

**T.C.
İSTANBUL ÜNİVERSİTESİ
SOSYAL BİLİMLER ENSTİTÜSÜ
İŞLETME ANABİLİM DALI
SAYISAL YÖNTEMLER BİLİM DALI**

YÜKSEK LİSANS TEZİ

**ZAMAN KISITI ALTINDA TAKIM
ORYANTİRİNG PROBLEMLERİNİN YAPAY ARI
KOLONİSİ YAKLAŞIMI İLE ÇÖZÜMÜ**

MUHLİS ÖZDEMİR

2501101349

**TEZ DANIŞMANI:
PROF. DR. H. ÖNER ESEN**

İSTANBUL 2013



Y Ü K S E K L İ S A N S
T E Z O N A Y I

ÖĞRENCİNİN

Adı ve Soyadı : MUHLİS ÖZDEMİR

Numarası : 2501101349

Anabilim/Bilim Dalı : SAYISAL YÖNTEMLER

Tez Savunma Tarihi: 17.07.2013

Danışman : PROF.DR.ÖNER ESEN

Tez Savunma Saati : 10.30

Tez Başlığı : ZAMAN KISITI ALTINDA TAKIM ORYANTİRİNG PROBLEMLERİNİN
YAPAY ARI KOLONİSİ YAKLAŞIMI İLE ÇÖZÜMÜ

TEZ SAVUNMA SINAVI, Lisansüstü Öğretim Yönetmeliği'nin 36. Maddesi uyarınca yapılmış, sorulan sorulara alınan cevaplar sonunda adayın tezinin KABULÜ'NE OYBİRLİĞİ / ~~OYÇOKLUĞUYLA~~ karar verilmiştir.

JÜRİ ÜYESİ	İMZA	KANAATI (KABUL / RED / DÜZELTME)
PROF.DR.ÖNER ESEN		KABUL
PROF.DR.ŞAKİR ESNAF		KABUL
DOÇ.DR.TUNÇHAN CURA		KABUL

YEDEK JÜRİ ÜYESİ	İMZA	KANAATI (KABUL / RED / DÜZELTME)
DOÇ.DR.TUĞBA GÜRSOY		
DOÇ.DR.ALP BARAY		

ZAMAN KISITI ALTINDA TAKIM ORYANTİRİNG PROBLEMLERİNİN YAPAY ARI KOLONİSİ YAKLAŞIMI İLE ÇÖZÜMÜ

Muhlis ÖZDEMİR

ÖZET

İnsanođlu, insanlık var olduđundan bu yana karmaşık dünya problemleri ile mücadele etmek zorunda kalmıştır. Bu problemlerle başa çıkabilmek için birçok optimizasyon tekniđi vardır ve her geçen gün arařtırmacılar tarafından yeni teknikler geliřtirilmektedir. Sürü zekâsı temelli olan Yapay Arı Kolonisi(YAK) bu tekniklerden birisidir. Meta-sezgisel bir teknik olan YAK, arıların yuvalarına besin taşımalarının gözlemlenmesi ile ortaya çıkmış ve arı kolonilerinden esinlenilmiş bir tekniktir. Bu çalışmada zaman kısıtı altında takım oryantiring problemi literatürde yer alan örnek problemlere uygulanacaktır. Daha önce İteratif Yerel Arama(IYA), Deđişken Komşuluk Araması(DKA), Hızlı Tavlama Benzetimi(HTB) ve Yavaş Tavlama Benzetimi(YTB) teknikleri ile elde edilmiş olan sonuçlar YAK ile elde edilmiş olan sına ma sonuçları ile karşılaştırılacaktır. Yapılan çalışmalar YAK ile elde edilen sonuçların IYA, DKA, HTB ve YTB ile elde edilen sonuçlar kadar iyi olduğunu göstermektedir.

Anahtar Kelimeler: Sürü Zekâsı, Yapay Arı Kolonisi, Meta-Sezgisel, İteratif Yerel Arama, Deđişken Komşuluk Araması, Hızlı Tavlama Benzetimi, Yavaş Tavlama Benzetimi

SOLVING THE TEAM ORIENTEERING PROBLEM WITH TIME WINDOWS USING THE ARTIFICIAL BEE COLONY APPROACH

Muhlis ÖZDEMİR

ABSTRACT

Human being have to tackle with the complex real world problems throughout the existence of humanity. There are many optimization techniques to deal with these problems and advancing more techniques day by day by the researchers. Artificial Bee Colony(ABC) is one of them and a Swarm Intelligence(SI) based approach. ABC is a meta-heuristic method that was inspired by honey bee colonies and based on observing the nourishment behaviour of honey bees. In this study Team Orienteering Problem with Time Windows(TOPTW) test instances which take part in the literature will be evaluated by using ABC. The ABC test results will be compared Iterated Local Search(ILS), Variable Neighbourhood Search(VNS), Fast Simulated Annealing(FSA) and Slow Simulated Annealing(SSA) techniques. Numerical experiments show that ABC is very competitive and have good results when compared with the ILS,VNS,FSA and SSA techniques.

Key Words: Swarm Intelligence, Artificial Bee Colony, Meta-Heuristic, Iterated Local Search, Variable Neighbourhood Search, Fast Simulated Annealing, Slow Simulated Annealing

ÖNSÖZ

Günümüzde insanoğlu hayvanları ve hayvan davranışlarını izleyerek birçok alanda hayvanlardan çok fazla yararlanmıştır. Bunun bir örneği de Yapay Arı Kolonisi Yaklaşımı(YAKY)dır. 2005 yılında Derviş Karaboğa tarafından arıların besin kaynağı arama davranışlarından hareketle optimizasyon amaçlı geliştirilen Yapay Arı Kolonisi(Artificial Bee Colony, ABC) yaklaşımı son yıllarda büyük önem kazanmıştır.

2005 yılında geliştirilmesine rağmen literatürde bu alanda yapılmış çok fazla çalışma vardır. İlk yıllarda çok fazla çalışma olmamasına rağmen 2009 yılından itibaren bu alanda yapılan çalışmalar hızlı bir şekilde artmıştır.

Son zamanlarda popüler bir konu olması, ilgili alanda ulusal tez merkezinde çok fazla yapılmış tez çalışması bulunmaması ve zaman kısıtı altında takım oryantiring problemlerinin çözümü noktasında yapay arı kolonisinin kullanılmasıyla ilgili yeterli çalışma olmaması bu tezin yazılma amacının itici noktasını oluşturmaktadır.

Bu çalışmada bana her konuda destek olan ve yönlendirici tutumuyla tez konusu belirlemem konusunda yardımcı olan danışman hocam Prof. Dr. Öner Esen'e teşekkürü bir borç bilirim. Yine tez yazma sürecinde bilgi ve tecrübelerini benimle paylaşan ve fikirleriyle tezimi şekillendirmemde ve ayrıca ihtiyaç duyduğum kaynaklar noktasında yardımcı olan Doç. Dr. Tunçhan Cura'ya en derin teşekkürlerimi sunarım.

Zaman zaman beni motive eden ve tez yazma dönemimde Matlab programında bana yardımcı olan çalışma arkadaşlarıma teşekkür ederim.

Yoğun bir tempoyla gerçekleştirdiğim çalışmalarım esnasında büyük bir sabır gösteren, rahat bir şekilde çalışmalarımı sürdürmeme ortam hazırlayan eşim Behice ÖZDEMİR'e teşekkür ederim.

Ayrıca bugünlere gelmemde çok büyük emekleri bulunan benden her türlü maddi ve manevi desteklerini esirgemeyen annem Aysel ÖZDEMİR'e ve babam Mehmet Nuri ÖZDEMİR'e sonsuz teşekkürler.

Bu tez, İstanbul Üniversitesi Öğretim Üyesi Yetiştirme Programı(ÖYP) Koordinatörlüğü tarafından desteklenmiştir. Proje No: PT-2013.003/25-10

İÇİNDEKİLER

ÖZET.....	iii
ABSTRACT.....	iv
ÖNSÖZ	v
İÇİNDEKİLER	vii
ŞEKİLLER LİSTESİ	ix
TABLOLAR LİSTESİ.....	x
KISALTMALAR LİSTESİ.....	xi
GİRİŞ	1
1. SEZGİSEL(HEURİSTİC) TEKNİKLER VE SÜRÜ ZEKÂSİ TEKNİKLERİ.....	4
1.1. SEZGİSEL(HEURİSTİC) TEKNİKLER	5
1.1.1. Tabu Araştırma.....	8
1.1.1.1. Tabu Araştırma Hafızası	10
1.1.1.1.1. Yakın Geçmiş Tabanlı Bellek Yapısı.....	10
1.1.1.1.2. Sıklık Tabanlı Bellek Yapısı	11
1.1.2. Genetik Algoritma.....	14
1.1.2.1. Genetik Algoritma Terminolojisi	15
1.1.2.2. Genetik Algoritma Operatörleri	17
1.1.2.2.1. Tek Noktalı Çaprazlama.....	18
1.1.2.2.2. Çift Noktalı Çaprazlama.....	18
1.1.2.2.3. Tek Biçimli Çaprazlama.....	19
1.1.2.2.4. Sıralı Kromozom Çaprazlama	19
1.1.2.3. Genetik Algoritma Parametreleri	20
1.1.3. Tavlama Benzetimi.....	21
1.2. SÜRÜ ZEKÂSİ(SWARM INTELLIGENCE) TEKNİKLERİ.....	27
1.2.1. Karınca Kolonisi Optimizasyonu	28
1.2.1.1. Karıncaların Besin Arama Davranışları	29
1.2.1.2. Karınca Koloni Algoritması	31
1.2.2. Parçacık Sürü Optimizasyonu.....	34

1.2.2.1. PSO Terimleri ve Parametreleri	35
1.2.3. Yapay Arı Kolonisi.....	38
2. YAPAY ARI KOLONİSİ YAKLAŞIMI	40
2.1. Literatür Taraması.....	40
2.2. Arıların Besin Arama Davranışları	63
2.3. Yapay Arı Kolonisi Algoritması	67
2.3.1. Rastgele Besin Kaynaklarının Üretilmesi.....	70
2.3.2. İşçi Arıların Besin Kaynaklarına Gönderilmesi.....	70
2.3.3. Gözcü Arıların Besin Kaynaklarına Gönderilmesi.....	72
2.3.4. Besin Kaynağının Terk Edilmesi ve Kâşif Arı Üretilmesi	72
3. ZAMAN KISITI ALTINDA TAKIM ORYANTİRİNG(ORIENTEERING) PROBLEMİ	74
3.1. Matematiksel Model.....	78
4. ZAMAN KISITI ALTINDA TAKIM ORYANTİRİNG PROBLEMLERİNİN YAPAY ARI KOLONİSİ YAKLAŞIMI İLE ÇÖZÜMÜ	82
4.1. Parametre Seçimi	91
5. SONUÇLAR VE ÖNERİLER	93
KAYNAKÇA.....	101

ŞEKİLLER LİSTESİ

Şekil 1: Sezgisel teknikler şeması	7
Şekil 2: Tabu araştırma şeması	13
Şekil 3: GA'nın tekrarlı yapısı.....	15
Şekil 4: Tek noktalı çaprazlama örneği.....	18
Şekil 5: Çift noktalı çaprazlama örneği.....	18
Şekil 6: Tek biçimli çaprazlama örneği	19
Şekil 7: Sıralı kromozom çaprazlama örneği	20
Şekil 8: Karıncaların yuva-besin ve besin-yuva arası yolculukları.....	30
Şekil 9: Engelle karşılaşan karıncalar	31
Şekil 10: Engelle karşılaşan karıncaların rastgele davranış sergilemeleri	31
Şekil 11: Kısa yolu tercih eden karıncalar	31
Şekil 12: Yıllara göre YAK ile yapılan yayın sayıları	39
Şekil 13: Arıların besin arama çevrimi	67
Şekil 14: Başlangıç rotaları	84
Şekil 15: Araç rotalarının gösterilmesi	87
Şekil 16: Rastgele üretilmiş rota	89
Şekil 17: Yer değiştirme operatörü uygulanmış rota	90
Şekil 18: Ekleme operatörü uygulanmış rota	90
Şekil 19: Ters çevirme operatörü uygulanmış rota	90
Şekil 20: YAKA şeması	92

TABLULAR LİSTESİ

Tablo 1: Depo ve şehir bilgileri	84
Tablo 2: Koordinat matrisi	86
Tablo 3: Denenen parametre değerleri ve seçilen değerler	91
Tablo 4: Righini ve Salani' ye ait problemlerin sınama sonuçları ile ABC(YAK)'nin karşılaştırılması	96
Tablo 5: Montemanni ve Gambardella' ya ait problemlerin sınama sonuçları ile ABC(YAK)'nin karşılaştırılması	97
Tablo 6: Righini ve Salani' ye ait olan problemlerin ortalama sınama sonuçları	98
Tablo 7: Montemanni ve Gamberdella'ya ait olan problemlerin ortalama sınama sonuçları	99

KISALTMALAR LİSTESİ

- ABC - Artificial Bee Colony
ACS – Ant Colony System
BOA – Bakteri Optimizasyon Algoritması
ÇAYAK – Çok Amaçlı Yapay Arı Kolonisi
DGA – Diferansiyel Gelişim Algoritması
DKA – Değişken Komşuluk Arama
DYAK – Diferansiyel Yapay Arı Kolonisi
DYAKA – Diferansiyel Yapay Arı Kolonisi Algoritması
EYDP – Ekonomik Yük Dağıtım Problemi
FSA – Fast Simulated Annealing
GA – Genetik Algoritma
GABC – Guided Artificial Bee Colony
GRASP – Greedy Randomized Adaptive Search Procedure
GSP – Gezen Satıcı Problemi
HTB – Hızlı Tavlama Benzetimi
ILS – Iterated Local Search
IEEE – Institute of Electrical and Electronical Engineers
IYA – İteratif Yerel Arama
KEA – Kuantum Evrimsel Algoritması
KK – Karınca Kolonisi
KKA – Karınca Koloni Algoritması
KKOA – Karınca Kolonisi Optimizasyon Algoritması
KSOA – Kedi Sürü Optimizasyonu Algoritması
PSO – Particle Swarm Optimization
SSA – Slow Simulated Annealing
TA – Tabu Araştırma
TB – Tavlama Benzetimi
TDK – Türk Dil Kurumu
TOPTW – Team Orienteering Problem with Time Windows

VNS – Variable Neighborhood Search
YAK – Yapay Arı Kolonisi
YAKA – Yapay Arı Kolonisi Algoritması
YAKP – Yapay Arı Koloni Programlama
YAKY – Yapay Arı Kolonisi Yaklaşımı
YTB – Yavaş Tavlama Benzetimi
YSA – Yapay Sinir Ağları

GİRİŞ

Teknolojinin gelişmesine paralel olarak her geçen gün insanlar bilgisayarlardan daha fazla faydalanmaktadırlar. İnsanların çok uzun sürede çözebilecekleri hatta bazen çözemeyecekleri problemleri bilgisayarlar çok daha hızlı ve kolay bir biçimde çözebilmektedir. Bundan dolayı bilgisayarlar hayatımızın vazgeçilmez bir parçası haline gelmiştir.

İnsanların karşılaştıkları problemleri bilgisayarlar vasıtasıyla çözebilmeleri için karşı karşıya kaldıkları problemleri bilgisayara tanıtmaları gerekir. Tanıtılan problem veya sorun bilgisayar tarafından anlaşılıp, işlenip insan amacına uygun sonuçlar üretmelidir. Basit olarak bilgisayarlardan faydalanmak bu şekilde ifade edilebilir. Teknolojinin gelişmesi ile birlikte tıpkı bir insan gibi davranabilen, bir insan gibi düşünebilen, kendi kendine öğrenip, kendi kendini geliştirebilen bilgisayarların geliştirilmesi hiç de uzak olmayan bir ihtimaldir. Bu noktada yapay zekâ ve optimizasyon kavramları karşımıza çıkmaktadır. Yapay zekâ ve optimizasyon ile ilgili yapılmış, genel kabul görmüş tek bir tanım bulunmamakla birlikte literatürde birden fazla tanım yapıldığı görülmektedir.

Nabiyev' e göre Yapay zekâ, kabaca; bir bilgisayarın ya da bilgisayar denetimli bir makinenin, genellikle insana özgü nitelikler olduğu varsayılan akıl yürütme, anlam çıkartma, genelleme ve geçmiş deneyimlerden öğrenme gibi yüksek zihinsel süreçlere ilişkin görevleri yerine getirme yeteneği olarak tanımlanmaktadır¹.

Optimizasyon genel anlamda var olan bir problem için bulunan en iyi çözümdür². Yani mevcut kısıtlar altında ve belirli bir süre zarfında maksimizasyon veya minimizasyon yaparak eniyileme çalışmasıdır. Optimizasyon birçok çalışma alanının kapsamına girmektedir. Matematikten yöneylem araştırmasına, bilgisayar ve

¹ Nabiyev Vasif Vagifoglu, Yapay Zekâ, Seçkin Yayıncılık, sy. 25, 2010

² Chiong Raymond, Nature Inspired Algorithms for Optimisation, sy. 2, 2009

mühendislik bilimlerinden yapay zekâya kadar birçok alanda optimizasyon tekniklerinden faydalanılmaktadır³. Bir problemin optimum çözümünün bulunabilmesi için optimizasyon tekniklerinden faydalanılmaktadır. Uygulama alanının çok geniş olması nedeniyle optimizasyon için birçok tanımlama yapılmıştır. Dolayısıyla kesin bir tanım vermek mümkün değildir.

Matematiksel optimizasyon genellikle doğrusal olmayan programlama, matematiksel programlama veya nümerik optimizasyon şeklindedir⁴. Bilgisayar ve mühendislik bilimlerinde ise; performans maksimize edilirken, kullanılan kaynaklar ve problem çözme süresi minimize edilmeye çalışılır⁵. İşletmecilik sektöründe ise insanlar ürettikleri ürünlerin, ürün proseslerinin etkinliğini veya kalite ve albenisini optimize etmeye çalışırlar⁶.

Günlük hayatımızda da hemen hemen her an insanlar farkında olmadan bir şeyleri optimize etmeye çalışmaktadırlar. Genellikle kazancımızı maksimize, kaybımızı da minimize etmeye çalışırız. Örneğin Bir yerden bir yere ulaşırken en kısa mesafeli yolu kullanırız ya da en az maliyetle varılmak istenen noktaya ulaşmak isteriz. Acaba üretmiş olduğumuz çözümler gerçekten optimal midir? Yani kazancımızı maksimize etmeye çalışırken başka bir şeyden kaybımız söz konusu mudur? Ya da elde ettiğimiz çözüm noktasından başka bir noktadayken, daha fazla kazanç elde etmemiz mümkün müdür? Maliyet minimizasyonu yaparken de aynı şeyleri söylemek mümkündür. Her durumda en iyiye ulaştığımızı söylememiz pek de doğru bir yaklaşım olmasa gerek çünkü gerçek hayat problemlerinde karşı karşıya kaldığımız çok fazla kısıt söz konusudur. Bu kısıtların tamamını aynı anda sağlayabilmek elbette mümkün değildir. Bu nedenle bulunan bir çözümün ya da çözümlerin optimal olup olmadığının anlaşılabilmesi ve var olan kısıtların sağlanabilmesi için bazı

³ Akay Bahriye, Nümerik Optimizasyon Problemlerinde Yapay Arı Kolonisi Algoritmasının Performans Analizi, sy. 25, 2009

⁴ Snyman Jan A., Practical Mathematical Optimization, sy. 2, 2005

⁵ Chiong Raymond, a.g.e. sy. 2, 2009

⁶ Chiong Raymond, a.g.e. sy. 3, 2009

optimizasyon teknikleri geliştirilmiştir. İnsanlar bu tür problemlere çözüm bulabilmek için doğada canlıları izlemiş ve bilgisayarlardan bu noktada çok fazla faydalanmıştır.

