan hareketlerin hiçbiri daha iyi çözüm vermez ise oyuncu kendi pozisyonunu korur, değişiklik olmaz.

2.1.2.Kışkırtma Operatörü

Kazanan takımın Yedekleri (Y), Sabit Oyuncu olmak için takımdaki Sabit Oyuncuların ortalama performans değerine eşit bir performans göstermek zorundadırlar. Bu süreç FLM Algoritması'nda Kışkırtma Operatörü olarak tanımlanmaktadır:

$Y(i,j) = C(i) + X_1\big(C(i) - Y(i,j)\big)(8)Y(i,j) = C(i) + X_2\big(Y(i,j) - C(i)\big)$(9)

$X_1 \sim U(0.9,\ 1)$ ve $X_2 \sim U(0.4,\ 0.6)$,uniform dağılıma sahip rastgele sayılardır. *C*(*i*), *i*. takımın Sabit Oyuncularının çözüm vektörlerinin ortalama değeridir. *Y*(*i*,*j*), *i*. takımın *j*. yedeğidir.

İlk olarak, kazanan takımda zayıf Yedek Oyuncunun çözüm vektörü Sabit Oyuncuların ağırlık merkezine Denklem 8 ile ileri doğru hareket dener. Eğer yeni oluşturulan çözüm vektörünün yeni pozisyonu eskisinden daha iyi ise eski vektör ile değiştirilir. Aksi halde belirtilen oyuncu ağırlık merkezinden geriye doğru Denklem 9 ile hareket edecektir. Eğer bu çözüm zayıf çözümden daha iyi ise bu vektör eskisi ile değiştirilir. Ele alınan hareketlerin hiçbiri zayıf çözümün iyileştirilmesi için daha iyi çözüm vermez ise, yeni bir vektör rastgele oluşturulur ve eskisi ile değiştirilir.

Genel bir görünümde, Kışkırtma Operatörü kazanan takımın zayıf Yedeklerine etki eder. Eğer Yedeklerin performanslarında belirgin bir ilerleme varsa takımda tutulurlar. Aksi halde onlar takımdan ihraç edilirken, rastgele oluşturulan yeni oyuncular (yeni çözüm vektörleri) gelecek oyunlar için takıma entegre edilir.

2.1.3.Mutasyon Operatörü

Bir maçta kaybeden takımın Sabit Oyuncularının güçleri, gelecek maçlardaki olası başarısızlıkları önlemek amacıyla revize edilmelidir. Bu operasyonu gerçekleştirmek için bazı oyuncuların konumları rastgele değiştirilir. Bu mekanizma, Genetik Algoritma'daki çözümlerde çeşitlilik oluşturmak için kullanılan mutasyon sürecine benzer.

2.1.4.Yedek Operatörü

Antrenörler, genelde gelecek oyunlar için Yedeklerin yeni kombinasyonlarını dikkate alırlar. Benzer şekilde bu algoritmada antrenörün etkisini yansıtmak için rastgele tabanlı yaklaşım uygulanır. Bunu yapmak için bir çift yeni Yedek vektörü test edilir. Eğer uygun cevap elde edilirse bu etkili çift takıma entegre edilir. Bu süreç, FLM Algoritması'nda Denklem 10'daki ve 11'deki Yedek Operatörü ile gerçekleştirilir:

$Y_{yeni}(i,j) = \alpha \times Y(i,j) + (1-\alpha) \times Y(i,k)(10)Y_{yeni}(i,k) = \alpha \times Y(i,k) + (1-\alpha) \times Y(i,j)$(11)

$\alpha \sim U(0,1)$,uniform dağılıma sahip rastgele bir vektördür. Yeni incelenen çiftlerin sayısının takım Yedeklerinin sayısına eşit olduğu görülebilir.

Genel bir görünümde, açıklanan 4 operatör algoritmada aşağıdaki etkileri yaratır:

a) Taklit Operatörü, algoritmanın arama kapasitesini artırır.
b) Kışkırtma Operatörü, kompleks optimizasyon problemleri için yüksek hassasiyet sağlar.
c) Mutasyon ve Yedek Operatörleri,

düzlüklerden ve lokal minimumlardan kaçış için önerilen algoritmaya yardım eder.