İnsanlar, medeniyetler boyunca sürekli gelişim sergilemiş ve ihtiyaçlarını artık yeterli düzeyde karşılamayan her şeyi iyileştirmeye çalışmışlardır. Bu durum her alanda hissedilir bir şekilde görülmektedir. Optimizasyon teknikleri de zaman içinde gelişim göstermiştir. Önceleri klasik optimizasyon teknikleri kullanılıyorken artık sezgisel(heuristic) ve meta-sezgisel(meta-heuristic) tekniklerden de faydalanılmaktadır.

Bu çalışmanın ilerleyen bölümlerinde sırasıyla sezgisel tekniklerden Tabu Araştırma, Genetik Algoritma ve Tavlama Benzetiminden ve sürü zekâsı tekniklerinden Karınca Koloni Optimizasyonu, Parçacık Sürü Optimizasyonu ve Yapay Arı Kolonisi Yaklaşımından bahsedilecek ve Yapay Arı Kolonisi Yaklaşımı kullanılarak zaman kısıtı altında takım oryantiring problemlerinin çözümünü anlatan bir uygulama yapılacaktır.

1. SEZGİSEL(HEURİSTİC) TEKNİKLER VE SÜRÜ ZEKÂSI TEKNİKLERİ

İnsanlar bilgisayarlardan farklı olarak gündelik hayatta karşılaştıkları olaylar ya da problemler karşısında hızlı ve etkili kararlar alıp uygulayabiliyorken, bu durum karmaşık matematiksel problemlerin çözümünde oldukça farklıdır. Örneğin aracıyla hareket halindeki bir insan yola aniden çıkan bir çocuğu gördüğünde hızlı bir şekilde karar alıp aldığı bu kararı uygulayarak frene basar. Ancak insanlar, karmaşık matematiksel problemleri çözerken yukarıdaki örnekteki kadar hızlı olamayabilirler. Problem çözme süreci çok daha uzun olabilir ya da çözüm doğru olmayabilir. İşte bu ve bu gibi nedenlerden dolayı insanlar karmaşık problemlerin çözümünde bilgisayarlardan faydalanırlar. Çünkü bilgisayarlar matematiksel problemlerin çözümünde insanlara nazaran çok daha hızlı ve etkilidirler. Fakat bilgisayardan faydalanırken de mevcut durumların ve sonuçlarının bilgisayarlara tanıtılması birer girdi olarak sunulması gerekir.

İnsanlar doğadaki canlıları izleyerek ve bu canlılardan etkilenecek ihtiyaç duydukları şeylere çözümler üretmişlerdir. Üretilen bu çözümler havacılık sektöründen sağlık sektörüne, tarım sektöründen savunma sanayiine kadar çok geniş bir yelpazeyi kapsamaktadır. Bu ve buna benzer çok sayıda örnek vermek mümkündür. Doğadan esinlenerek problem çözme uğraşı insan bilgisayar etkileşimini artırmış ve bunun doğal bir sonucu olarak sezgisel tekniklerin ortaya çıkmasına neden olmuştur.

Bir problemin matematiksel ve mantıksal çözümünün sonlu sayıda adımla belirlenmesine algoritma denir⁷. Sezgisel(heuristic) tekniklerin ortaya çıkması çeşitli algoritmaların üretilmesi ile mümkün olmuştur.

⁷ Baykal Ramazan, Örneklerle Temel Matlab, Murathan Yayınevi, sy. 16, 2010

Sezgisel teknikler sayesinde çok kısa sürede çözümler elde edilebilmekte ve birçok probleme sezgisel teknikler uygulanabilmektedir. Ancak bu yöntemlerle bulunan çözümlerin optimum çözüm olup olmadığının belirsiz oluşu ve birçok parametrenin uygun şekilde tasarlanmasının gerekliliği bu yöntemlerin dezavantajını oluşturmaktadır⁸.

Bu bölümde genel hatları ile sezgisel tekniklerden tabu araştırma, genetik algoritma, ve tavlama benzetiminden bahsedilecektir. Yine sezgisel tekniklerden olmasına rağmen, yapay arı kolonisi yaklaşımı, karınca kolonisi yaklaşımı ve parçacık sürü optimizasyonu yaklaşımı sürü zekâsı teknikleri başlığı altında incelenecektir.

Bu tezin konusu yapay arı kolonisi yaklaşımı olduğundan sezgisel teknikler ve sürü zekâsı konuları genel hatları ile irdelenecek olup yapay arı kolonisi yaklaşımı daha ayrıntılı olarak ele alınacaktır.

1.1. SEZGİSEL(HEURİSTİC) TEKNİKLER

Bu başlık altında literatürde yer alan sezgisel teknikler hakkında genel bilgiler verilecektir. Sezgisel teknikler hakkında genel bilgiler vermeden önce sezgisel kelimesi hakkında bilgi vermek daha yararlı olacaktır. Sezgisel kelimesi Türkçe literatürde “Sezgisel” olarak kullanılmakla birlikte yabancı literatürde “Heuristic” olarak kullanılmaktadır. Heuristic, “heuriskein” fiilinden türetilmiştir. Bu fiil keşfetmek, bulmak anlamına gelmektedir⁹. Sezgisel tekniklerin hiç birisi tam anlamıyla kesin çözümü bulduğunu iddia edemez. Sezgisel teknikler sadece en iyi çözümü elde etmeye çalışan tekniklerdir. Sezgisel teknik ile ilgili bir tanım vermek gerekirse şöyle bir tanımlama yapmak mümkündür. Bir sezgisel teknik, kabul

⁸ Özsağlam Mehmet Yasin, Parçacık Sürü Optimizasyonu Algoritmasının Gezgin Satıcı Problemine Uygulanması ve Performansının İncelenmesi, sy.1, 2009

⁹ Cura Tunçhan, Modern Sezgisel Teknikler ve Uygulamaları, Papatya Yayınevi, sy. 14, 2008

edilebilir hesaplama maliyetleri ile uygunluğu veya optimalliği kesin sağlamasa da optimale yakın çözümü arayan bir tekniktir¹⁰.

Problemlerin çözümünde sezgisel teknikler kullanıldığında çözüm uzayında yer alan bütün çözümleri bulmak yerine sezgisel çözümün yaklaşımına bağlı olarak bazı çözümler bulunur. Bu nedenle sezgisel teknik kullanılarak elde edilmiş olan bir sonucun, bu yöntemle bulunan en iyi sonuç olarak değerlendirilmesine karşın optimal olduğu iddia edilemez. Çözüm uzayında yer alan bütün çözümlerin gerçekleştirilmesi problemde yer alan kısıtlara bağlı olmakla birlikte çoğu zaman mümkün değildir. Bütün çözümlerin elde edilmesi ya çok uzun zaman alacaktır ya da çözüm uzayının sonsuz olmasından dolayı hiçbir zaman çözüm gerçekleştirilemeyecektir.

Sezgisel optimizasyon algoritmaları, biyoloji tabanlı, fizik tabanlı, sürü tabanlı, sosyal tabanlı, müzik tabanlı ve kimya tabanlı olmak üzere altı farklı grupta değerlendirilmektedir. Sürü zekâsı tabanlı optimizasyon algoritmaları kuş, balık, kedi ve arı gibi canlı sürülerinin hareketlerinin incelenmesiyle geliştirilmiştir¹¹. Sezgisel tekniklerin birden fazla olmasının nedeni her bir çözüm yönteminin kendine özgü çözüm metotlarının olmasıdır. Sezgisel tekniklerde kullanılan çözüm yöntemlerinin bazılarında sürekli optimizasyon bazılarında ise kesikli optimizasyon kullanılmaktadır. Problem çözüm sürecinde problem yapısına bağlı olarak sürekli ve kesikli olmak üzere iki optimizasyon tekniği vardır. Kesikli optimizasyonda tam sayılı değerler, sürekli optimizasyonda tam sayılı olmayan değerler de yer alır. Sezgisel yöntemde kullanılan amaç fonksiyonu problemin yapısına bağlı olarak sabit amaç fonksiyonu veya değişken amaç fonksiyonu şeklinde olabilir. Aynı şekilde sezgisel tekniklerde kullanılan algoritmalarda komşuluk yapısı tek komşuluk yapısı ya da değişken komşuluk yapısı şeklinde olabilir. Bir diğer husus ise kullanılan hafıza tipidir. Tekniğe göre değişkenlik göstermekle birlikte kullanılan algoritmaya

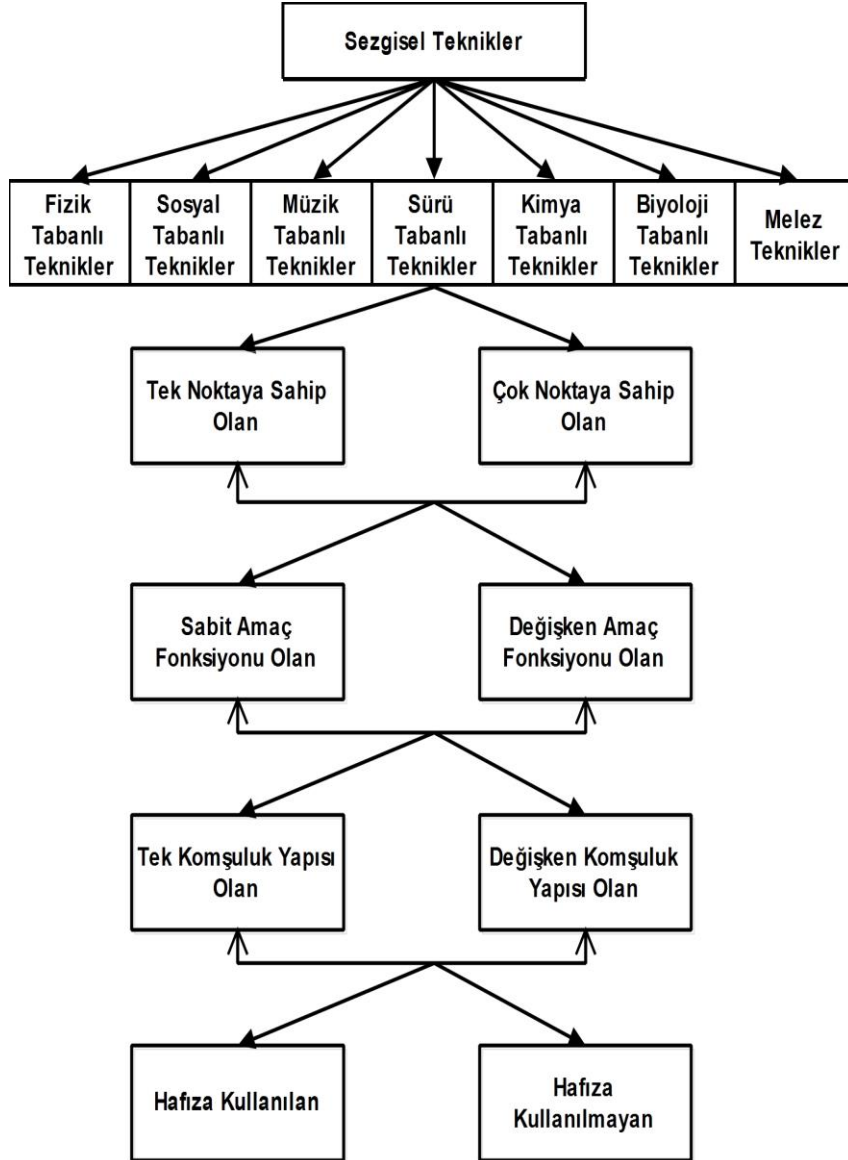
¹⁰ Reeves C. R., Modern Heuristic Techniques for Combinatorial Problems, Mcgraw Hill Book Co Ltd, 1995

¹¹ Akyol S., Alataş B., Güncel Sürü Zekâsı Optimizasyon Algoritmaları, sy. 36, 2012

bağlı olarak süreçte hafıza olabilir veya olmayabilir. Bu tür durumlara kullanıcının kendisi ihtiyaçları doğrultusunda karar vermek durumundadır. Aşağıda yer alan şekilde sezgisel yöntemler gösterilmektedir.

Sezgisel teknikler konusuna giriş niteliğinde bilgiler verildikten sonra sırası ile tabu araştırma konusu, genetik algoritma konusu ve tavlama benzetimi konuları irdelenecektir.

Şekil 1: Sezgisel teknikler şeması



Kaynak: Akyol S., Alataş B., a.g.e., sy. 38, 2012

1.1.1. Tabu Araştırma

Tabu araştırma(TA) tekniği 1986 yılında Fred Glover tarafından geliştirilmiş meta-sezgisel bir tekniktir. Tabu dokunulması yasak olan ve kutsal olan nesnelere ifade etmek için kullanılan bir terimdir. TDK'ya göre(2012) tabu; yasaklanarak korunan nesne, tekinsiz aynı zamanda da kutsal sayılan bazı insanlara, hayvanlara, nesnelere dokunulmasını, kullanılmasını yasaklayan, aksi yapıldığında zararı dokunacağı düşünülen dini inanç anlamlarına gelmektedir. Yani bir şeyin dini ya da ahlaki açıdan yasaklanması anlamına gelmektedir. Burada söz konusu optimizasyon problemi olduğundan dolayı optimum çözümü elde etmek için kullanılan yasaklar ve kısıtlamaları ifade etmektedir denilebilir¹².

Tabu'nun kelime anlamı verildikten sonra artık tabu araştırmanın mantığından bahsetmek yerinde olacaktır. Optimizasyon problemlerinin çözümünde sürekli ve kesikli optimizasyon tekniklerinin kullanıldığından daha önce bahsedilmiştir. TA ile yapılan çalışmalar incelendiğinde genellikle kesikli verilerle yapılmış olan çalışmaların ağırlıklı olduğu görülmektedir. Literatürde az sayıda sürekli optimizasyon tekniğini kullanan TA uygulamasının yer aldığı görülmektedir. Biyomühendislik uygulamalarından finans uygulamalarına, üretim uygulamalarından planlama uygulamalarına kadar birçok alanda TA'dan faydalanıldığı söylenebilir¹³.

TA iteratif bir yaklaşımla mümkün olan en iyi çözüme ulaşmaya çalışan bir tekniktir. Bir başka ifade ile TA komşuluk tabanlı iteratif meta-sezgisel bir tekniktir ve bir çok optimizasyon problemine uygulanmıştır. TA'nın performansı büyük oranda komşuluk tipine, tabu listesine ve tabu listesinin yapısına bağlıdır¹⁴. Bir problem için elde edilen ilk çözüm etrafında arama yapma esasına dayalı bir tekniktir. Komşu

¹² Değertekin S., Ö. Ülker, M. Hayalioğlu, M. S., Uzay Çelik Çerçevelerin Tabu Arama ve Genetik Algoritma Yöntemleriyle Optimum Tasarımı, sy. 2, 2006

¹³ Aladağ Çağdaş Hakan, Köksoy Onur, A Tabu Search Meta-Heuristic Approach to the Dual Response Systems Problem, sy. 15371, 2011

¹⁴ Czapiński Michał, An effective Parallel Multistart Tabu Search for Quadratic Assignment Problem on CUDA platform, sy. 1, 2012

aramada, herhangi bir olası çözüm değerinin diğer olası çözüm değerlerinden oluşan komşuları olduğu kabul edilir. TA algoritmasında yerel minimuma doğru hareket edilerek çözüme başlanır. Burada amaç yerel minimumdan/maksimumdan kaçınarak global minimuma/maksimuma ulaşmaktır. Algoritmada bazı durumlara engel olmak için tabu listeleri tutulur. Tabu araştırmasının temel mantığının buradan geldiği söylenebilir. Çünkü tabunun kelime anlamı yasak anlamına gelmektedir. Algoritmada da yasaklar belirlenerek bu yasakların listesi tutulur. TA ile elde edilen en iyi çözüm değerini sağlayan hareketler hafızaya alınır. Hafızaya alınan hareketler vasıtasıyla önceki çözüm değerlerinin elde edilmesini sağlayan hareketler yasaklanır. Başlangıçta amaç, çözüm uzayında çözüm değerleri elde etmek iken yeni çözüm değerleri elde edildikçe yapılan aramayla en iyi çözüm değerine odaklanılmış olur.

Çözüm uzayını X ile ifade edersek, x değeri çözüm uzayında yer alan bir çözümü ifade edecektir. Problemin amacı minimizasyon ise $x \in X$ olmak üzere $\min f(x)$ ' in varlığından bahsedilebilir. Buna göre amaç $\min f(x)$ değerini elde etmektir. TA ile bir çözüm değeri elde edildikten sonra komşu çözümler araştırılmaya başlanır. Burada bir çözümden başka bir çözüme gitmek için yapılan işleme hareket denir. Her bir hareket sonucunda daha iyi bir sonuç elde edilirse bu sonuç değerini ortaya çıkaran hareket hafızaya alınır, daha kötü sonuç üreten hareketler ise tabulaştırılır. Bu noktada TA için hafıza kavramı karşımıza çıkmaktadır. TA' da iki tür hafıza bulunmaktadır. Bunlardan birisi kısa dönem hafızadır, diğeri ise uzun dönem hafızadır. Esasında TA' nın temelini kısa dönem hafıza oluşturmaktadır. Fred Glover ve Manuel Laguna 1997 yılında yaptıkları çalışmada kısa dönem hafıza kullanarak elde edilen sonuçların en az uzun dönem hafıza kullanarak elde edilen sonuçlar kadar iyi olduğunu ortaya koymuşlardır¹⁵.

¹⁵ Glover F., Laguna M., Tabu Search, sy. 388, 1997

1.1.1.1. Tabu Araştırma Hafızası

TA yönteminde, elde edilmiş olan önceki bilgilerden faydalanmak söz konusu olduğu için TA yönteminin gayet ussal bir yöntem olduğunu söylemek mümkündür. TA' da yapılan hareketler ve özellikleri kayıt altına alınırlar. Bu kayıtlar tabu olarak adlandırılan kısıtlamaları uygulamak amacıyla kullanılırlar. Tabular sayesinde daha önceden elde edilmiş olan çözüm değerlerini ortaya koyan hareketlerden uzak durulur. Bu sayede önceden elde edilmiş olan çözümün yeniden elde edilmesine engel olmanın yanında tekrar tekrar aynı çözüm değerlerinin elde edilmesine de engel olunmuş olur. Daha önce de belirtildiği gibi TA' da iki tip hafıza bulunmaktadır. Bu hafıza tipleri ile probleme dayalı bellek yapıları oluşturulabilmekle birlikte burada en çok bilinen bellek yapılarından bahsedilecektir. Bunlardan birisi yakın geçmiş tabanlı bellek yapısıdır bir diğeri ise sıklık tabanlı bellek yapısıdır. Yakın geçmiş tabanlı hafıza için literatürde kısa dönem hafıza, sıklık tabanlı bellek yapısı için de uzak dönem hafıza tabirinin kullanıldığı görülmektedir. Kısa dönem hafıza ile uzak dönem hafıza arasındaki farkın oluşmasında tabu listesinin etkili olduğu söylenilebilir. Uzun dönem hafızada tutulan tabu listesindeki hareketler, kısa dönem hafızada tutulan tabu listesinde bulunmayabilir. Yani özetle kısa dönem hafızada güncel tabular yer alırken uzun dönem hafızada daha genel tabular yer alır. Aşağıda yer alan başlıklarda sırası ile bu konular irdelenecektir.

1.1.1.1.1. Yakın Geçmiş Tabanlı Bellek Yapısı

Yakın geçmiş tabanlı bellek yapısı için en temel TA bellek yapısıdır denilebilir. Yakın geçmiş tabanlı bellek yapısının en temel görevi adından da anlaşılacağı üzere yakın geçmişte yapılmış olan hareketlerin tekrarlanmalarına engel olmak için tabulaştırmanın sağlanmasıdır. Burada ne kadar süre ile bir tabunun bellekte tutulması gerektiği sorunu karşımıza çıkmaktadır. Daha önce de belirtildiği gibi $x \in X$ olmak üzere, yani X çözüm uzayında x çözümünü sağlayan hareketin tabulaştırılması ve daha sonra tekrar tabu listesinden çıkarılması söz konusudur. Bunun için x çözümünü sağlayan hareketin belli bir süre bellekte tutulması söz

konusudur. Bu süre için iki kural söz konusudur. Bunlardan birisi statik bir diğeri ise dinamik kurallardır. Statik kural için araştırma boyunca sabit bir süre zarfı kullanılırken dinamik kural için araştırma boyunca değişebilen bir süre kullanılmaktadır. Yani araştırma esnasında tabunun bellekte tutulma süresi değişkenlik gösterebilmektedir. Statik kural ya da dinamik kuralla oluşturulmuş bir süre söz konusu olsun, bu süre sonunda tabulaştırılan hareket tabu listesinden çıkarılır¹⁶.

Belirli bir süre boyunca tabu listesinde yer alan bir hareketin tabudan çıkarılması için tabu yıkma kriterinin belirlenmesi gerekir. Araştırma boyunca eğer tabulaştırılmış bir hareketin çözüm değeri, elde edilmiş olan en iyi çözüm değerinden daha iyi bir sonuç elde edilmesini sağlıyorsa tabulaştırılmış olan bu hareketin artık tabulaştırmadan çıkarılması ve o hareketin gerçekleştirilmesine izin verilmesi gerekir.

1.1.1.1.2. Sıklık Tabanlı Bellek Yapısı

TA bellek yapılarından bir diğeri de sıklık tabanlı bellek yapısıdır. Yakın geçmiş tabanlı bellek yapısına kıyasla daha genel tabu hareketlerinin yer aldığı bellek yapısıdır. Yakın geçmiş tabanlı bellek yapısındaki tabu hareketlerini tamamlayıcı nitelikteki tabu hareketleri bu bellek yapısında yer alır. Sıklık tabanlı bellek yapısı, yapısı itibariyle isminden de anlaşılacağı üzere yapılan hareketlerin sıklığını bellekte tutan bir bellek yapısıdır. Burada her bir hareketin kaç defa tekrarlandığı bilgisinin saklanması yerine, çözüm kalitesine bağlı olarak elde edilen bilgiler bellekte tutulur. Sıklık tabanlı bellek yapısının dört unsuru vardır. Bu unsurlar her bir hareketin toplam tekrar sayısı, toplam hareket sayısı, en yüksek hareket tekrar sayısı ve ortalama hareket tekrar sayısıdır¹⁷. Sıklık tabanlı bellek yapısında sık sık tekrarlanan hareketlerden ziyade çözüm kalitesini artıran hareketler bellekte tutulur. Böylece

¹⁶ Karaboğa D., Yapay Zekâ Optimizasyon Algoritmaları, Nobel Yayın Dağıtım, Genişletilmiş 2.

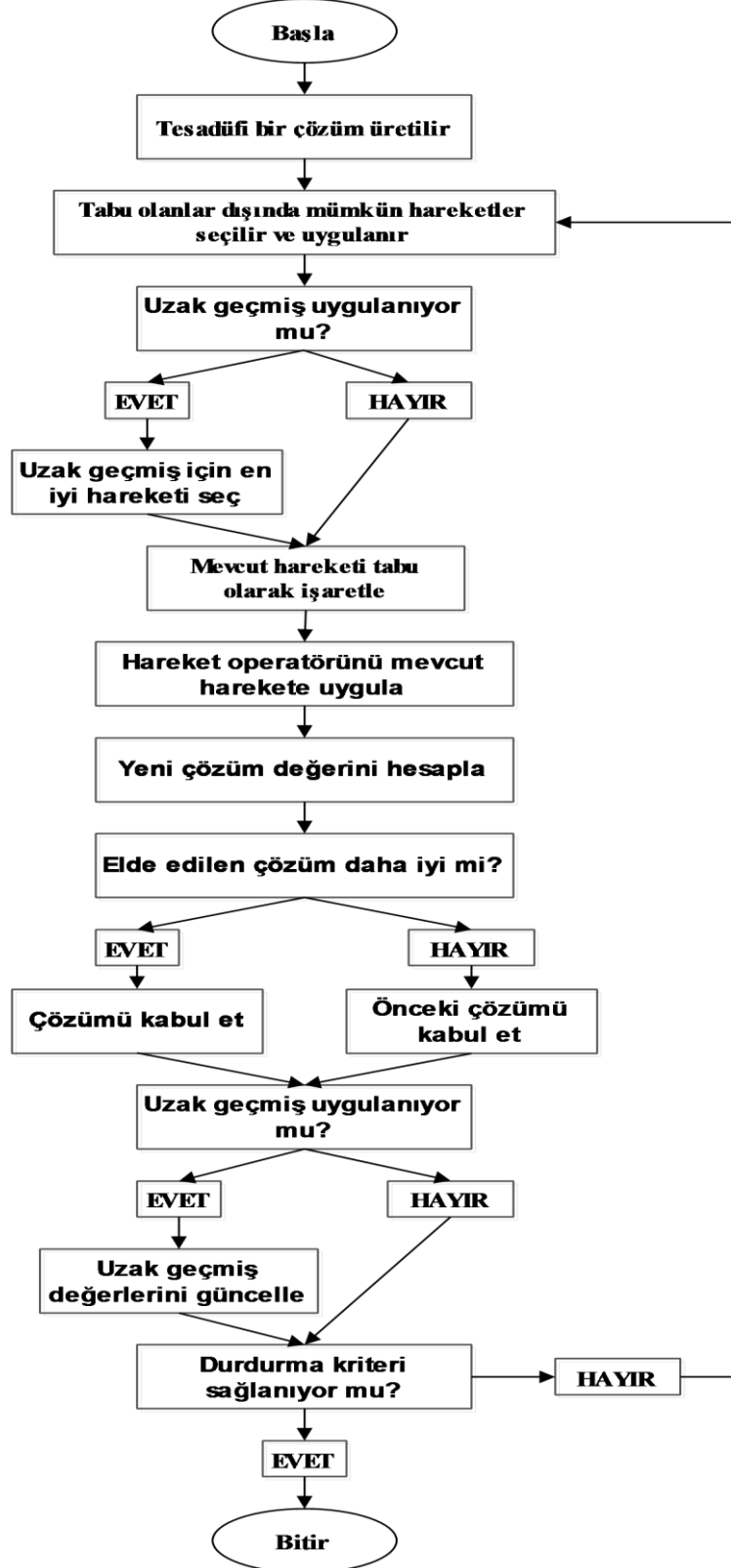
Basım, sy. 50, 2011

¹⁷ Cura Tunçhan, a.g.e. sy. 69, 2008

daha iyi çözüm deęerlerine ulařılmaya alıřılır. Eęer bir hareket sıklıkla listeye giriyorsa bu durum o hareketin özüm deęerini iyileřtirici önemli bir hareket olduęu bilgisini bize verir.

TA' nın adımları Őekil 2'de detaylı olarak gösterilmektedir. TA' ya tesadüfi bir özüm deęerinin üretilmesi ile başlanır. Tabu listesi kontrol edilerek tabu listesinde yer almayan hareketler seilerek ilgili hareketlerin gerekleřtirilmesi ve özüm deęerlerinin elde edilmesi saęlanır. TA' da kullanılan bellek yapısına göre yapılan hareket tabulařtırılır ve yeni özüm deęeri hesaplanır. Elde edilen özüm deęeri daha iyiye özüm kabul edilerek hafızaya alınır, özüm daha kötüye önceki özüm deęeri kabul edilir. Yine kullanılan bellek yapısına göre deęişmekle birlikte eęer sıklık tabanlı bellek yapısı kullanılıyorsa bu bellek yapısındaki tabu listesi güncellenir. Durdurma kriterinin saęlanıp saęlanmadıęı kontrol edilir. Durdurma kriteri saęlanmıyorsa özümüne devam edilerek Őemada yer alan üçüncü adıma geri dönülür. Yani tabu olanlar dıřındaki hareket gerekleřtirilerek özüm deęeri elde edilir. Bu süreç böylece durdurma kriteri saęlanıncaya kadar devam eder. Durdurma kriteri saęlanınca TA sonlandırılır.

Şekil 2: Tabu araştırma şeması



1.1.2. Genetik Algoritma

Genetik algoritma(GA)'nın mantığı, Charles Darwin tarafından ortaya atılmış olan Evrim Teorisi'ne dayanmaktadır. GA diğer sezgisel tekniklerde olduğu gibi rastgele arama yöntemiyle çözüm üretme prensibine göre çalışmaktadır. Temelleri 1975 yılında John H. Holland tarafından atılmıştır. 1975 yılından itibaren oldukça dikkat çekmiş ve birçok çalışmaya konu olmuştur. GA' nın fikir babası John H. Holland' dır. Dizileri kullanarak problemin yapısını kodlayıp çözüm değerleri elde etmiştir. Her bir dizi, problemde yer alan çözüm uzayındaki bir çözüme tekabül etmektedir. Elde ettiği diziler popülasyonu oluşturmaktadır. Genetik operatörler vasıtasıyla popülasyon kalitesi artırılarak optimum çözüm değerine ulaşılmaya çalışılır.

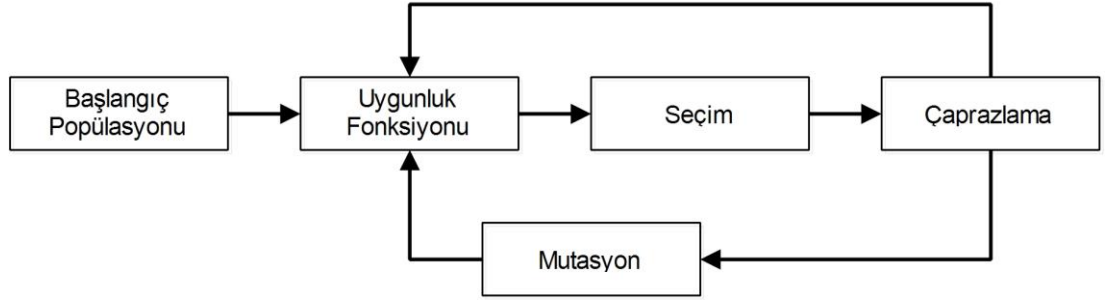
GA günümüzde sezgisel teknikler içerisinde oldukça popüler bir konu olmasına rağmen aslında oldukça eski bir konudur. Yaklaşık 30-40 yıl kadar bir geçmişi olduğunu söylemek mümkündür.

GA, genetik ve doğal seleksiyon tabanlı evrimsel bir algoritmadır. Evrim teorisine göre güçlü olan hayatta kalır anlayışından hareketle, zayıf canlılar yeni canlıları üretme noktasında zayıf kalacaklardır yani ya yeni canlılar üretemeyecek kadar kısa ömüre sahip olacaklar ya da yeni zayıf canlılar üretmeden yok olacaklardır. Bununla birlikte güçlü olan canlılar daha uzun süre hayatta kalacaklar ve daha fazla üreyeceklerdir. Güçlü canlıların sayısının artması demek zamanla daha güçlü canlıların üreyeceği anlamına gelecektir. Bazen bu üremeler esnasında güçlü canlılardan güçlü olmayan canlılar üreyebilecektir. Bu durum mutasyon olarak bilinmektedir.

GA'ları özetlemek gerekirse probleme ait değişkenler kromozomlarla temsil edilirler. Her bir kromozom bir vektör gibi düşünülebilir. Bu vektörlerden bir kısmı seçilerek popülasyon oluşturulmaya çalışılır. Her bir kromozom bir çözüm değerini ifade etmektedir. Bu çözümlerin hepsine birden popülasyon denir. Tesadüfi bir başlangıç çözümü oluşturulduktan sonra iteratif olarak kromozomlar üzerinde değişiklikler yapılarak çözüm değerleri elde edilmeye çalışılır. Kromozomlar üzerindeki

değişiklikler genetik operatörler vasıtasıyla gerçekleştirilirler. Bu genetik operatörler seçme, çaprazlama ve mutasyon gibi operatörlerdir. Seçme, çaprazlama ve mutasyon gibi genetik operatörlerden geçirilen kromozomlar, amaç fonksiyonunun aldığı değere göre rastlantısal olarak seçilirler. Her bir iterasyonda daha iyi çözüm değerleri elde edilmeye çalışılır. Şekil 3'te GA tekrarlı yapısı gösterilmektedir.

Şekil 3: GA'nın tekrarlı yapısı



Kaynak: Nabyev Vasif Vagifoğlu, Yapay Zekâ, Seçkin Yayınevi, sy. 588, 2010

GA konusuyla ilgili giriş niteliğinde bilgiler verildikten sonra konuyu ayrıntılı olarak incelemeye önce GA ile ilgili kullanılan, terminolojide yer alan kavramların incelenmesinin uygun olacağı düşünülmektedir. Dolayısıyla bir alt başlıkta GA terminolojisi kavramları irdelenecektir.

1.1.2.1. Genetik Algoritma Terminolojisi

Evrimsel Algoritmalar: Rastgele arama yapma esasına dayalı bir algoritmadır. Çözüm uzayı içerisinde rastgele arama yaparak çözüm üretilmeye çalışılır. Birçok probleme kolaylıkla uygulanabilen bir algoritmadır. Az sayıda parametreye ihtiyaç duyuyor olması evrimsel algoritmanın avantajını oluşturur.

Kromozom: Kromozomlar, canlılarda kalıtsal bilgiyi taşıyan yapılardır. Genlerin bir araya gelmesiyle kromozom oluşur. Örneğin insanlar 23 çift kromozomdan meydana gelirler. Genler kromozoma ait tek bir özelliktir.

Gen: Kromozoma ait tek bir bilginin yer aldığı yapıdır. Canlıların kalıtsal karakterlerini taşıyıp karakterlerin ortaya çıkmasını sağlarlar ve bu karakterlerin canlıdan canlıya aktarılmasında rol alırlar.

Alel: İngilizcede Allele olarak bilinen alel, bir gene ait değerdir ve bir genin değişik varyasyonudur. Bir karakterin ortaya çıkmasında belirleyici rol oynamaktadır. Saç renginin veya göz renginin aynı canlıdan gelmesine rağmen farklılık göstermesinin nedeni aleldir.

Genotip: Bir kromozomda yer alan genetik yapıdır. Bir canlıya ebeveynlerinden geçen bütün özelliklere genotip denir. Genlerin bir araya gelmesiyle genotip ortaya çıkar. Örneğin bir gen 0 veya 1 değerinden oluşuyorsa, kromozomda yer alan genler bir araya gelerek genotipi oluştururlar. Yani bir kromozomun yapısı “0110010100” biçiminde olabilir.

Fenotip: Genotipte yer alan değerlerin ortaya çıkardığı özelliklerdir denilebilir. Canlının dış yapısını ortaya çıkarır. Genotipte yer alan genlerin bir araya gelmesiyle ortaya çıkan dış özelliktir. Kısa boylu olma, renkli göze sahip olma, sarışın olma gibi örnekler verilebilir.

Şema: Bir tür gösterim şeklidir. Kromozomda yer alan genlerin gösterimi şema ile yapılır. Örneğin “010010” ve “010111” gibi iki gen dizisinin şema ile gösterimi “*1**1*” şeklinde olacaktır. Bu gen dizisinin ikinci ve beşinci geni “1” değerini almaktadır.

Ebeveyn Seçimi: Bireyin uygunluk değeri ebeveynin seçiminde önemli bir faktördür. Uygunluk değeri yüksek olan ebeveynin seçilme olasılığı daha fazla olacaktır.

Çaprazlama: İki ebeveynin kromozomlarının rastgele olarak bireye aktarılmasıdır. Burada ebeveynlerden gelen farklı genler bireye aktarılır. Çaprazlama sayesinde

çözüm uzayında farklı çözüm değerlerinin araştırılmasına imkan tanınmış olur. Çaprazlamayla elde edilmiş olan her bir değer çözüm değerinin farklılaşmasına neden olacaktır.

Mutasyon: Ebeveynlerden bireye genlerin aktarılması esnasında gen aktarımının bozulması olarak yorumlanabilir. Bu bozulmalar sayesinde çok daha farklı çözüm değerleri elde edilebilir. Mutasyon ile yerel minimumda takılma riski ortadan kaldırılmaya çalışılır.

Uygunluk Fonksiyonu: Eğer çözüm uzayı X ile ifade edilirse, bu çözüm uzayında çözüm değeri x ile uygunluk fonksiyonu da $f(x)$ ile ifade edilecektir. GA, popülasyonda yer alan kromozomlardan rastgele çözüm değerleri seçerek bu çözüm değerlerini hesaplar. Uygunluk fonksiyonu vasıtasıyla en iyi çözüm değeri seçilir¹⁸.

Popülasyon Büyüklüğü: Popülasyon büyüklüğünün belirlenmesi GA için oldukça önemli bir konudur. Popülasyonun gereğinden fazla büyük veya gereğinden düşük seçilmesi algoritmanın performansını etkilemektedir. Popülasyon değerinin büyük olması çözüm süresinin artmasına neden olurken popülasyon büyüklüğünün düşük seçilmesi araştırma uzayının yeterince temsil edilememesine neden olacaktır¹⁹.

1.1.2.2. Genetik Algoritma Operatörleri

GA operatörlerinden en önemlileri çaprazlama operatörü ve mutasyon operatörüdür. Her iki operatör de yeni bir popülasyon oluşturulurken kullanılmaktadır. Çaprazlama operatörü ile ebeveyn kromozomlarından çeşitli çaprazlama yöntemleri ile bireyin kromozom yapısının ortaya çıkarılması sağlanmaktadır. Mutasyon operatörü ise birey kromozomlarının yapısının bozulması esasına dayanmaktadır. Çaprazlama ve

¹⁸ Khoo K.G., Suganthan, P.N. Evaluation of genetic operators and solution representations for shape recognition by genetic algorithms, sy. 1592, 2002

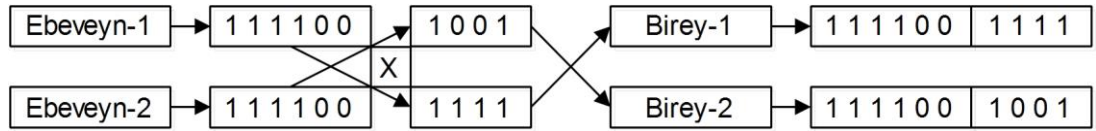
¹⁹ Colin R. Reeves, Jonathan E. Rowe, Genetic Algorithms: Principles and Perspectives A Guide to GA Theory, sy. 25, 2003

mutasyon operatörleri, GA performansını büyük ölçüde etkileyen operatörlerdir. Çaprazlama ile bireyler arasındaki çeşitlilik artarken buradaki amaç en iyiye ulaşmaktır. Mutasyon da ise elde edilen kromozom yapısının bozulmasıyla farklı özellikteki bireylerin ortaya çıkarılması sağlanmaktadır. Mutasyon ile yerel minimumda takılma veya yerel maksimumda takılma riskine engel olmak amaçlandığı söylenebilir.