Her oyundan sonra açıklanan 4 operatör oyuncular üzerine etki eder ve takımların güçleri yeni çözümlere göre güncellenir. Güçlü takımların gelecek maçlarda başarılı olması daha muhtemeldir. Bu süreç sezon sonuna kadar devam eder ve ligin SYO'suoptimizasyon probleminin global optimumunu (en iyi çözümü) verir. Her sezon sonrası oyuncular güncellenen değerleri dikkate alınarak yeniden düzenlenirler. Yeni lig başlamadan önce en iyi oyuncular en iyi takımlara, ortalama düzeydeki oyuncular ortalama düzeydeki takımlara ve güçsüz oyuncular da lig tablosunun altındaki takımlara transfer edilir.

2.2. FLM Algoritması'nın Adımları ve Akış Diyagramı

Adım 1. Problemin Tanımlanması ve Algoritma Parametrelerinin Belirlenmesi

Bu adımda, optimizasyon problemi Denklem 12'de verildiği gibi tanımlanmıştır:

$$Min\ F(x) = \sum_{i=1}^{n} f_i^2\,(x), x = (x_1, x_2, \dots, x_n) \quad (12)$$

F(*x*) amaç fonksiyonudur. *x*, tüm x_i karar değişkenler kümesidir. *n* karar değişkenlerinin sayısıdır ve X_i her bir karar değişkeninin aralık kümesidir. Daha sonra sezon sayısı (*nSezon*), ligdeki takımların sayısı (*nTakım*), Sabit Oyuncuların sayısı (*nSabitOyuncu*) ve Yedeklerin sayısı (*nYedek*) belirlenmektedir.

Adım 2. Örneklerin Oluşturulması

Bir ligdeki toplam oyuncuların sayısı Denklem 13 ile hesaplanır.

nOyuncu = *nTakımx* (*nSabitOyuncu* + *nYedek*) (13)

Çoğu problem için şu şekilde önerilmektedir:

3 ≤ *nTakım* ≤ 5,
nSabitOyuncu = 11,
nYedek = 11

Bu adımda rastgele çözüm vektörleri ligdeki oyuncu sayısı kadar oluşturulur ve her vektör belirtilen oyuncu için ayrılır. Dolayısıyla TAKIM matrisi Denklem 14'teki gibi rastgele oluşturulur.

$$TAKIM = \begin{bmatrix} SO_1 \\ SO_2 \\ \vdots \\ SO_{nSabitOyuncu} \\ RO_1 \\ RO_2 \\ \vdots \\ RO_{nYedek} \end{bmatrix} (14)$$

$$= \begin{bmatrix} xF_1^1 & xF_2^1 & \cdots & xF_N^1 \\ xF_1^2 & xF_2^1 & \cdots & xF_N^2 \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ xF_1^{nSabitOyuncu} & xF_2^{nSabitOyuncu} & \cdots & xF_N^{nSabitOyuncu} \\ xR_1^1 & xR_2^1 & \cdots & xR_N^2 \\ xR_1^2 & xR_2^2 & \cdots & xR_N^2 \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ xR_1^{nYedek} & xR_2^{nYedek} & & xR_N^{nYedek} \end{bmatrix}$$

Daha sonra her çözüm vektörüne ait amaç fonksiyonu hesaplanır.

Adım 3. Takımların Değerlendirilmesi

Bu adımda tüm oyuncular hesaplanan güçlerine göre düzenlenir. Her takımın gücü oyuncularının ortalama gücüne eşittir.

Adım 4. Ligin Başlatılması

Bu adımda ligdeki tüm olası çiftler arasındaki karşılaşmalar başlatılır, her maçın kazananı ve kaybedeni belirlenir. Taklit operatörü, kazanan takımdaki Sabit Oyuncular üzerine etki eder.Kışkırtma Operatörü, kazanan takımın Yedekleri üzerine etki eder.Mutasyon Operatörü, kaybeden takımın 11 Sabit Oyuncusundan 3'ü üzerine etki eder.Yedek Operatörü kaybeden takımda belirlenen oyuncular üzerine etki eder. Daha sonra oyuncuların güçleri ve takımların güçleri güncellenir.Bu süreç sezon sonuna kadar devam eder.