1.1.2.2.1. Tek Noktalı Çaprazlama

Rastgele bir çaprazlama noktası seçilerek kromozom takası gerçekleştirilir. Seçilen çaprazlama noktasına göre birey kromozomları ebeveynlerinden almaktadır. Geri kalan kromozomlar ise diğer bireye kalmaktadır. Adından da anlaşılacağı üzere çaprazlama tek bir noktadan gerçekleştirilmektedir. Aşağıda tek noktalı çaprazlamaya örnek gösterilmektedir.

Şekil 4: Tek noktalı çaprazlama örneği

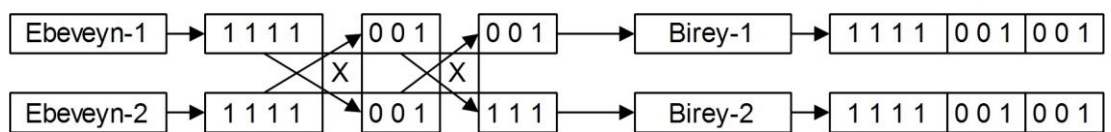


Kaynak: Cura Tunçhan, a.g.e. sy. 94, 2008

1.1.2.2.2. Çift Noktalı Çaprazlama

Çift noktalı çaprazlama, tek noktalı çaprazlamaya oldukça benzemektedir. Buradaki tek fark tek noktadan değil de iki noktadan çaprazlama yapılmasıdır. Yukarıda tek noktalı çaprazlama için verilmiş olan örnek çift noktalı çaprazlama için yeniden düzenlenirse aşağıdaki gibi bir örnek oluşacaktır.

Şekil 5: Çift noktalı çaprazlama örneği

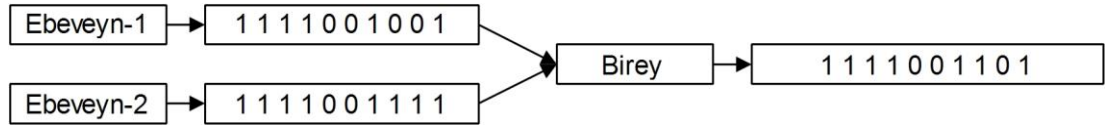


Kaynak: Cura Tunçhan, a.g.e. sy. 94, 2008

1.1.2.2.3. Tek Biçimli Çaprazlama

Bu çaprazlama yönteminde rastgele bir olasılığa göre çaprazlama gerçekleştirilmez dolayısıyla bu çaprazlama tekniğinde çaprazlama noktası bulunmaz. Her iki ebeveynin kromozomları rastgele bireye aktarılmaktadır. Bu çaprazlama yönteminde tek bir bireyin kromozom yapısı ortaya çıkmaktadır. Tek noktali çaprazlamada kullanılan örnek tek biçimli çaprazlama için yeniden düzenlenirse aşağıdaki gibi bir şekil ortaya çıkacaktır.

Şekil 6: Tek biçimli çaprazlama örneği



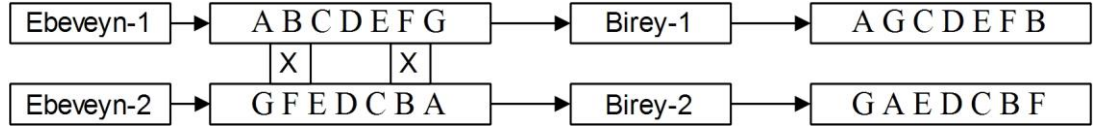
Kaynak: Cura Tunçhan, a.g.e. sy. 94, 2008

1.1.2.2.4. Sıralı Kromozom Çaprazlama

Kromozomların çaprazlanması bazı durumlarda belirli bir sıraya göre gerçekleştirilir. Buradaki sıralama herhangi bir iş için önceliklerin belirlenmesi esasına dayanmaktadır. Yapılacak olan işler harflerle temsil edildiği düşünülürse; yedi adımda tamamlanması düşünülen bir iş için şu şekilde bir sıralı kodlama yapılabilir: “A B C D E F G”. Bu kodlama ile işin başlangıç adımının A kromozomu ile temsil edildiği, bitiş adımının ise G kromozomu ile temsil edildiği anlaşılır. Bu tür çaprazlama, kromozomu oluşturan ebeveynlerin sayı ve sıralarının önem taşıdığı durumlarda kullanılır²⁰. Sıralı kromozom çaprazlama ile ilgili aşağıda bir örnek verilmiştir.

²⁰ Engin Orhan, Fırlalı Alpaslan, Akış Tipi Çizelgeleme Problemlerinin Genetik Algoritma Yardımı ile Çözümünde Uygun Çaprazlama Operatörünün Kullanılması, sy. 30, 2002

Şekil 7: Sıralı kromozom çaprazlama örneği



Kaynak: Doğu Üniversitesi Dergisi, 2002/6, sy. 30, 2002

1.1.2.3. Genetik Algoritma Parametreleri

GA operatörlerinin, GA'nın etkinliğini büyük ölçüde etkilediği daha önceden söylenmişti. Yani kullanılan operatörler GA'nın başarısını etkilemektedir. Seçim, çaprazlama, mutasyon ve popülasyon büyüklüğü GA'nın parametreleridir. Seçim yaparken hangi seçim yönteminin kullanılacağı, çaprazlama ve mutasyonun hangi sıklıkta gerçekleştirileceği ve popülasyon büyüklüğünün ne kadar olması gerektiği GA' da bir sorun teşkil etmektedir. Aşağıda sırasıyla GA parametrelerinden kısaca bahsedilecektir.

Seçim: Burada seçimden kasıt kromozomların nasıl seçileceği ile ilgilidir. GA en iyinin hayatta kalması esasına dayandığından dolayı nasıl bir seçim gerçekleştirilirse elde edilecek olan bireyler daha sağlıklı bireyler olurlar veya ebeveynlerinden nasıl daha üstün bireyler olurlar sorusunun cevabı aranmaktadır. Seçimle ilgili çeşitli yöntemler mevcut olup bu yöntemlere; rulet tekerleği seçimi, sıralama seçimi, sabit durum seçimi, turnuva seçimi ve stokastik seçim vb. örnek verilebilir.

Çaprazlama: Çaprazlamanın amacı yeni nesillerin atalarının birebir kopyası olmalarını engellemek, bir öncekinden farklı nesiller üreterek çeşitliliği arttırmak ve böylece daha geniş bir çözüm uzayında çalışarak arzu edilen sonuca ulaşma olasılığını arttırmaktır²¹. Çaprazlama operatörü, bireylerin kromozom yapısı oluşturulurken ebeveynlerinden gelen kromozomların hangi sıklıkta değişeceği ve hangi ebeveyninden hangi kromozomun geleceğini belirler. Bu noktada şu çıkarımda

²¹ Önder Emrah, Araç Rotalama Problemlerinin Parçacık Sürü ve Genetik Algoritma ile Optimizasyonu, sy. 117, 2011

bulunmak gayet yerinde olacaktır. Çaprazlama oranı ne kadar yüksek olursa ebeveyninden o derece farklı kombinasyondan oluşan kromozom yapısına sahip bireyler oluşacaktır. Bu da araştırma yapılan çözüm uzayının farklı noktalarında araştırma yapıldığı anlamına gelecektir. Çaprazlama oranının yüksek olmasıyla, çözüme ulaşma noktasında çözüm uzayında alternatif yöntemler denendiğinden dolayı çözüme daha kısa sürede ulaşılabilceği anlamına gelmektedir denilebilir.

Mutasyon: Mutasyon parametresi ile mutasyon sayısı belirlenir. Mutasyon ile bireyin genleri ebeveyninden aktarılırken değişikliğe uğrar. Mutasyonun çok yüksek olması gen yapısının tamamının değişmesine neden olurken, bu oranın düşük olması da bireyin genlerinin ebeveyninin genleri ile aynı olması anlamına gelecektir. Bu durum da araştırma yapılan uzayda istenilen sonuca ulaşmaya engel teşkil edecektir. Mutasyon ile yerel minimum ya da maksimumda takılma riski elimine edilmeye çalışılır. Yani elde edilmiş olan bir çözüm mutasyon ile bozulup yeni çözüm değerleri elde edilmeye çalışılır. Böylelikle yerel minimum ya da maksimumdan uzak durulmuş olur.

1.1.3. Tavlama Benzetimi

Tavlama benzetimi(TB), başka bir ifade ile benzetilmiş tavlama metalürjide kullanılan bir terimdir. Tavlama benzetimi isminin kullanılması, metallerin tavlama işlemine benzediğinden dolayıdır. TB, birçok meta-sezgisel teknikte olduğu gibi çözüm uzayında stokastik arama yapan bir tekniktir²². 1983 yılında Kirkpatrick ve arkadaşları tarafından geliştirilmiş bir teknik olan TB, meta-sezgisel bir tekniktir ve kombinatoriyal problemlerin çözümünde kullanılmaktadır²³. TB, global minimumu kesin olarak garanti etmemekle birlikte belirli bir olasılıkla global

²² Blum Christian, Roli Andrea, Metaheuristics in Combinatorial Optimization: Overview and Conceptual Comparison, sy.269, 2003

²³ Kirkpatrick S., C. D. Gelatt Jr., M.P. Vecchi, Optimization by Simulated Annealing, sy. 671-680, 1983

minimumuna yaklaşık sonuçlar verebilir²⁴. Global maksimumun ya da minimumun bulunmasında TB tekniği etkili bir tekniktir ve yaygın bir şekilde yapılan çalışmalarda kullanılmaktadır.

TB, yerel komşuluk arama yöntemine dayalı bir tekniktir. TB ile belirli bir başlangıç noktası seçilerek çözüm uzayında arama yapılır. Yerel minimuma/maksimuma takılıp kalmaması, yöntemin avantajını oluşturur. TB, çözüm uzayında arama yaparken elde edilen çözüm değeri kötüleşse bile yerel minimumda/maksimumda takılmamak için uygun olmayan çözümlerin de kabul edildiği bir tekniktir. Uygun olmayan çözümün kabul edilmesi soğuma prosesine bağlıdır. TB'nin ilk iterasyonlarında uygun olmayan çözüm değerlerinin kabul edilme olasılığı daha yüksektir. Problemin temsil edilmesi, komşuluk fonksiyonunun tanımlanması, geçiş mekanizmasının yapılandırılması ve soğuma programı TB'nin önemli bileşenleridir²⁵. TB'nin ilk adımını rastgele çözüm değeri üretmek oluşturur. Daha sonra ise başlangıç sıcaklığı ve soğuma süresi belirlenir.

TB detaylı olarak irdelenmeden önce metallerin tavlama işleminden bahsetmek yerinde olacaktır. Tavlama katı haldeki metallerin sıcaklıklarının değiştirilerek uygun özellikteki değişmelerin sağlanması işlemidir. Buna göre metal belirli bir sıcaklığa kadar ısıtılır. Bu ısıtma işlemine ısı banyosu denilmektedir. Isı banyosuna tabi tutulan metal eriyeceği sıcaklığa kadar ısıtılır ve bu sıcaklıkta belirli bir süre bekletildikten sonra soğumaya bırakılır. Soğumaya bırakılan metalin düşük enerjili durumu elde edilinceye kadar kontrollü bir şekilde sıcaklığının düşürülmesi gerçekleştirilir. Erime sıcaklığına kadar ısıtılan metal sıvı safhaya geçer. Sıvı safhada atomlar kimyasal bağları kırmak için gerekli enerjiyi kazanırlar ve böylelikle hareket kabiliyetine haiz olurlar. Metal soğutulurken uygun kristal yapının elde edilmesi sağlanmaya çalışılır. Bu noktada dikkat edilmesi gereken bir husus söz konusudur. Uygun kristal yapının elde edilebilmesi için metal yeterince yüksek sıcaklığa kadar ısıtılmalıdır ve soğuma

²⁴ Ingber Lester, Petraglia Antonio, Stochastic Global Optimization and Its Applications with Fuzzy Adaptive Simulated Annealing, sy. 27, 2011

²⁵ Aarts E., Lenstra J. K., Local Search in Combinatorial Optimization, sy. 116, 1997

işlemi kontrollü bir şekilde yavaş yavaş yapılmalıdır. Bu işlem doğru bir şekilde gerçekleştirilmediği durumda uygun olmayan ya da kusurlu bir kristal yapı elde edilecektir.

Metal malzemelerde ısı işleme özellik değişimleri sağlanırken, malzemenin kimyasal bileşiminde değişiklik yapılmadan kristal ya da kafes yapısında düzenlemeler yapılabilir²⁶.

TB, tavlama işlemi ve optimizasyon probleminin uyarlanması ile ortaya çıkmış bir yöntemdir. Tavlama işlemi belli bir ısıya tabi tutulan katı bir cismin soğutulmuş moleküler yapısının değişmesi esasına dayanmaktadır. Burada katı cismin atomlarının durumları optimizasyon probleminin muhtemel çözümlerine ve atomların enerjileri de çözüm değerlerine yani amaç fonksiyonu değerlerine, enerjide meydana gelen değişimler komşu çözümlere, sıcaklık ise parametrelere ve kristalleşme de sezgisel tekniğe karşılık gelmektedir.

Metallerin tavlama işlemini Metropolis ve arkadaşları 1953 yılında geliştirdikleri ısı denge(thermal equilibrium) isimli algoritma ile modellemişlerdir²⁷. Bu algoritma Monte Carlo yöntemine dayanmaktadır ve ısıtılan metalin soğutulana kadar geçen sürecin sıralamasını vermektedir²⁸. Aşağıda algoritma ile ilgili bilgiler yer almaktadır.

Metropolis ve arkadaşlarının²⁹ ileri sürdüğü algoritmaya göre belirli bir sıcaklığa kadar ısıtılan ve soğuma sürecine bırakılan metal için gösterim yapılacak olursa;

²⁶ Karaboğa D., Yapay Zekâ Optimizasyon Algoritmaları, Nobel Yayın Dağıtım, Genişletilmiş 2. Basım, sy. 205, 2011

²⁷ Metropolis Nicholas, Rosenbluth Arianna, Teller Edward, Equation of State Calculations by Fast Computing Machines, sy. 1087-1092, 1953

²⁸ E. Aarst, J. Korst, Simulated Annealing and Boltzmann Machines-A Stochastic Approach to Combinatorial Optimization and Neural Computers, 1989

²⁹ Metropolis Nicholas, Rosenbluth Arianna, Teller Edward, a.g.e., 1953

Metalin mevcut durumu x_i ile enerjisi E_i ile ifade edilirse ve metalin bir sonraki durumu ise x_j ile ve enerjisi ise E_j ile ifade edilirse bu durumda ortaya çıkacak olan enerji;

$$\Delta E = E_j - E_i \quad (1)$$

olacaktır. Eğer enerjide meydana gelen değişim sıfırdan küçükse x_j çözümü yeni çözüm olarak kabul edilebilecektir. Aksi takdirde yani enerjide meydana gelen değişimin sıfırdan büyük olması durumunda ortaya iki durum çıkmaktadır. Buna göre elde edilen çözüm belirli bir olasılığa göre ya kabul edilmekte ya da reddedilmektedir. Bu olasılık değeri ise

$$e^{-\left(\frac{\Delta E}{K_B T}\right)} \quad (2)$$

formülü ile hesaplanmaktadır. Burada T sıcaklığı, K_B ise Boltzmann sabitini ifade etmektedir.

Minimizasyon amaçlı problemlerde bu yöntem ile elde edilen çözümler genel bir azalma eğilimi içerisindedirler. Daha önceden de bahsedildiği gibi bazı durumlarda mevcut çözüm değerinden daha kötü sonuçlar da kabul edilebilmektedir. Bunun nedeni ise yerel minimumda/maksimumda takılıp kalma riskine engel olmaktır. TB, komşu arama tabanlı bir algoritma olduğundan dolayı rastgele bir başlangıç çözümü ile çözüme başlanır ve çözümü iyileştiren yeni komşu çözüm değerleri kabul edilir. Böylelikle sürekli olarak daha düşük çözüm değerleri kabul edilir. İniş algoritması olarak bilinen bu durum yerel minimuma kadar böylece sürer. İniş algoritması ile birçok defa yerel minimumlar tespit edilir ve içlerinden global minimum bulunmaya çalışılır³⁰. Belirli bir deneme adedince elde edilen çözüm değerini daha fazla iyileştiremeyen noktaya ulaşıldığında iniş algoritması son bulur. İşte bu noktada iniş

³⁰ Ingber Lester, Petraglia Antonio, a.g.e., sy. 28, 2011

algoritmasının neden olduğu yerel minimumda takılıp kalma riskine engel olmak için çözüm değerini kötüleştirse bile rastgele bir çözüm değeri kabul edilip bu çözüm değerine ait komşu çözüm değerleri araştırılmaya başlanır. Bu noktada rastgele seçilen başlangıç çözüm değeri önem arz etmektedir. İyi bir sezgisel tekniğin hangi rastgele çözüm değeri ile başlanırsa başlansın başlangıç çözümünden bağımsız olarak en iyi çözümü üretmesi beklenir. İşte başlangıç çözümüne bağımlılığa engel olmak için kötü çözüm değerlerinin kabulüne bu nedenden dolayı da izin verilir. Bu noktada acaba çözüm değerini kötüleştiren her hareket mi kabul edilmektedir yoksa bunun kabulü için de bir kriter söz konusu mudur? İniş algoritmasının bu çıkmazı için kabul koşulu mevcuttur. Bu koşula göre x_j ile x_i arasındaki farkın sıcaklığa oranının negatifi e sayısının üssü olarak alınır. Yani

$$e^{-\left(\frac{\Delta}{T}\right)} \quad (3)$$

formülü ile hesaplanmaktadır. Bu fonksiyon kabul fonksiyonu olarak bilinmektedir. Burada çözümde meydana gelecek olan değişimlerden küçük olanı büyük olanına tercih edilecektir. Aynı zamanda sıcaklık değeri ne kadar yüksek olursa elde edilen çözüm değerlerinin büyük bir çoğunluğu kabul edilecektir. Daha düşük sıcaklık değerlerinde ise kabul edilme koşulu azalmakla birlikte sıcaklık değeri sıfıra düştüğünde kabul edilme olasılığı oldukça düşecektir. Bu nedenden dolayı TB’de arama yapılırken yüksek sıcaklık değeri ile başlanması oldukça uygun olacaktır. Sıcaklık değerinin kontrollü bir şekilde düşürülmesi ile yüksek bir kabul koşulundan başlanarak daha az bir kabul koşuluna doğru yol alınmış olunur. Yani sıcaklığın düşmesi ile birlikte arama uzayında yapılan arama da zamanla azalmaya başlayacaktır. Böylelikle sonsuz bir döngüye girme olasılığı da ortadan kalkmaktadır.

TB’nin teorik yapısı ile ilgili bilgi verildikten sonra şimdi de TB’de kullanılan değişkenlerden ve verilmesi gereken kararlardan bahsetmek yerinde olacaktır. TB anlatılırken metallerin belirli bir sıcaklığa kadar ısıtılması ve soğutulması işleminden bahsedildi. Peki, bu noktada hangi sıcaklık değerine kadar metal ısıtılmalı ve hangi değere kadar soğutulmalı? Soğutma işlemi nasıl gerçekleştirilmeli? Bu işlem ne

kadar süre ile gerçekleştirilmeli? Bu noktada cevap aranan sorular fiziksel olarak bu işlemlerin nasıl yapılacağı değil TB algoritmasının bilgisayar ortamında kodlanması esnasında alınacak kararlar ile ilgilidir.

Bu sorulara sırası ile cevap aranacak olunursa; Metalin sıvı hale geçinceye kadar ısıtılması gerekiyordu bu noktada belirlenecek sıcaklığın mevcut çözüm değerlerini iyileştirecek sıcaklık değeri olması beklenir. Elbette ki mevcut çözüm değerinde iyileştirme yapmayacak olan bir sıcaklığın seçilmesi istenen bir durum değildir. Böyle bir durum gereksiz hesaplamaların yapılmasına neden olacaktır. Üzerinde durulması gereken önemli bir diğer nokta ise soğutma işlemidir yani bir başka deyişle tavlama işlemidir. Hangi sıcaklık noktalarında ne kadar çözüm aranacağı sorusuna cevap vereceğimiz durumdur. Aynı zamanda sıcaklık azaldıkça kötü çözümlerin kabul edilme olasılığının da azaltılması gerekir. Küçük sıcaklık değişim değerlerinde fazlaca komşu çözüm değeri araştırılır ya da büyük sıcaklık değişim değerlerinde az sayıda komşu çözüm değeri araştırılır. Tavlama işlemi geometrik tavlama, logaritmik tavlama ya da benzeri bir yöntemle gerçekleştirilebilir. Burada tavlamadan kasıtın, soğutma işleminin gerçekleştirilmesi olduğunu hatırlatmakta yarar olduğu düşünülmektedir.

Tavlama işlemi, TB algoritmasında performansı en çok etkileyen işlemdir. Diğer bir sorun olan bu işlem ne kadar süre ile gerçekleştirilmeli sorununa da değinecek olursak; bu sorun aslında doğrudan doğruya TB algoritmasının durdurma kriteri ile ilgilidir³¹. Durdurma kriterinin belirlenmesinde kullanılan yöntemlere örnek vermek gerekirse; kullanıcı önceden belirlediği iterasyon adedince algoritmayı çalıştırabilir, istediği sayıda çözüm değerine ulaşıncaya kadar algoritmayı çalıştırabilir ya da optimum sonucu bilinen problemlerin çözümünde, optimum sonuca veya optimum sonuca yakın değerlere ulaşıncaya kadar algoritmayı çalıştırabilir.

X çözüm uzayında, x çözüm değerini göstermek üzere ($x \in X$), maliyet fonksiyonu $f(x)$ olacaktır. Başlangıç çözümü x_0 ile temsil edilecek olursa komşu çözüm değeri

³¹ Ingber Lester, Petraglia Antonio, a.g.e., sy. 28, 2011

$N(x)$ ile gösterilebilir. $N(x)$ için kolay ulařılabilir olması, bir hareketten diđer bir harekete geildiđinde hesaplamanın kolay bir řekilde gerekleřtirilebilmesi, ayrıca komřu seimi iin kullanılacak rastsal deđerin hesaplamasının kolay olması komřuluk yapısında olduka nemlidir. X özüm uzayı iin ise problemde yer alan kısıtları sađlayacak řekilde belirlenmesi eđer bu mümkün deđilse kısıtları sađlamayan özüm deđerleri iin cezalandırmanın yapılması özüm uzayı iin nem teřkil etmektedir.

1.2. SÜRÜ ZEKÂSI(SWARM INTELLIGENCE) TEKNİKLERİ

Sürü zekâsı tekniklerinin, aslında sezgisel tekniklerden olmasına rađmen dođada var olan ve hayvanların güdülerinden hareketle toplu halde sergilemiş oldukları davranışları konu edinen ve bu davranışlardan hareketle insan yararına olanı ortaya koymaya alışan teknikler olduđu söylenebilir. Bir başka ifadeyle dođal süreçler gözlemlenmiş bu gözlemlere bađlı olarak optimizasyon amaçlı teknikler geliştirilmiştir. Bu teknikler esnek ve performansı yüksek tekniklerdir. Dođada cereyan eden olaylar ve insan merakının insan ihtiyaları ile birleşmesinden ortaya ıkan sezgisel tekniklerden olan sürü zekâsı kavramı aslında hayvanların birlikte yaşama güdüsü ile hareketinden ortaya ıkmaktadır. Hayvanların sürü halinde yaşamlarını devam ettirme uğrařları esnasında karşılařtıkları engelleri, besin arama davranışlarını, savunma ihtiyalarını v.b. konularda içgüdüsel olarak ürettikleri özümleri konu edinen sürü zekâsı teknikleri, hayvanların zorluklarla karşılařtıklarında özüm iin mücadele etmelerini konu edinmektedir.

Bir işin gerekleřtirilmesinde hayvanlar tek başlarına genellikle hiçbir işi yapamayacak kapasitede olmalarına rađmen bir araya geldiklerinde ok daha iyi iş ıkarabilmektedirler. Tıpkı insanlar gibi birlikte yaşayarak sosyalleřen ve evreleri ile etkileşim halinde bulunan hayvanlar karşılařtıkları sorun ve problemlere birlikte hareket ederek ok daha akılcı cevap vermektedirler. İnsanlar da sosyal birer varlık olduklarından dolayı sık sık problemlerle karşılařırlar. Bu problemlere özüm üretme abası iinde bulunan insanlar, evresi ile sürekli iletişim halinde olması ve

İhtiyaçların çözüm yöntemi geliştirmeye zorlaması nedeniyle doğayı gözlemleyerek çeşitli teknikler geliştirmişlerdir. Literatürde birçok sürü zekâsı tekniği yer almakla birlikte bunlardan en çok kabul görmüş ve bilimsel araştırmalara çokça konu olmuş olan sürü zekâsı teknikleri bu başlık altında irdelenecektir. Bu sürü zekâsı teknikleri sırası ile karınca koloni optimizasyon algoritması, parçacık sürü optimizasyonu ve yapay arı kolonisi teknikleridir.

1.2.1. Karınca Kolonisi Optimizasyonu

Karınca kolonisi(KK) yaklaşımı karıncaların birlikte(koloni halinde) hareket etme güdüsüyle sergilemiş oldukları davranışları konu edinmiş olan bir sürü zekâsı tekniğidir. Karıncaların sürü halinde gerçekleştirdikleri işleri tek başlarına yapmaları söz konusu bile değildir. Kendilerinden çok daha ağır yükleri taşımakta, bir besin kaynağına ulaşırken en kısa yolu tercih etmektedirler. Sürü halinde hareket etmeleri ve birbirleri ile iletişim halinde olmaları, tek başlarına altından kalkamayacakları işleri toplu halde yapabilmelerine imkân tanımaktadır.

Karınca koloni optimizasyon(KKO) tekniği meta-sezgisel bir tekniktir. Kombinatoriyal problemlerin çözümünde kullanılmak üzere geliştirilmiştir. Alberto Colomi, Marco Dorigo ve Vittorio Maniezzo tarafından geliştirilmiş bir teknik olan karınca koloni optimizasyon algoritması(KKOA), sürü halinde gerçekleştirilen hayvan davranışlarını baz alan bir tekniktir³². Günümüzde birçok probleme uygulanabilen bu teknik aslında Marco Dorigo tarafından yazılmış olan doktora tezi ile ortaya çıkmıştır³³. KKO, diğer optimizasyon tekniklerinde olduğu gibi kesin çözümü garanti etmemekle birlikte optimum sonuca oldukça yakın çözüm değerleri üreten bir tekniktir.

KKOA tekniği karıncaların besin kaynağı arama davranışlarından hareketle ortaya çıkmış bir tekniktir. Karıncalar rastgele olarak yuvalarından besin aramak için

³² Colomi A., Dorigo M., Maniezzo V., Distributed Optimization by Ant Colonies, sy. 134-142, 1991

³³ Dorigo Marco, Politecnico di Milano Üniversitesi, Doktora Tezi, 1992

çıkarlar. Besin kaynağı arama davranışı ilk başta rastgele olmakla birlikte bir besin kaynağının yeri tespit edildiğinde besin ile ilgili gerekli değerlendirmeler yapıldıktan sonra bu besin arama davranışı rastgele olmaktan çıkmaktadır. Tespit edilen besin kaynağının kalitesi ve miktarı eğer yeterli düzeyde ise kolonide yer alan diğer karıncalar tarafından da yuvaya taşınmak üzere hedef besin kaynağı olarak belirlenir. Karıncalar yuva ile besin kaynağı arasında gidip geldikçe feromon adında kimyasal bir salgı maddesi salgırlar. Bu salgı maddesi sayesinde yuvadan ayrıldıklarında tekrar bu salgı maddesini takip ederek yuvalarına geri dönerler. Bilindiği üzere karıncalar yeterli görme yetisi olan hayvanlar değildir. Dolayısıyla feromon denilen bu salgı bir nevi karıncaların gözü olmaktadır.

1.2.1.1. Karıncaların Besin Arama Davranışları

Her karınca yiyecek ararken geçtiği yerlere değişik miktar ve yoğunlukta, karın bölgesinde yer alan Dufour bezlerinden salgıladığı feromon adlı özel bir sıvı bırakır³⁴. Bu koku karıncanın yuva ile besin arasında rahatça gidip gelmesine imkân tanımakla birlikte aynı zamanda diğer karıncalara da rehberlik etmektedir. Karıncalar tespit ettikleri besinlerin kalitesi ve miktarı ile orantılı bir şekilde feromon salgılamaktadırlar. Goss S. ve Aron S. 1989 yılında Arjantin karıncaları üzerinde yaptıkları deneyle bu durumu ispatlamışlardır³⁵.

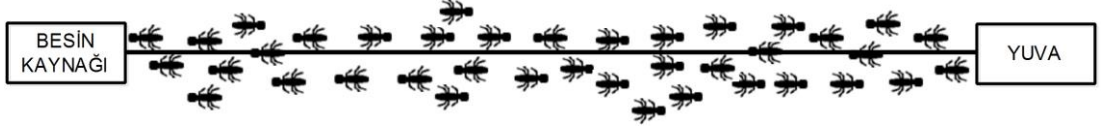
Karıncalar koloni halinde yaşamının vermiş olduğu avantajı kullanarak feromon sayesinde karıncalar arasında bilgi iletimini sağlamakla birlikte bir diğer avantaj olan en kısa yolun bulunmasında da oldukça iyidirler. Bir besin kaynağının yeri tespit edildikten sonra karıncalar besin kaynağından yuvaya yiyecek taşımaya başlarlar. Rüzgâr, yağmur gibi doğal nedenlerle veya doğal olmayan nedenlerden dolayı yolları üzerinde bir engel ortaya çıkarsa karıncalar daha önce de belirtildiği gibi feromonlar sayesinde en kısa yolu bulabilirler.

³⁴ Nabiyev Vasıf Vagifoğlu, a.g.e., sy. 610, 2010

³⁵ Goss S. ve Aron S. Self-Organized Shortcuts in the Argentine Ant, sy. 579-581, 1989

Aşağıda yer alan Şekil 8’de karıncaların besin kaynağından yuvalarına besin taşımaları görülmektedir. Karıncaların her seferinde aynı güzergâhı takip etmeleri yolculukları esnasında salgıladıkları feromon ile mümkün olmaktadır. Zamanla güzergâh üzerine bırakılan feromon miktarı artmakta ve karıncalar görme duyuları yeterli düzeyde gelişmediği için bu kokuları takip ederek hedeflerine ulaşmaktadırlar.

Şekil 8: Karıncaların yuva-besin ve besin-yuva arası yolculukları

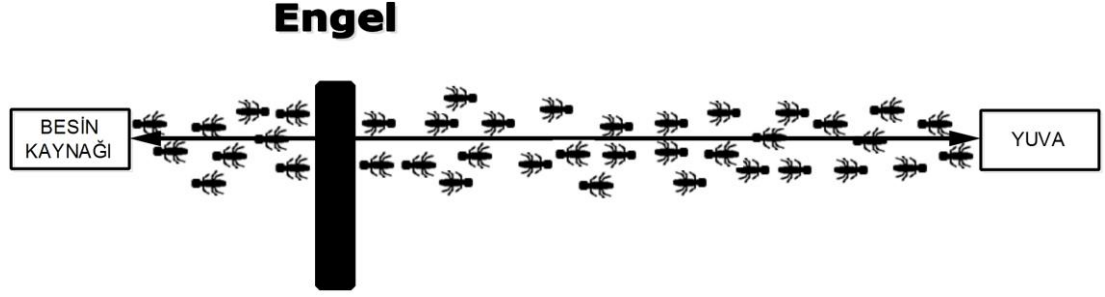


Kaynak: Colorni A., Dorigo M., Maniezzo V., a.g.e., sy. 135

Herhangi bir nedenle yuva ile besin kaynağı arasındaki güzergâhın bozulması durumunda karıncalar belirli bir süre sonra kısa olan yolu bulabilmektedirler. Yuvadan besin kaynağına ya da besin kaynağından yuvaya doğru giden karınca bir engelle karşılaştığında içgüdüsel olarak bir yol takip edecektir. Takip ettiği yol uzun da olabilir kısa da olabilir. Bu durum bütün karıncalar için aynı olacaktır. Fakat zamanla kısa mesafeli kısımdan uzun mesafeli kısma oranla daha fazla sayıda karınca geçecek ve her geçen karınca, kendi güzergâhı üzerine feromon salgılayacaktır. Hal böyle olunca birim zamanda kısa mesafeli bölgeden daha fazla karınca geçeceğinden dolayı o bölgeye ait feromon miktarı uzun mesafeli bölgenin feromon miktarına göre daha fazla olacaktır³⁶. Böylelikle karıncalar bir engelle karşılaştıklarında belirli bir süre rastgele güzergâh izleyecekler fakat daha sonra ise kısa mesafeli olan yolu tercih edeceklerdir. Bu durum karıncaların birlikte(koloni halinde) yaşamalarının getirmiş olduğu bir avantajdır. Aksi takdirde tek bir karınca bu işi sürdürecekti olsaydı ortaya çıkacak olan resim elbette bu şekilde olmayacaktır. Aşağıda yer alan Şekil 9’da bir engelle karşılaşan karıncaların ilk tepkileri yer almaktadır. Daha sonra ise Şekil 10’da karıncaların rastgele olarak engeli aşmaya çalıştıkları şekil yer almaktadır. Şekil 11’de ise feromon miktarının artmasına bağlı olarak kısa mesafeli yolu tercih ettikleri şekil yer almaktadır.

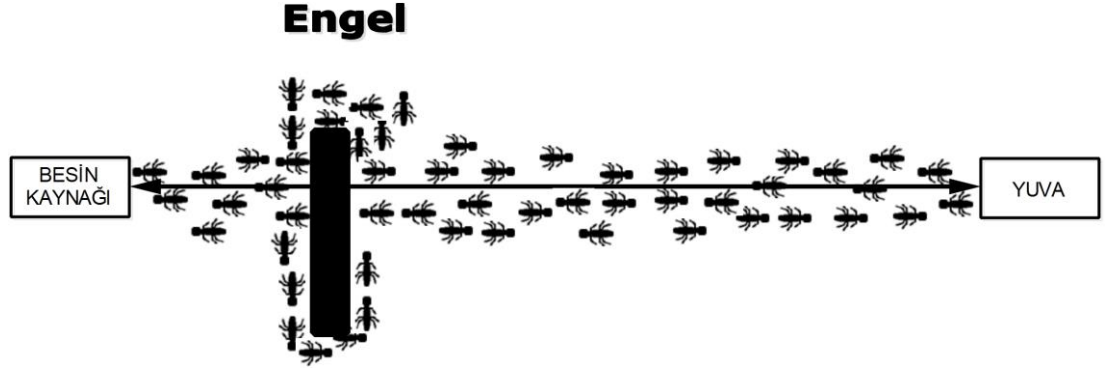
³⁶ Karaboğa Derviş, a.g.e., sy. 111, 2011

Şekil 9: Engelle karşılaşan karıncalar



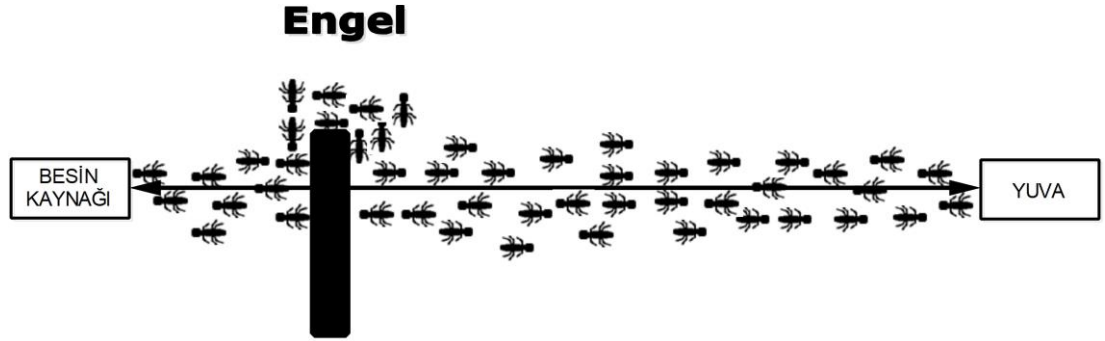
Kaynak: Colorni A., Dorigo M., Maniezzo V., a.g.e., sy. 135

Şekil 10: Engelle karşılaşan karıncaların rastgele davranış sergilemeleri



Kaynak: Colorni A., Dorigo M., Maniezzo V., a.g.e., sy. 135

Şekil 11: Kısa yolu tercih eden karıncalar



Kaynak: Colorni A., Dorigo M., Maniezzo V., a.g.e., sy. 135

1.2.1.2. Karınca Koloni Algoritması

Sürü halinde yaşayan karıncalar daha önce de belirtildiği gibi besin kaynağı ile yuva arasındaki en kısa mesafeyi bulma kabiliyetine sahiptirler. En kısa yolu bulma

kabiliyetlerinin altında feromon maddesi yatmaktadır. Karıncaların bu özelliklerinden esinlenerek gerçek hayat problemlerinin çözülmesinde karınca kolonisi algoritması geliştirilmiştir. Problemlerin çözümünde tıpkı gerçek hayattaki gibi yapay karıncalar oluşturulmaktadır. Oluşturulan bu yapay karıncalar kullanılarak geçtikleri yollarda bıraktıkları gibi feromon güncellemesi yapılmaktadır. Gerçek hayattaki karıncalardan farklı olarak KKA'da karıncalar hafızaya sahiplerdir, tamamen kör değillerdir ve ayrık zamanlı bir çevrede yaşamaktadırlar³⁷. Karınca koloni algoritması(KKA) iteratif bir tekniktir. Kodlanan bu algoritma durdurma koşulu sağlanıncaya kadar devam eder.

Colorni ve arkadaşları geliştirmiş oldukları KKA'yı ilk olarak gezen satıcı problemine uygulamışlardır³⁸. KKA'da i noktasından j noktasına gitmeye çalışan k karıncası için iki seçenek söz konusudur. Bu seçenekler ya feromon miktarı yüksek olan yolun tercih edilmesi şeklindedir ya da olasılıksal olarak herhangi bir yolun tercih edilmesidir. Buna göre i noktasından j noktasına gitmeye çalışan k karıncası için u adet alternatif yol söz konusu olsun, böyle bir durumda karıncanın hangi yolu seçeceği aşağıda yer alan eşitlik ile hesaplanacaktır.

$$j = \max_{u \in j_k^{(i)}} [\tau(i,u)]^\alpha \times [\eta(i,u)]^\beta \quad \text{eğer } q \leq q_0 \quad (4)$$

Formülde yer alan $\tau(i,u)$ ve (i,u) feromon izidir. $\eta(i,u)$ ise i noktasından u noktasına uzaklığın tersini göstermektedir. $j_k^{(i)}$, i noktasında bulunan k karıncasının gitmediği noktaları temsil etmektedir. β feromonun güncellenmesinde kullanılan göreceli parametredir. q_0 ise çözüm uzayının araştırılmasında kullanılan göreceli parametredir.