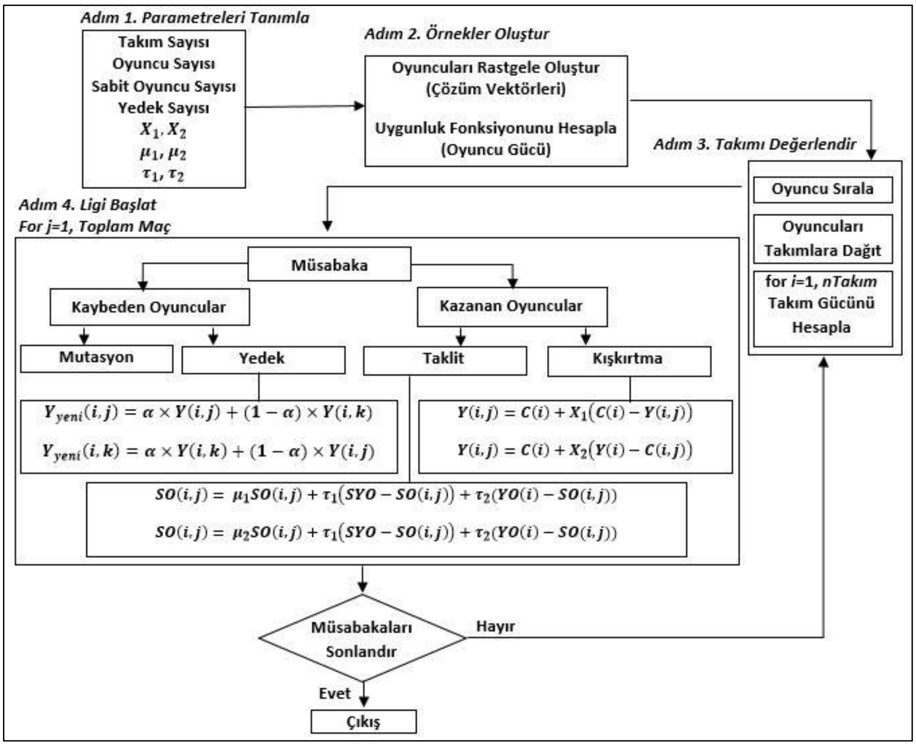
Adım 5. Küme Düşme ve Yükselme

Bu adımda en kötü takım birinci düzey ligden ihraç edilir ve karşılığında yeni takım lige dahil edilir. Dikkat edilmelidir ki bu adım sadece kompleks optimizasyon problemleri için uygulanmaktadır.

Adım 6. Durdurma Kriterinin Kontrol Edilmesi

Bu adımda; Adım 3, 4 ve 5 sona erdirme kriterine (*nSezon*) kadar tekrar edilir.

Şekil 1, optimizasyon problemlerinin çözümü için FLM Algoritması'nın akış diyagramını göstermektedir.



Şekil 1.FLM Algoritması'nın akış diyagramı.

3. Lig Şampiyonası Algoritması (LŞA)

LŞA birkaç haftalık yapay bir ligde spor takımlarının rekabetini taklit eder. Haftalık lig programına bağlı olarak çiftler halindeki takımlar arasındaki maçların sonuçları kazanan veya kaybeden olarak belirlenir. Her takım tarafından geliştirilmesi amaçlanan takım oluşturma ile oyun gücünün artırılması hedeflenmiştir.

Şampiyona sezon sonuna kadar devam etmekte ve takımlar ilerleyen haftadaki maçı kazanabilmek için takım oluşumlarını ve oyun stillerini önceki hafta maçlarını izleyerek, ihtiyaç duydukları değişiklikleri gerçekleştirirler.

Bir sonraki haftada mücadele için yeni bir çözüm oluşturmak amacıyla ihtiyaç duyulan değişiklikleri; her takım yapay bir maç analizini kullanarak, oyun sitilinde önceki hafta maçlarını izleyerek kendi ihtiyaç duyduğu değişiklikleri gerçekleştirir. Şampiyona sezon bitinceye kadar devam eder. Oyuncuların sezon sonu transferlerinin modellenmesine dayalı eklenebilir olan transfer modülü, algoritmanın global yakınsamasını arttırmak için geliştirilmiştir. LŞA bireylerin karşılaştırılmasına odaklanıp, içeriye ve dışarıya doğru arama fikrini etkileyerek kazanacak veya kaybedecek bireyleri belirler (Bingöl ve Alataş, 2015).

4. Parçacık Sürü Optimizasyonu (PSO)

PSO'nun temelinin sosyolojik esinlemeli olduğu söylenebilir. Çünkü algoritmanın orijinal fikri, kuşların sürü halinde toplanmasıyla ilişkilendirilmiş sosyolojik davranışlarına dayanır. Kuş, balık ve hayvan sürülerinin bir "bilgi paylaşma" yaklaşımı uygulayarak çevrelerine adapte olabilme, zengin yiyecek kaynağı bulabilme ve avcılardan kaçabilme yeteneklerinden esinlenmiştir.