³⁷ Güney K., Karaboğa D., Akdağlı A., Eşit Aralıklı Olmayan Doğrusal Anten Dizilerinde Demet Şekillendirme Sentezi için Karınca Koloni Optimizasyon Algoritması ile Performans İyileştirme, sy. 64, 2002

³⁸ Colorni A., Dorigo M., Maniezzo V., a.g.e., sy. 134-142, 1991

Karıncaların gidebilecekleri yolları seçme olasılıkları ise aşağıda yer alan formülle hesaplanmaktadır.

$$P_k(i, j) = \begin{cases} \frac{[\tau(i, u)]^\alpha x[\eta(i, u)]^\beta}{\sum [\tau(i, u)]^\alpha x[\eta(i, u)]^\beta} & \text{eğer } j \in j_{k^{(i)}} \\ 0 & \text{aksi takdirde} \end{cases} \quad (5)$$

Tüm karıncalar turlarını tamamladıktan sonra feromon miktarları güncellenmektedir³⁹. KKA'na göre feromon miktarları belirlenen oranda buharlaşmaktadır. Dolayısıyla feromon miktarlarının güncellenmesi gerekmektedir. KKA'ya göre feromon miktarlarının güncellenmesinde iki yöntem söz konusudur. Bu yöntemler yerel feromon güncellemesi ve global feromon güncellemesidir.

KKA'da yer alan bir diğer husus da karınca sayısı konusudur. Problem yapısına bağlı olmakla birlikte kullanılacak karınca sayısı kullanıcının tercihinine bağlıdır. Literatür incelendiğinde kullanılan karınca sayısı genellikle problemde yer alan şehir sayısına eşittir denilebilir.

Yukarıda yer alan problemlerde Alfa ile feromon oranının önemi Beta ile de ağırlıklandırma oranı belirtilmektedir. Alfa'nın yüksek olması demek o yolun kullanılma olasılığının artması demektir. Beta oranı ile karıncaların tesadüfi olarak yol seçmesi sağlanabilir⁴⁰. Yani olasılıksal olarak yeni yolların araştırılması gerektiği durumlarda Beta oranının yüksek olması önem teşkil edecektir.

³⁹ Söyler H., Kesintürk T., Karınca Kolonisi Algoritması ile Gezen Satıcı Probleminin Çözümü, sy. 4, 2007

⁴⁰ Colomi A., Dorigo M., Maniezzo V., a.g.e., sy. 137, 1991

1.2.2. Parçacık Sürü Optimizasyonu

J. Kennedy ve R. C. Eberhart tarafından kuş sürülerinin hareketlerinden esinlenilerek 1995 yılında geliştirilen Parçacık Sürü Optimizasyonu(PSO) popülasyon tabanlı bir tekniktir⁴¹. PSO tekniği sosyal zekâ mantığına sahip meta-sezgisel bir tekniktir⁴². Doğadaki canlıların bir araya gelmeleri ile tek başlarına altından kalkamayacakları işleri birliktelik halinde halletmeleri esasına dayanmaktadır.

PSO tekniğinde popülasyonda yer alan her bir birey parçacık olarak kabul edilmektedir. Her bir parçacığın kendisine ait hız bileşeni vardır⁴³. Sürüde yer alan diğer parçacıklardan alınan bilgiler sayesinde sahip oldukları hız bileşenleri ile arama uzayında yer değiştirebilirler. Sürü halinde yaşamının vermiş olduğu avantajla parçacıklar daima daha iyi sonuç veren arama bölgelerine uçacaklardır. Bu noktada her bir parçacık aslında arama uzayındaki bir çözüm değerini ifade etmektedir.

Kuşların yaşadıkları çevrede bilmedikleri bir noktadaki besin kaynağına yönelmelerini konu edinen PSO tekniğinde, bu durum esas alınarak probleme çözüm aranır. Sürüde yer alan kuşlar diğer kuşlar ile sürekli olarak irtibat halindedirler ve bir kuş besin kaynağı bulduğunda diğer kuşlar bu besin kaynağı ile ilgili bilgiyi besin kaynağının yerini tespit eden kuştan alırlar. Elde edilen bilgi besin kaynağının yeri ve kalitesi ile ilgili bir bilgidir. Bu süreç sayesinde kuşlar sürekli olarak mevcut durumlarını diğer kuşlardan aldıkları bilgiler sayesinde güncellemektedirler.

PSO genetik algoritma gibi evrimsel tabanlı bir tekniktir⁴⁴. Genetik algorithmadan farklı olarak daha az sayıda parametreye ihtiyaç duymaktadır. Her iki tekniğe de tesadüfi olarak rastgele çözüm değeri ile başlanır. Her iterasyonda çözüm değerini

⁴¹ Kennedy J. , Eberhart R. C., Particle Swarm Optimization, sy. 1942–1948, 1995

⁴² Baijal A., Chauhan S. V., Jayabarathi T., Application of PSO, Artificial Bee Colony and Bacterial Foraging Optimization Algorithms to Economic Load Dispatch: An Analysis, sy. 468, 2011

⁴³ Önder Emrah, a.g.e., sy. 155, 2011

⁴⁴ Baijal A., Chauhan S. V., Jayabarathi T., a.g.e. sy. 468, 2011

iyileştiren bölgeye doğru hareket edilerek parçacıkların pozisyonları güncellenir⁴⁵. PSO tekniğinde genetik algorithmada yer alan mutasyon ve çaprazlama gibi çözüm değerini manüple eden operatörler yer almaz. Ayrıca algoritma çalıştırılırken parçacıklar seçilen popülasyon içerisinde kalırlar ve diğer evrimsel teknikler de olduğu gibi güçlü olanın hayatta kalması gibi bir durum söz konusu değildir⁴⁶.

PSO tekniği birçok probleme kolay bir şekilde uygulanabilen bir teknik olduğundan dolayı son yıllarda birçok araştırmacı tarafından tercih edilen bir teknik olmuştur. PSO algoritmasında yer alan parametreler problem yapısına kolayca adapte edilebilmektedir. Bu noktada PSO'da yer alan parametrelerden ve terimlerden bahsetmek yerinde olacaktır.

1.2.2.1. PSO Terimleri ve Parametreleri

Parçacık Sürü Optimizasyonunda kullanılan çeşitli terimler ve parametreler bu başlık altında incelenecektir. Öncelikle konunun daha anlaşılır olması bakımından bazı PSO terimlerine yer verilecek daha sonra ise PSO algoritmasında yer alan bazı parametre değerlerinden bahsedilecektir⁴⁷.

Parçacık: Popülasyonda yer alan her bir birey parçacık olarak kabul edilmektedir. Daha önce de belirtildiği gibi her bir parçacığın kendisine ait hız bileşeni vardır.

Parçacık Pozisyonu: Her bir parçacığın çözüm uzayında tekabül ettiği noktayı ifade etmek için kullanılır. Parçacık pozisyonu X ile ifade edilmektedir.

⁴⁵ Zhang, J. R., Zhang J., Lok T. M., Lyu M. R., A Hybrid Particle Swarm Optimization-Back-Propagation Algorithm for Feedforward Neural Network Training, sy. 1027, 2007

⁴⁶ Uysal Özgür, Comparison of Genetic Algorithm and Particle Swarm Optimization Algorithm for Bicriteria Permutation Flowshop Scheduling Problem, sy. 23, 2006

⁴⁷ Önder Emrah, a.g.e., sy. 157, 2011

Popülasyon Büyüklüğü: Parçacıkların tamamına birden sürü büyüklüğü denilmektedir. Popülasyon büyüklüğü mevcut problemin çözümünde önemli bir role sahiptir. Popülasyonda yer alan birey sayısının artması daha hızlı çözümler elde etmeye imkân tanıyacaktır.

Başlangıç Değeri: Daha önce de belirtildiği gibi rastgele bir çözüm adımı ile çözüm uzayında arama yapma esasına dayanan bir tekniktir. Bu bakımdan çözüm uzayında arama yapılırken rastgele bir başlangıç değeri ile çözüme başlanır. PSO'da diğer tekniklerden farklı olarak hız bileşeni mevcuttur. Hız bileşeni PSO'da yer alan bir parametredir. Bu bileşen çözüm uzayındaki yer değiştirmeyi ifade etmektedir.

En İyi Değer: PSO'da yer alan en iyi değer kavramı ikiye ayrılmaktadır. Bunlardan birisi birey yani parçacıklar vasıtasıyla elde edilmiş olan en iyi değerdir. Diğer ise popülasyona ait en iyi değerdir. PSO iteratif bir teknik olduğundan dolayı her iterasyonda elde edilen en iyi pozisyon ve uygunluk değerleri saklanır. Buradan şöyle bir çıkarımda bulunmak mümkündür. PSO hafıza temelli bir tekniktir. Yani problem yapısına bağlı olmakla birlikte(amaç maksimizasyon ya da minimizasyon olabilir) iterasyonlar boyunca gerek bireysel(parçacık) olarak gerekse de popülasyon olarak en iyi değer hafızada muhafaza edilir. Çözümü iyileştiren mevcut çözüm hafızada yer alan çözüm değeri ile karşılaştırılır eğer çözüm daha iyi bir çözüm ise hafızada yer alan değer, yeni değer ile güncellenir.

Uygunluk Değeri: Çözüm uzayı X ile ifade edilirse, bu çözüm uzayında parçacığın koordinatları uygunluk fonksiyonunda kullanılarak uygunluk değeri elde edilir. Yani uygunluk değeri parçacıkların buldukları pozisyona göre her iterasyonda hesaplanır. Bir diğer ifade ile uygunluk değeri için amaç fonksiyonu demek de mümkündür.

Durdurma Kriteri: İteratif birçok teknikte olduğu gibi PSO tekniğinde de belirli bir iterasyon adedince döngü çalıştırılır ve sonlandırılır. Adından da anlaşılacağı üzere algoritmanın sonlandırılmasını sağlayan kriterdir.

PSO terimlerinden bahsettikten sonra literatürde yer alan bazı parametrelerden bahsetmek yerinde olacaktır. Bu parametreler ve açıklamaları aşağıda yer almaktadır.

Sürü Büyüklüğü: Popülasyonda yer alan toplam parçacık sayısını ifade etmektedir. Algoritmada kullanılacak parçacık sayısı algoritmanın arama uzayında daha etkin bir arama yapmasına imkân tanıyacaktır. Parçacık sayısının artması çözüm uzayında daha az iterasyon ile optimum çözüme ulaşılmasını sağlarken yapılan hesaplamaların artmasına neden olur. Kennedy ve Eberhart 25-30 adet parçacık kullanılmasının uygun olacağını söylemişlerdir⁴⁸.

Hız: Her bir parçacığın kendine ait bir hızı olduğu daha önce belirtilmişti. Parçacık hızı belirli bir limit değerinin arasında yer almaktadır. Parçacık için tanımlanacak olan hız sayesinde mevcut çözüm uzayında mevcut konum ile hedeflenen konum arasında çözümler aranır. Fazlası da azı da algoritma açısından önem teşkil eder. Hız parametresinin olması gerekenden yüksek ya da düşük olması çözüm uzayının çok yetersiz araştırılmasına ve yerel minimumda takılma riskine neden olabilir⁴⁹. Hız parametresi V ile ifade edilmektedir.

Atalet Ağırlığı: Atalet ağırlığı, parçacığın çözüm uzayındaki hareket yönünün kontrol edilmesine imkân tanır. Bazı çalışmalarda hız faktörü ile birlikte kullanıldığı gibi bazı çalışmalarda ise hız faktörü olmadan kullanılabilmesi savunulmuştur. Atalet ağırlığı w ile ifade edilmektedir. w katsayısının büyük seçilmesi global aramada iyileşmeye, küçük seçilmesi ise yerel aramada iyileşmeye neden olur⁵⁰.

Parçacığın özgüven ve sürüye güvenme katsayısı: Bu katsayıların doğru belirlenmesinin algoritmanın performansı üzerinde önemli bir etkisi vardır. c_1 ve c_2

⁴⁸ Kennedy J. , Eberhart R. C., a. g. e., sy. 1942–1948, 1995

⁴⁹ Uysal Özgür, a.g.e., sy. 28, 2006

⁵⁰ Jarboui, B., Cheikh, M., Siarry, P., Rebai, A., Combinatorial Particle Swarm Optimization for Partitional Clustering Problem, sy. 340, 2007

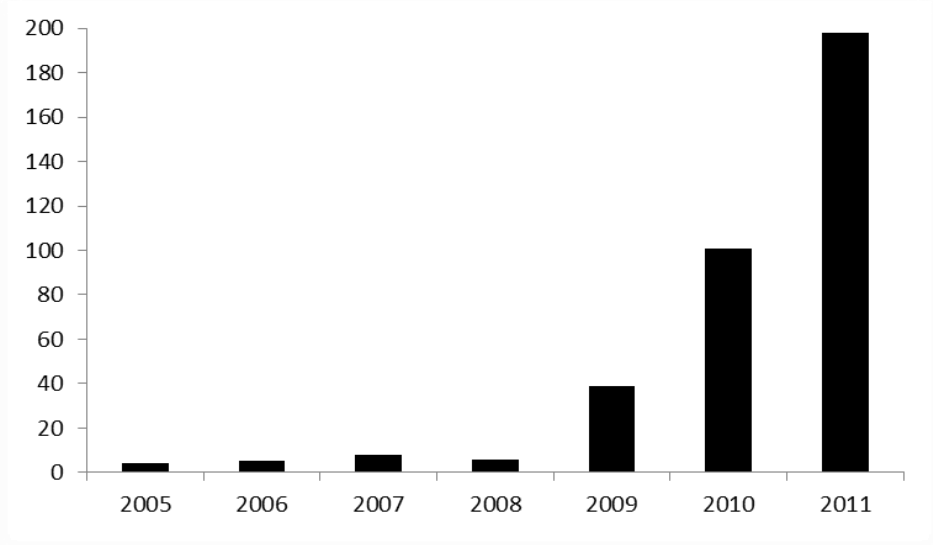
katsayıları olarak da bilinirler. Özgüven ve sürüye güvenme parametrelerinin birbirleri ile ilişkileri vardır. Hız bileşeni ile bu iki parametrenin birleşmesi ile parçacığın çözüm uzayında yönlendirilmesi gerçekleştirilir.

İterasyon Sayısı: İterasyon sayısı algorithmada yer alan döngünün kaç defa işletileceğini gösteren bir parametredir. Bu parametre deneme yanılma yöntemi ile belirlenebilmektedir. Optimum sonucu bilinen problemlerde genellikle 1000, 2000, 3000 gibi değerler denenerek optimum sonuca veya optimum sonuca yakın değere ulaşıp ulaşılmadığı gözlemlenir. Optimum sonucu bilinmeyen problemlerde ise belirlenen iterasyon sayısının sonucu değiştirip değiştirmediği kontrol edilir. İterasyon sayısı yapılacak olan hesaplamalarla doğrudan ilişkili olduğu için yüksek tutulmaması tavsiye edilir.

1.2.3. Yapay Arı Kolonisi

2005 yılında Derviş Karaboğa tarafından arıların besin kaynağı arama davranışlarından hareketle optimizasyon amaçlı geliştirilen Yapay Arı Kolonisi(YAK) son zamanlarda oldukça popülerlik kazanmış bir konudur. 2005 yılında ortaya atılmasına rağmen literatürde bu alanda yapılmış çok fazla çalışma vardır. 2006, 2007 ve 2008 yıllarında daha yeni yeni tanınmaya başlanmasından ötürü literatürde çok fazla çalışma yer almazken 2009 yılından itibaren bu alanda yapılan çalışmalar hızlı bir şekilde artış göstermiştir. Aşağıda yer alan tabloda yıllar itibari ile yapılan çalışmaların sayıları yer almaktadır.

Şekil 12: Yıllara göre YAK ile yapılan yayın sayıları



Kaynak: Karaboğa D., Görkemli B., Öztürk C., Karaboğa N., A Comprehensive Survey: Artificial Bee Colony Algorithm and Applications, sy. 23, 2012

Literatürde arıları konu edinen bir çok optimizasyon algoritması yer almaktadır. Bu algoritmalara örnek vermek gerekirse; Arı Algoritması, Arı Sürüsü Algoritması, Arı Kolonileri Optimizasyon Algoritması, Sanal Arı Kolonisi Algoritması, Arı Kovanı Algoritması, Bal Arıları Çiftleşme Optimizasyon Algoritması vb.⁵¹.

YAK bu tezin ikinci bölümünü oluşturan Yapay Arı Kolonisi Yaklaşımı(YAKY) başlığı altında ayrıntılı olarak incelenecektir.

⁵¹ Marinakis Y., Marinaki M., Dounias G., Honey bees mating optimization algorithm for the Euclidean traveling salesman problem, sy. 4684–4698, 2011

2. YAPAY ARI KOLONİSİ YAKLAŞIMI

Sürü zekâsı, hayvanların kendi kendilerine organize olarak kolektif davranış sergilemeleri ile ortaya çıkmıştır⁵². Sürü zekâsına dayalı birçok algoritma geliştirilmiştir. Her geçen gün literatüre araştırmacılar tarafından yeni algoritmalar kazandırılmaktadır. Bu algoritmalarından birisi de Yapay Arı Kolonisi(YAK)'dir. Bu bölümde YAK bir yaklaşım olarak ele alınarak önce konu ile ilgili literatür taramasına yer verilecektir. Daha sonra ise YAK'ın ilham kaynağı olan arılarla ilgili genel bir tablo çizildikten sonra YAK algoritmasından bahsedilecektir.

2.1. Literatür Taraması

İnsanoğlunun karşılaştığı problemlere çözüm arama uğraşları çeşitli sezgisel ve meta-sezgisel tekniklerin geliştirilmesine neden olmuştur. İhtiyaçlara cevap verme noktasında sezgisel teknikler kâfi geliyorken problem yapılarının kompleks bir hâl alması ile birlikte artık meta-sezgisel teknikler kullanılmaya başlanmıştır.

Meta-sezgisel tekniklerden birisi olan YAK, 2005 yılında Karaboğa tarafından teknik bir rapor olarak literatüre kazandırılmıştır⁵³. Bu raporda Karaboğa arılar hakkında genel bir bilgi verdikten sonra arıların besin arama davranışlarını modelleyerek YAK algoritmasından ve algoritma parametrelerinden bahsetmiştir. YAK ile ilgili ilk konferans ise Baştürk ve Karaboğa tarafından Elektrik Elektronik Mühendisleri Enstitüsü'nde(IEEE, Institute of Electrical and Electronical Engineers) 2006 yılında gerçekleştirilmiştir⁵⁴. YAK ile ilgili ilk makale ise 2007 yılında Karaboğa ve Baştürk

⁵² Karaboğa D., Görkemli B., Öztürk C., Karaboğa N., A Comprehensive Survey: Artificial Bee Colony Algorithm and Applications, sy. 1, 2012

⁵³ Karaboğa D., An Idea Based on Honey Bee Swarm for Numerical Optimization, sy. 1-10, 2005

⁵⁴ Baştürk B., Karaboğa D., An Artificial Bee Colony (Abc) Algorithm for Numeric Function Optimization, sy. 49-53, 2006

tarafından yazılmıştır⁵⁵. Bu makalede YAK ile GA ve PSO'nun performans karşılaştırması yer almaktadır. Ayrıca kontrol parametrelerinin YAK üzerindeki etkisi ve algoritmanın hızına etkisinden bahsetmişlerdir. YAK her ne kadar da kısıtsız optimizasyon problemlerine uygulanmak üzere ortaya konulmuşsa da 2007 yılında Karaboğa ve Baştürk kısıtlı optimizasyon problemlerinde de YAK'ın kullanılabileceğini göstermişlerdir⁵⁶. İkinci makale ise yine Karaboğa ve Baştürk tarafından 2007 yılında yazılmış olan ve YAK'ın performans değerlendirmesinin ele alındığı bir çalışma olmuştur⁵⁷. Bu çalışmada Karaboğa ve Baştürk diferansiyel gelişim, parçacık sürü optimizasyonu ve evrimsel algoritmaları çok boyutlu numerik optimizasyon problemlerine uygulamışlardır. Ayrıca 2009 yılında Erciyes üniversitesinin bünyesinde YAK ile ilgili bir web sitesi oluşturulmuştur⁵⁸. İlgili web sitesine kaynakçada yer verilmiştir. Oluşturulan bu sitede YAK ile ilgili farklı programlama kodlarının yanında çeşitli dokümantasyonlar da yer almaktadır. Basit aynı zamanda da optimizasyon problemlerine uygulanabilirliğinin kolay olması ile YAK, ilgi çeken bir konu olmuştur. 2005 yılında ortaya konduktan sonra ve çeşitli uygulamalarının tanıtılması ile kısa sürede büyük ilgi görmüş ve 2009 yılından itibaren yoğun bir şekilde kullanılan bir teknik olmuştur.

YAK birçok farklı alanda uygulaması olan bir yaklaşımdır. Literatür incelendiğinde, YAK ile yapılan uygulamaların mühendislik alanındaki optimizasyon problemlerinin çözümünden yapay sinir ağlarının eğitilmesine, veri madenciliği uygulamalarından kablosuz sensör ağlara, resim işleme uygulamalarından ayrık ve kombinatoriyel optimizasyon problemlerinin çözümüne kadar birçok farklı alanda olduğu görülmektedir. YAK ile yapılmış olan çalışmaların 3'e ayrıldığını söylemek

⁵⁵ Karaboğa D., A Powerful and Efficient Algorithm for Numerical Function Optimization: Artificial Bee Colony (abc) Algorithm, sy. 459,471, 2007

⁵⁶ Karaboga D., Basturk B., Artificial Bee Colony (ABC) Optimization Algorithm for Solving Constrained Optimization Problems, sy. 789–798, 2007

⁵⁷ Karaboğa D., Baştürk B., On the Performance of Artificial Bee Colony (ABC) Algorithm, sy. 687-697, 2007

⁵⁸ Karaboğa D., Görkemli B., Öztürk C., Karaboğa N., a.g.e., sy. 7, 2012

mümkündür. Bu çalışmalar, karşılaştırmaların yapıldığı çalışmalar, melez çalışmalar ve uygulamaların yer aldığı çalışmalar şeklindedir⁵⁹.

YAK, Sayısal optimizasyon problemlerinin çözümü için önerilmesine rağmen yapılan ilk çalışma YAK'ın diğer tekniklerle karşılaştırılmasıdır⁶⁰. 2007 yılında Karaboğa, Akay ve Öztürk Yapay Sinir Ağları(YSA)'nın eğitilmesinde YAK'ı kullandıkları bir çalışma yapmışlardır⁶¹. Bu çalışmada YSA'yı eğitirken kullanılan optimum ağırlığın ayarlanmasında YAK'ı kullanmışlardır. Aynı yıl Karaboğa ve diğerleri sinyal işleme uygulamalarında YSA'nın eğitilmesi için YAK'ı kullanmışlardır ve algoritmanın performansını Diferansiyel Gelişim(DG) ve PSO algoritmaları ile karşılaştırmışlardır⁶². Karaboğa ve Baştürk tarafından 2007 yılında çok boyutlu sayısal problemler için YAK'ın Diferansiyel Gelişim Algoritması(DGA) ve PSO ile performans karşılaştırılması yapılmıştır⁶³. 2008 yılında Quan and Shi kontraktif haritalama sabit nokta teoremine dayalı yeni bir arama operatörünü tanıtmışlardır⁶⁴. Yapılan çalışmada 10 tane çok değişkenli karşılaştırma problemi kullanarak YAK'ın global optimizasyonun bulunmasında oldukça etkili olduğunu ortaya koymuşlardır. Yine aynı yıl Rao, Narasimham ve Ramalingaraju sistem kayıplarının minimizasyonu probleminin çözümü için YAK'ı kullandıkları yeni bir metot önerisinde bulunmuşlardır⁶⁵. Yaptıkları çalışmayı bilgisayar simülasyonu üzerinde göstererek YAK'ın çözüm kalitesinin ve hesaplama etkinliğinin oldukça iyi

⁵⁹ Karaboğa D., Görkemli B., Öztürk C., Karaboğa N., a.g.e., sy. 7, 2012

⁶⁰ Karaboğa D., a.g.e., sy. 459-471, 2007

⁶¹ Karaboğa D., Akay B., Öztürk C., Artificial Bee Colony Optimization Algorithm for Training Feed-Forward Neural Networks, sy. 318-329, 2007

⁶² Karaboğa D., Akay B., Artificial Bee Colony Algorithm on Training Artificial Neural Networks, sy. 818-821, 2007

⁶³ Karaboğa D., Baştürk B., a.g.e., sy. 687-697, 2007

⁶⁴ Quan H., Shi X., On the Analysis of Performance of the Improved Artificial-Bee-Colony Algorithm, sy. 654-658, 2008

⁶⁵ Rao R. S., Narasimham S. V. L., Ramalingaraju M. Optimization of Distribution Network Configuration for Loss Reduction Using Artificial Bee Colony Algorithm, sy. 644-650, 2008

olduğunu, çaprazlama ve mutasyon gibi parametrelere ihtiyaç duyulmadığını ortaya koymuşlardır.

2009 yılına kadar gerçekleştirilen yayın sayısı az olduğundan yukarıdaki gibi bir anlatım yolu tercih edilmiştir fakat bundan sonraki çalışmalar kronolojik sırada aşağıdaki gibi ele alınacaktır.

2009 yılında gerçekleştirilen çalışmalar: Mala ve diğerleri KKA'dan farklı olarak feromon tabanlı olmayan bir sürü zekâsı optimizasyon tekniği olduğunu vurgulayarak bazı test problemlerine YAK ve KKA'yı uygulamışlardır. YAK ve KKA ile elde edilmiş olan test sonuçlarının karşılaştırmasını yapmış ve YAK'ın birçok üstün yönünün olduğunu ortaya koymuşlardır⁶⁶. Akay ve Karaboğa parametre seçiminin algoritmanın performansı açısından öneminden bahsederek parametre seçiminin YAK üzerindeki etkisini gösteren bir çalışma yapmışlardır⁶⁷. Karaboğa ve Akay yenilikçi üretim makinaları ve sistemleri sanal konferansında sayısal optimizasyon problemleri üzerinde harmoni arama algoritması ve YAK'ın performans karşılaştırmasını yapmışlardır⁶⁸. Akay ve Karaboğa tam sayılı programlama problemlerine YAK ve PSO'yu uygulayarak performans karşılaştırması yapmışlardır. YAK'ın tamsayı programlamada da oldukça etkin olduğunu yapmış oldukları çalışmayla ortaya koymuşlardır⁶⁹. Karaboğa ve Öztürk genellikle YSA'nın örüntü sınıflandırma, fonksiyon yaklaşımı, optimizasyon, örüntü eşleştirme, makine öğrenimi ve çağrışımsal belleklerde kullanılmakta olduğunu belirterek farklı veri setlerinin sınıflandırılmasında YAK'ı, YSA'yı eğitmek için

⁶⁶ Mala D. J., Kamalpriya M., Shobana R., Mohan V., A non-pheromone based intelligent swarm optimization technique in software test suite optimization sy. 188-192, 2009

⁶⁷ Akay B., Karaboğa D., Parameter tuning for the artificial bee colony algorithm, sy. 608–619, 2009

⁶⁸ Karaboga D., Akay B., Artificial bee colony (abc) harmony search and bees algorithms on numerical optimization, sy. 1-6, 2009

⁶⁹ Akay B., Karaboğa D., Solving integer programming problems by using artificial bee colony algorithm, sy. 355-364, 2009

kullanmışlardır⁷⁰. Omkar ve Senthilnath akustik emisyon sinyal sınıflandırma probleminde çok katmanlı YSA'yı eğitmek için YAK'ı kullanmışlardır ve YAK'ın çok katmanlı YSA'yı eğitmedeki üstünlüğünden, yerel minimumda takılıp kalmamasından bahsetmişlerdir⁷¹. Kurban ve Beşdok radyal tabanlı sinir ağlarını YAK ile eğiterek atalet sensör tabanlı arazi sınıflandırmasında kullanmışlardır. YAK ile YSA'nın eğitilmesinde Genetik Algoritma, Kalman Filtresi Algoritması ve Gradyen İniş Algoritmasının performans karşılaştırmasını yapmışlardır ve YAK'ın YSA'nın eğitilmesinde daha başarılı olduğunu ortaya koymuşlardır⁷². Ho ve Yang ise çözüm uzayında besin kaynağı etrafında arama yapan gözcü arı ve işçi arılarıyla ilgili yeni formüller önermişlerdir. Ayrıca kâşif arıların tükenen besin kaynağını ne zaman terk etmeleri gerektiğini gösteren yeni bir değişken tanımlamasında bulunmuşlardır⁷³. Bao ve Zeng gözcü arı safhasında hangi seçim yönteminin kullanılmasının uygun olduğunu araştırmak için YAK'da birçok seçim yönteminin karşılaştırmalı analizini gerçekleştirmişlerdir⁷⁴. Liu ve Cai YAK'ın stokastik popülasyon tabanlı evrimsel bir algoritma olduğundan aynı zamanda global optimizasyon problemlerinin de yer aldığı bir çok optimizasyon problemine uygulanabileceğinden bahsetmişlerdir. Ayrıca klasik YAK'ın performansını artırmak için çeşitli çaprazlama ve benzeri varyasyonlar uygulayarak Yapay Arı Koloni Programlama(YAKP) adıyla isimlendirdikleri yeni bir yaklaşım önermişlerdir⁷⁵. Verimliliğinin artırılması için çeşitli klasik ve evrimsel algoritmaların YAK ile birlikte kullanıldıkları literatürde görülmektedir. Bu tür çalışmalar melez(hybrid) çalışmalar olarak bilinmektedir. Marinakis, Marinaki ve Matsatsinis YAK'ın da

⁷⁰ Karaboğa D., Öztürk C., Neural networks training by artificial bee colony algorithm on pattern classification, sy. 279–292, 2009

⁷¹ Omkar S. N., Senthilnath J., Artificial bee colony for classification of acoustic emission signal source, sy. 129–143, 2009

⁷² Kurban T., Beşdok E., A comparison of rbf neural network training algorithms for inertial sensor based terrain classification, sy. 6312–6329, 2009

⁷³ Ho S. L., Yang S., An artificial bee colony algorithm for inverse problems, sy. 181–192, 2009

⁷⁴ Bao L., Zeng J. C., Comparison and analysis of the selection mechanism in the artificial bee colony algorithm, sy. 411–416, 2009

⁷⁵ Liu X., Cai Z., Artificial bee colony programming made faster, sy. 154–158, 2009

içinde yer aldığı açgözlü rastgele uyarlanabilir arama prosedürü(GRASP- Greedy Randomized Adaptive Search Procedure) ile kümeleme analizi yaptıkları yeni bir melez algoritma önerisinde bulunmuşlardır. Önerdikleri algoritmayı ikiye ayırdıklarını birinci safhada YAK'ı kullanarak seçim yaptıklarından, ikinci safhada ise GRASP kullanarak kümeleme yaptıklarından bahsetmişlerdir⁷⁶. Duan, Xing ve Xu kombinatoriyel optimizasyon problemlerinin çözümünde doğadaki canlıların evrimleşmesinden esinlenilerek geliştirilmiş olan Kuantum Evrimsel Algoritması(KEA) ile YAKA'yı birlikte kullanarak melez KEA önerisinde bulunmuşlardır. YAK'ın yerel aramadaki etkinliği ile melez KEA'nın erken yakınsamaya takılmamasını kullanarak test problemlerini çözmüşlerdir⁷⁷. Udgata, Sabat ve Mini Belirli bir bölgede en az sayıda kablosuz sensör ağı kullanarak en fazla bölgenin kapsanmasını sağlayan bir ağ kurmayı amaçladıkları çalışmalarında veri kümeleme problemi olarak modelledikleri kablosuz sensör ağlarının yerleştirilmesi probleminde YAK'ı kullanmışlardır⁷⁸. Pulikanti ve Singh ikinci dereceden sırt çantası problemini kullanarak YAK'ın da içinde bulunduğu yeni bir melez algoritma önerisinde bulunmuşlardır. Arıların besin aramaları davranışından esinlenerek geliştirilmiş olan YAK'ın yer aldığı melez çalışmanın sonuçları ile ikinci dereceden sırt çantası problemini çözmüş ve iki yöntemin sonuçlarını karşılaştırmışlardır⁷⁹. Narasimhan paylaşımlı hafıza yapısının yer aldığı YAK'da paralel işlem stratejisi uygulayarak, paralel işlem stratejisinin sonuçların iyileşmesinde çok önemli bir katkısının olmadığını bununla birlikte problem çözme sürecinin oldukça hızlandığını ortaya koymuştur⁸⁰.

⁷⁶ Marinakis Y., Marinaki M., Matsatsinis N., A hybrid discrete artificial bee colony grasp algorithm for clustering, sy. 548–553, 2009

⁷⁷ Duan H., Xing Z., Xu C., An improved quantum evolutionary algorithm based on artificial bee colony optimization, sy. 269–278, 2009

⁷⁸ Udgata S. K., Sabat S. L., Mini S., Sensor deployment in irregular terrain using artificial bee colony algorithm, sy. 1308–1313, 2009

⁷⁹ Pulikanti S., Singh A., An artificial bee colony algorithm for the quadratic knapsack problem, sy. 196-205, 2009

⁸⁰ Narasimhan H., Parallel artificial bee colony (pabc) algorithm, sy. 306–311, 2009

2010 yılında gerçekleştirilen çalışmalar: Li, Liu ve Li literatürde yer alan sekiz deneme problemini YAK ve DGA ile çözerek performans karşılaştırması yapmışlardır⁸¹. Rao ve Pawar parametre optimizasyonu için YAKA'yı kullanarak PSO ve TB ile elde edilmiş olan sonuçların karşılaştırmasını yapmışlardır⁸². Çobanlı ve diğerleri elektrik sistemlerinde aktif güç kaybı minimizasyonu için YAK temelli bir çalışma yapmışlardır. Bu çalışmaya göre elektrik sistemlerindeki güç kayıplarının engellenmesinde YAK'ın kullanılması etkili sonuçlar doğurmuştur⁸³. Karaboğa ve Öztürk test problemlerini kullanarak kanser, diyabet ve kalp hastalıklarını bulanık kümelemede YAK'ı kullanarak sınıflandırmışlardır⁸⁴. Shokouhifar ve Sabet etkili bir şekilde özellik seçimi problemini çözebilmek için YSA ve YAK'ın yer aldığı melez bir çalışma yapmışlardır⁸⁵. Mini ve diğerleri sensör yerleştirme problemini sınıflandırma problemi olarak ele alıp çözümünde YAKA'yı kullanmışlardır⁸⁶. Hetmaniok ve diğerleri ele aldıkları problemi ikiye ayırmışlardır. İlk olarak ters ısı iletim problemini sonlu farklar yöntemini kullanarak, ikinci olarak da en küçük kareler yöntemine dayalı uygun fonksiyon minimizasyon problemini YAK'ı kullanarak çözmüşlerdir⁸⁷. Duan, Xu ve Xing sürekli optimizasyon problemlerinin çözümü için KEA ve YAK'ı birlikte kullanarak yeni bir melez YAK önerisinde bulunmuşlardır. YAK'ın yerel aramadaki etkinliği ile KEA'nın erken yakınsamaya takılmadan optimum çözümü bulabilmesi özelliklerinden faydalanarak test

⁸¹ Huanzhe Li, Kunqi Liu, Xia Li, A comparative study of artificial bee colony, bees algorithms and differential evolution on numerical benchmark, sy. 198-207, 2010

⁸² Rao R. V., Pawar P. J., Parameter optimization of a multi-pass milling process using non-traditional optimization algorithms, sy. 445-456, 2010

⁸³ Çobanlı S., Öztürk A., Güvenç U., Tosun S., Active power loss minimization in electric power systems through artificial bee colony algorithm, sy. 2217-2223, 2010

⁸⁴ Karaboğa D., Öztürk C., Fuzzy clustering with artificial bee colony algorithm, sy. 1899-1902, 2010

⁸⁵ Shokouhifar M., Sabet S., A hybrid approach for effective feature selection using neural networks and artificial bee colony optimization, sy. 502-506, 2010

⁸⁶ Mini S., Udgata S. K., Sabat S. L., Sensor deployment in 3-d terrain using artificial bee colony algorithm, sy. 424-431, 2010

⁸⁷ Hetmaniok E., Slota D., Zielonka A., Solution of the inverse heat conduction problem by using the abc algorithm, sy. 659-668, 2010

problemlerini çözüp karşılaştırmasını yapmışlardır⁸⁸. Shi ve diğerleri PSO ve YAK'ı birlikte kullanmışlardır ve elde ettikleri sonuçların tek başına PSO ve yine tek başına YAK ile elde edilmiş olan sonuçlardan daha iyi olduğunu ortaya koymuşlardır⁸⁹. Zhao ve diğerleri GA ve YAK ile paralel hesaplamaların yapıldığı ve iki teknik arasında bilgi paylaşımının yer aldığı sürü zekâsı temelli yeni bir melez algoritma önerisinde bulunmuşlardır⁹⁰. Tsai ve diğerleri sürü zekâsı temelli Kedi Sürü Optimizasyon Algoritması(KSOA) ile YAK'ı birlikte kullandıkları yeni bir melez yaklaşım önerisinde bulunmuşlardır. KSOA ile nümerik hesaplamaları gerçekleştirmişler ve YAK ile de arıların besin arama davranışlarını simüle ederek literatürde yer alan 5 adet test problemine uygulamışlardır⁹¹. Lei, Huang ve Zhang PSO'dan esinlenerek yerel ve global optimumun bulunmasında YAK'a atalet ağırlığı ve çözüm uzayının araştırılmasında kontraktif etkisi bulunan kontraktif parametreyi ekleyip performansı ölçmek için fonksiyon optimizasyonuna ve sınıflandırma problemine uygulamışlardır⁹². Aderhold ve diğerleri popülasyon büyüklüğünün YAK üzerindeki etkisini gösteren çalışmayı gerçekleştirmişlerdir. Ayrıca yapay arıların pozisyonlarını güncelledikleri yeni bir yaklaşım önerisinde bulunmuşlardır. Elde ettikleri sonuçların en az diğer teknikler kadar etkili olduğunu göstermişlerdir⁹³. Pansuwan, Rukwong ve Pongcharoen YAKA'da parametre seçiminin algoritma performansına olan etkisini ölçmeye çalıştıkları ve çizelgeleme problemine uyguladıkları bir çalışma yapmışlardır. Optimum parametre seçiminin algoritma