Kuş toplulukları gerçek yiyecek kaynağını bilmemelerine rağmen, yiyecek kaynağından ne kadar uzakta olduklarını öğrenmeye çalışırlar. Öğrenmek için izlenen yöntem yiyecek kaynağına en yakın olan kuşu izlemektir. PSO'da her bir kuş parçacık olarak, kuş topluluğu da sürü olarak temsil edilir. Parçacık hareket ettiğinde, kendi koordinatlarının uygunluk değeri yani yiyeceğe ne kadar uzaklıkta olduğu hesaplanır. Bir parçacık, koordinatlarını, hızını yani çözüm uzayındaki her boyutta ne kadar hızla ilerlediği bilgisini, şimdiye kadar elde ettiği en iyi uygunluk değerini ve bu değeri elde ettiği koordinatları hatırlamalıdır. Çözüm uzayında her boyuttaki hızının ve yönünün her seferinde nasıl değişeceği, komşularının en iyi koordinatları ve kendi kişisel en iyi koordinatlarının birleşiminden elde edilecektir (Alataş, 2007).

5. Bulgular

Matematiksel fonksiyonlara bağlı iyi tanımlanmış kalite testi fonksiyonları, optimizasyon yöntemlerinin performanslarını ölçmek ve test etmek için kullanılabilir. FLM ile LŞA takım sayısı 4, sezon sayısı 50 ve PSO popülasyon sayısı 44, iterasyon sayısı 50 olacak şekilde iki boyutlu problemlerde global minimuma yakınsamaya çalışarak, Tablo 1'de verilen kalite testi fonksiyonlarından Rastrigin, Sphere, Ackley ve Rosenbrock fonksiyonlarına uygulanmıştır. Elde edilen sonuçlar ile FLM, LŞA ve PSO'nun performansları Tablo 2'de karşılaştırılmıştır.

5.1.Rastrigin Fonksiyonu

Rastrigin fonksiyonu içerisinde birden fazla lokal minimumu içeren ve bu yüzden de optimizasyon tekniklerinin performansını ölçmek için kullanılabilecek ideal bir test fonksiyonu ve problemdir. Fonksiyonun global minimumu iki boyutlu uzay için [0, 0] noktasıdır ve bu noktada $f(x)$ = 0'dır. Üç boyutlu uzay için ise [0, 0, 0] noktasıdır. Diğer bir deyişle boyut ne olursa olsun merkez nokta global minimumdur (Int. Kyn. 1).Rastrigin fonksiyonu Denklem 15'te verilmiştir.

$$f(x) = An + \sum_{i=1}^{n}[(x_i^2 - Acos(2\pi x_i))] \quad (15)$$
$$x_i \in [-5.12, 5.12]$$

5.2.Sphere Fonksiyonu

Testlerde kullanılan bir diğer fonksiyon Sphere fonksiyonudur. Kareler toplamını maksimize etmeyi hedefleyen bu fonksiyon algoritmaların performanslarını kıyaslamak için çok kullanılan fonksiyonlardan bir tanesidir. Sphere fonksiyonu Denklem 16'da verilmiştir.

$$f(x) = \sum_{i=1}^{n}(x_i^2) (16)$$
$$x_i \in [-5.12, 5.12]$$

5.3.Ackley Fonksiyonu

Ackley fonksiyonu derin lokal optimumları olan çok-modlu kalite testi fonksiyonlarından biridir. Fonksiyon, Denklem 17'de gösterilmiştir.

$$f(x) = -20exp\left(-\frac{1}{5}\sqrt{\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n} x_i^2}\right) - exp\left(\frac{1}{n}(\sum_{i=1}^{n}\cos(2\pi x_i))\right) + e + 20 (17)$$
$$x_i \in [-32.768, 32.768]$$

5.4 Rosenbrock Fonksiyonu

Denklem 18'de verilen bu kalite testi fonksiyonu bazı değerleri arasında önemli etkileşimleri olan tek modlu bir fonksiyondur. Birçok dar tepecik içerdiğinden dolayı zor bir fonksiyon olarak düşünülmektedir.

$$f(x) = \sum_{i=1}^{n}(100(x_i^2 - x_{i+1})^2 + (1 - x_i^2)) (18)$$
$$-15 \leq x_i \leq 15$$

Tablo1. Kalitetestifonksiyonları

Fonksiyon	Tanımı	Değişken değer aralığı
Rastrigin	$f(x) = An + \sum_{i=1}^{n}[(x_i^2 - Acos(2\pi x_i))]$	$x_i \in [-5.12, 5.12]$
Sphere	$f(x) = \sum_{i=1}^{n}(x_i^2)$	$x_i \in [-5.12, 5.12]$

Ackley	$f(x) = -20exp\left(-\frac{1}{5}\sqrt{\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n} x_i^2}\right) - exp\left(\frac{1}{n}\left(\sum_{i=1}^{n}\cos(2\pi x_i)\right)\right) + e + 20$	$x_i \in [-32.768,32.768]$
Rosenbrock	$f(x) = \sum_{i=1}^{n}(100(x_i^2 - x_{i+1})^2 + (1 - x_i^2))$	$-15 \leq x_i \leq 15$

Tablo 2. PSO, LŞA, FLM test sonuçları

Fonksiyon	PSO	LŞA	FLM
Rastrigin	2.83614e-09	5.692764e-01	**0.000000e+00**
Sphere	3.13912e-14	7.923702e-03	**1.091478e-21**
Ackley	**5.64082e-09**	9.471744e-01	7.499136e-05
Rosenbrock	1.48026e-09	6.207084e-01	**5.361286e-11**

6. Tartışma ve Sonuç

Bu makalede, lineer olmayan denklemlerin çözümü için yeni bir metasezgisel algoritma olan Futbol Lig Müsabakası (FLM) Algoritması tanıtılmıştır. Algoritma, 4 operatör kullanarak global optimum sonuca yakınsamaya çalışır. Popülasyon bireyleri Sabit Oyuncular ve Yedek Oyuncular olmak üzere iki tiptir. Algoritma; kalite testi fonksiyonlarından Rastrigin, Sphere, Ackley ve Rosenbrock fonksiyonlarına uygulanmış ve metasezgisel algoritmalardan olan LŞA ve PSO ile kıyaslandığında optimum sonuca daha yakın ve hızlı sonuçlar verdiği gözlemlenmiştir. Sonuç olarak önerilen algoritma, karmaşık optimizasyon problemleri ve lineer olmayan denklemlerin çözümü için kullanılabilir.

Kaynaklar

Alataş, B., 2007. Kaotik haritalı parçacık sürü optimizasyonu algoritmaları geliştirme. Doktora Tezi, Fırat Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, Elazığ, 140.

Bingöl, H., Alataş, B., 2015. Meta sezgisel optimizasyon tekniklerine spor tabanlı yeni bir yaklaşım: Lig şampiyonası algoritması. *Fırat Üniv. Fen Bilimleri Dergisi*, 27(1), 1-11.

Birbil, S.I.,and Fang, S.C., 2003. An electro magnetism-like mechanism for global optimization. *Journal of Global Optimization*, 25(3), 263-282.

De Castro, L.N. and Timmis, J., 2002. Artificial immune systems: A new computational intelligence systems. *Springer*, 357.

Dorigo, M.,Maziezzo, V., Colorni, A., 1996. The ant system: Optimization by a colony of cooperating ants. *IEEE Trans. On Systems, Man and Cybernetics Part B*,26(1), 29-41.

Frontini, M. and Sormani, E., 2004. Third-order methods from quadrature formulae for solving systems of nonlinear equations. *Applied Mathematics and Computation*, 149(3), 771-782

Holland, J.H., 1975. Adaptation in natural and artificial systems. *University of Michigan Press.*

Huang, D.G. and Ma, Y., 2000. Nonlinear numerical analysis. *Wuhan University Press.*

Karaboğa, D., 2011. Yapay zekâ optimizasyon algoritmaları. ISBN: 978-605-395-434-7, Nobel Yayın Dağıtım, 1-5.

Kennedy J. and Eberhart, R.C., 1995, Particles warm optimization. *Proc. of IEEE International Conference on Neural Networks,*4, 1942-1948.

Krzyworzcka, S., 1996. Extension of the lanczosand CGS methods to systems of nonlinear equations. *Journal of Computational and Applied Mathematics*, 69(1),181-190.

Moosavian, N. and Roodsari, B.K., 2014. Soccer league competition algorithm, a new method for solving systems of nonlinear equations. *Int. J. Intell. Sci.*, 4(1), 7-16.

Nocedal, S.J.J., 1999. Numerical optimization. *Spring Science + Business Media Inc*.

Ortega, W.R.J., 1970. Iterative solution of nonlinear equation in several variable. *AcademicPress*.

İnternet kaynakları

1-http://en.wikipedia.org/wiki/Rastrigin_function., (05.01.2016)