⁸⁸ Duan H. B., Xu C. F., Xing Z. H., A hybrid artificial bee colony optimization and quantum evolutionary algorithm for continuous optimization problems, sy. 39–50, 2010

⁸⁹ Shi X., Li Y., Li H., Guan R., Wang L., Liang Y., An integrated algorithm based on artificial bee colony and particle swarm optimization, sy. 2586–2590, 2010

⁹⁰ Zhao H., Pei Z., Jiang J., Guan R., Wang C., Shi X., A hybrid swarm intelligent method based on genetic algorithm and artificial bee colony, sy. 558–565, 2010

⁹¹ Tsai P. W., Pan J. S., Shi P., Liao B. Y., A new framework for optimization based on hybrid swarm intelligence, sy. 421–449, 2010

⁹² Lei X., Huang X., Zhang A., Improved artificial bee colony algorithm and its application in data clustering, sy. 514–521, 2010

⁹³ Aderhold A., Diwold K., Scheidler A., Middendorf M., Artificial bee colony optimization: a new selection scheme and its performance, sy. 283–294, 2010

performansını arttırdığını ortaya koymuşlardır⁹⁴. Wang, Li ve Ren Destek Vektör Makinaları(DVM) ile YAK'ı kullanarak parametre seçimini göstermişlerdir. Literatürde yer alan test problemlerine uygulayarak DVM ile PSO ve DVM ile GA ile elde edilmiş sonuçlardan daha iyi sonuçlar bulduklarını ortaya koymuşlardır⁹⁵. Subotic, Tuba ve Stanarevic birbirinden farklı sürüler ve bunlar arasındaki farklı iletişim tekniklerinin yer aldığı YAK'da paralelizasyonu tanıtan bir çalışma gerçekleştirmişlerdir. Ayrıca YAK üzerinde çeşitli modifikasyonlar gerçekleştirerek literatürde yer alan test fonksiyonları üzerinde denemişlerdir⁹⁶. El-Abd literatürde yer alan deneme problemlerine YAKA'yı ve kooperatif YAKA'yı uygulayarak yeni bir yaklaşım önermiştir⁹⁷. Luo ve diğerleri paralel YAK'da sayısal optimizasyon problemleri için farklı alt popülasyonlarda yer alan görevliler arasında bilgi akışını sağlayan iletişim stratejilerini önermişlerdir. Önerdikleri metodu 3 test fonksiyonu üzerinde komşu en iyi çözümün bulunmasını test ederek ortaya koymuşlardır⁹⁸. Banharsakun, Achalakul ve Sirinaovakul arı kolonilerini alt gruplara ayırmışlardır ve bu alt grupların her birinde yerel aramanın yapıldığı paralel YAK'ı uygulamışlardır. Elde ettikleri sonuçlara göre algoritmanın performansının arttığını ve hesaplama zamanının düştüğünü belirtmişlerdir⁹⁹. Brajevic, Tuba ve Subotic geliştirilmiş YAK'ı kullanarak kısıtlı optimizasyon problemlerini ayırık ve sürekli değişkenlerin yer aldığı mühendislik problemlerine uygulamışlardır ve elde edilen sonuçları PSO ile elde edilmiş olan sonuçlarla karşılaştırmışlardır¹⁰⁰. Montes ve

⁹⁴ Pansuwan P., Rukwong N., Pongcharoen P., Identifying optimum artificial bee colony algorithm's parameters for scheduling the manufacture and assembly of complex products, sy. 339-343, 2010

⁹⁵ Wang J., Li T., Ren R., A real time idss based on artificial bee colony-support vector machine algorithm, sy. 91-96, 2010

⁹⁶ Subotic M., Tuba M., Stanarevic N., Parallelization of the artificial bee colony (abc) algorithm, sy. 191-196, 2010

⁹⁷ El-Abd M., A cooperative approach to the artificial bee colony algorithm, sy. 1-5, 2010

⁹⁸ Luo R., Pan T. S., Tsai P. W., Pan J. S., Parallelized artificial bee colony with ripple-communication strategy, sy. 350-353, 2010

⁹⁹ Banharsakun A., Achalakul T., Sirinaovakul B., Artificial bee colony algorithm on distributed environments, sy. 13-18, 2010

¹⁰⁰ Brajevic I., Tuba M., Subotic M., Improved artificial bee colony algorithm for constrained problems, sy. 185-190, 2010

diğerleri kısıtlı optimizasyon problemlerinin çözümü için en iyi çözüm etrafında arama yapan yeni bir operatör önererek 24 test problemi üzerinde uygulama yaptıkları yeni bir YAKA önermişlerdir¹⁰¹. Xu, Duan ve Liu kaotik YAK'ı savaş uçakları için rota planlaması uygulamasında kullanmışlardır¹⁰². Alataş yerel minimumda takılıp kalma riskine engel olmak için kaotik haritalamadaki parametreleri uyumlaştırarak yeni bir YAK önerisinde bulunmuştur. 7 yeni kaotik YAKA, test fonksiyonları üzerinde denenerek önerilmiştir¹⁰³. Kaynak kısıtlı proje planlama probleminde amaç, tamamlanma zamanını minimize edecek olan uygun planlamanın yapılmasıdır. Bu amaçla Shi ve diğerleri gerçek zamanlı kaynak kısıtlı proje çizelgeleme problemlerinde YAK'ı kullanmışlardır¹⁰⁴. Stanarevic ve diğerleri YAK'ın ilk başlarda kısıtsız problemler için geliştirilmiş olmasına rağmen sonradan kısıtlı problemler için uygulama alanı bulabildiğini belirterek besin kaynağının yerini ve besin kalitesini hafızasında tutan işçi arıların yer aldığı YAK'ı önermişlerdir¹⁰⁵.

2011 yılında gerçekleştirilen çalışmalar: Dongli ve diğerleri 3. Uluslararası Akıllı Sistemler ve Uygulamaları adlı konferansta, numerik optimizasyon problemi sınıfında yer alan deneme problemlerini modifiye edilmiş YAK üzerinde uygulamış ve YAK'ın performansını test etmişlerdir¹⁰⁶. Çelik ve diğerleri sezgisel veri madenciliği sınıflandırması ismini verdikleri yeni bir YAK önerisinde bulunmuşlardır. Önerdikleri yaklaşımla elde ettikleri sonuçları PSO, Kural Sınıflandırma Algoritması ve C4.5 Algoritmasının sonuçları ile

¹⁰¹ Mezura Montes E., Damian Araoz M., Cetina Domingez O., Smart flight and dynamic tolerances in the artificial bee colony for constrained optimization, sy. 1–8, 2010

¹⁰² Xu C., Duan H., Liu F., Chaotic artificial bee colony approach to uninhabited combat air vehicle (UCAV) path planning, sy. 535-541, 2010

¹⁰³ Alatas B., Chaotic bee colony algorithms for global numerical optimization, sy. 5682–5687, 2010

¹⁰⁴ Shi Y. J., Qu F. Z., Chen W., Li B., An artificial bee colony with random key for resource-constrained project scheduling, sy. 148–157, 2010

¹⁰⁵ Stanarevic N., Tuba M., Bacanin N., Enhanced artificial bee colony algorithm performance, sy. 440–445, 2010

¹⁰⁶ Dongli Z., Xinping G., Yinggan T., Yong T., Modified artificial bee colony algorithms for numerical optimization, sy. 1–4, 2011

karşılaştırmışlardır¹⁰⁷. Wu, Hao ve Xu temel YAK algoritmasında global optimumun araştırılmasında geliştirilmiş bir YAK algoritması önermişlerdir¹⁰⁸. Rajasekhar, Abraham ve Pant, IEEE’de Levy olasılıksal dağılımı mutasyon temelli geliştirilmiş YAK’ı 7 adet test fonksiyonu üzerinde deneyerek PSO ve GA ile elde edilmiş olan sonuçlarla karşılaştırarak çok boyutlu problemlerde iyileşme sağladığını ortaya koymuşlardır¹⁰⁹. Karaboğa ve Görkemli zeki sistemler ve uygulamalarında yenilikçilik isimli sempozyumda, kombinatoryel problemlerden olan Gezen Satıcı Problemi(GSP)’nde YAK’ı uygulayarak Kombinatoryel Yapay Arı Kolonisi(KYAK) önerisinde bulunmuşlardır¹¹⁰. Li ve diğerleri modifiye edilmiş yakın komşu arama yaklaşımı ile YAKA’yı birlikte kullanarak GSP’ye uygulamışlardır. Önerdikleri yaklaşımı GSP kütüphanesinden elde ettikleri problemlere uygulayarak karşılaştırmalı sonuçların yanında önerdikleri yaklaşımın YAK’ı geride bıraktığını belirtmişlerdir¹¹¹. Lee ve Cai YAK’ın bazı dezavantajları olduğundan bahsederek yeni bir çeşitlilik stratejisi önerisinde bulunmuşlardır. Önerdikleri stratejinin YAK’dan çok daha iyi performans sağladığını belirtmişlerdir¹¹². Diwold ve diğerleri YAK’da kullanılan parametrelerin algoritmaya olan etkilerinden bahsedip, gözcü arı kullanımının gerekliliğini tartışarak yapay arıların konumlarını güncelleyebildikleri iki yeni değişken önerisinde bulunmuşlardır¹¹³. Stanarevic YAKA’da DG’den esinlendiği 5 farklı mutasyon stratejisini test fonksiyonları üzerinde deneyerek

¹⁰⁷ Çelik M., Karaboga D., Köylü F., Artificial bee colony data miner (abc-miner), sy. 96–100, 2011

¹⁰⁸ Wu X. J., Hao D., Xu C., An improved method of artificial bee colony algorithm, sy. 315–319, 2011

¹⁰⁹ Rajasekhar A., Abraham A., Pant M., Levy mutated artificial bee colony algorithm for global optimization, sy. 665–662, 2011

¹¹⁰ Karaboga D., Gorkemli B., A combinatorial artificial bee colony algorithm for traveling salesman problem, sy. 50–53, 2011

¹¹¹ Li W.H., Li W.J., Yang Y., Liao H.Q., Li J. L., Zheng X. P., Artificial bee colony algorithm for traveling salesman problem, sy. 2191–2196, 2011

¹¹² Lee W. P., Cai W. T., A novel artificial bee colony algorithm with diversity strategy, sy. 1441–1444, 2011

¹¹³ Diwold K., Aderhold A., Scheidler A., Middendorf M., Performance evaluation of artificial bee colony optimization and new selection scheme, sy. 149–162, 2011

modifiye edilmiş YAK'ın klasik YAK'dan daha iyi olduğunu ortaya koymuştur¹¹⁴. Zhong ve diğerleri Bakteri Optimizasyon Algoritmasında(BOA) yer alan bakterilerin besin arama davranışlarını işçi arılar ve gözcü arılara uygulayarak yeni bir melez yaklaşım önerisinde bulunmuşlardır. Böylelikle klasik YAK'ın daha iyi performans göstereceğini dile getirip önerdikleri algoritmayı 4 adet test fonksiyonuna uygulayarak elde ettikleri sonuçların klasik YAK'ın sonuçlarından daha iyi olduğunu ortaya koymuşlardır¹¹⁵. Subotic ve diğerleri YAK'ın kısıtlı ve kısıtsız optimizasyon problemlerine başarılı bir şekilde uygulandığını ve paralel işlem yapan algoritmaların popülerlik kazandığını dile getirmişlerdir. Parelelizasyon için üç farklı yaklaşım önerisinde bulunmuşlardır. Üç yaklaşım da birbirinden bağımsız çalışan algoritmalar ve sürü zekâsı tekniklerinden elde edilmiş olan yaklaşımlardır. 11 adet test fonksiyonu üzerinde gerçekleştirdikleri çalışmalarla önerdikleri yaklaşımla elde edilmiş olan sonuçların klasik YAK ile elde edilmiş sonuçlardan daha iyi olduğunu ortaya koymuşlardır.¹¹⁶ Raziuddin ve diğerleri karmaşık modellenmiş ve dinamik optimizasyon problemlerinin çözümü için YAK'ın yeni bir modelini tanıtmışlardır. Bu model çözüm değerlerinin iyileştirilmesi için önerilmiş olan Diferansiyel Yapay Arı Kolonisi(DYAK) modelidir. Önerilmiş olan yaklaşım 10 boyutlu, 30 boyutlu ve 50 boyutlu dinamik optimizasyon problemlerine uygulanmıştır. Elde edilmiş olan sonuçların en az diğer algoritmalar kadar başarılı olduğunu ortaya koymuşlardır.¹¹⁷ Tuba, Bacanin ve Stanarevic GABC(Guided Artificial Bee Colony) yani yönlendirilmiş YAK adını verdikleri yeni bir algoritmayı mühendislik problemlerine uygulayarak yeni bir YAKA önerisinde bulunmuşlardır¹¹⁸. Zahng, Wu ve Wang manyetik rezonans beyin görüntülerinin

¹¹⁴ Stanarevic N., Comparison of different mutation strategies applied to artificial bee colony algorithm, sy. 257–262, 2011

¹¹⁵ Zhong Y., Lin J., Ning J., Lin X., Hybrid artificial bee colony algorithm with chemotaxis behavior of bacterial foraging optimization algorithm, sy. 1171–1174, 2011

¹¹⁶ Subotic M., Tuba M., Stanarevic N., Different approaches in parallelization of the artificial bee colony algorithm, sy. 755–762, 2011

¹¹⁷ Raziuddin S., Sattar S. A., Lakshmi R., Parvez M., Differential artificial bee colony for dynamic environment, sy. 59–69, 2011

¹¹⁸ Tuba M., Bacanin N., Stanarevic N., Guided artificial bee colony algorithm, sy. 398–403, 2011

sınıflandırılmasında ileri beslemeli yapay sinir ağlarının eğitimi için uygunluk ölçekleme ve kaotik teorisini kullanarak Ölçeklenmiş Kaotik Yapay Arı Kolonisi isminde yeni bir YAK önerisinde bulunmuşlardır¹¹⁹. Ayan ve Kılıç çok amaçlı optimum akış problemi için kaos teorisi ve YAK'ı birlikte kullanarak literatürde yer alan test problemlerine kaotik YAKA'yı uygulamışlardır¹²⁰. Hong elektrik kullanımının tahminlenmesi için Destek Vektör Regresyon ile yapılan çalışmaların yetersizliğinden bahsederek tahminleme performansını artırmak ve yerel minimumda takılıp kalmamak için kaotik YAKA'yı elektrik kullanımının tahminlenmesinde kullanmıştır¹²¹. Wu ve Fan seçilmesi mümkün olan besin kaynağı yerlerinin tespit edilmesinde ve yerel minimumda takılıp kalma riskine engel olmak için kaotik arama yapılmasını önermişlerdir. Önerdikleri yaklaşımı literatürde yer alan test problemleri üzerinde uygulamış ve elde ettikleri sonuçlara göre önerdikleri yaklaşımın etkili bir şekilde arama etkinliğini arttırdığını dile getirmişlerdir¹²².

Optimizasyon problemlerinin birçoğu birden fazla amaca sahiptir. Dolayısıyla bu tür optimizasyon problemleri bu amaca uygun amaç fonksiyonuna sahiptirler. Bu tür optimizasyon problemlerine çok amaçlı optimizasyon problemleri denilmektedir. Rubio ve diğerleri statik yönlendirme ve dalga boyu atama problemi için YAK'ın kullanılmasını önermişlerdir. Statik yönlendirme ve dalga boyu atama problemine Çok Amaçlı Yapay Arı Kolonisi(ÇAYAK) uygulamış elde ettikleri sonuçların ise önceki sezgisel tekniklerle elde edilmiş olan sonuçlardan daha iyi sonuçlar olduğunu belirtmişlerdir¹²³. Atashkari ve diğerleri çok amaçlı optimizasyon problemlerinin çözülmesinde ÇAYAK'ı önermişlerdir. Güç ve ısıtma sistemlerinde iki amaç

¹¹⁹ Zhang Y., Wu L., Wang S., Magnetic resonance brain image classification by an improved artificial bee colony algorithm, sy. 65–79, 2011

¹²⁰ Ayan K., Kılıç U., Solution of multi-objective optimal power flow with chaotic artificial bee colony algorithm, sy. 1365–1371, 2011

¹²¹ Hong W. C., Electric load forecasting by seasonal recurrent svr (support vector regression) with chaotic artificial bee colony algorithm, sy. 5568–5578, 2011

¹²² Wu B., Fan S. H., Improved artificial bee colony algorithm with chaos, sy. 51–56, 2011

¹²³ Rubio L. A., Vega R., Miguel A., Gómez P. J., Sánchez P. J., Tackling the static rwa problem by using a multiobjective artificial bee colony algorithm, sy. 364–371, 2011

fonksiyonu önerisinde bulunmuşlardır. Bunlardan birisi verimliliği maksimize eden amaç fonksiyonu diğeri ise maliyeti minimize eden amaç fonksiyonudur¹²⁴. Omarkar ve diğeri kompozit levha yapılarının tasarlanmasında katman sayısı, kalınlık ve katman ayarlanması parametrelerini kullandıkları Vektör Değerlendirme Tasarım Optimizasyonu ve Amaç Anahtarlama Tasarım Optimizasyonunun yer aldığı çok amaçlı YAKA'yı önermişlerdir¹²⁵. Zou ve diğeri pareto üstünlük kavramından faydalanarak bir arının uçuş yönünün belirlenmesinde YAKA'yı kullanmıştır¹²⁶. Wei ve diğeri feromon çekimine dayalı yeni bir YAKA'yı sırt çantası problemine uygulamışlardır¹²⁷. Li ve Chan, kompleks sinirsel bulanık sistemlerinde görüntü iyileştirme probleminin çözümü için en küçük kareler tahminleme algoritması ve YAK'ı birlikte kullandıkları yeni bir melez yaklaşım önerisinde bulunmuşlardır¹²⁸. El-Abd sürekli fonksiyon optimizasyonunda PSO ve YAK ile parçacıkların en iyilenmesinde bileşen temelli melez yaklaşım kullanmışlardır¹²⁹. Alzaqebah ve Abdullah sınav çizelgeleme probleminin çözümlenmesinde, popülasyon çeşitliliğinin ve erken yakınsamanın iyileştirilmesinde gözcü arılar için bozucu seçim stratejisi, besin kaynağı arama ve kullanma süreçleri arasında denge sağlamak amacıyla da yerel arama önerisinde bulunarak yeni bir melez YAK önerisinde bulunmuşlardır¹³⁰. Öner, Özcan ve Dengi ayrık optimizasyon problemlerine örnek teşkil eden ders çizelgeleme problemini çözmek için Sezgisel Grafik Düğüm Boyama Algoritması ve

¹²⁴ Atashkari K., NarimanZadeh N., Ghavimi A. R., Mahmoodabadi M. J., Aghaienezhad F., Multi-objective optimization of power and heating system based on artificial bee colony, sy. 64–68, 2011

¹²⁵ Omarkar S. N., Naik G. N., Patil K., Mudigere M., Vector evaluated and objective switching approaches of artificial bee colony algorithm (abc) for multi-objective design optimization of composite plate structures, sy. 1–26, 2011

¹²⁶ Zhong Y., Lin J., Ning J., Lin X., a.g.e., sy. 1171–1174, 2011

¹²⁷ Wei H., Ji J., Qin Y., Wang Y., Liu C., A novel artificial bee colony algorithm based on attraction pheromone for the multidimensional knapsack problems, sy. 1–10, 2011

¹²⁸ Li C., Chan F., Complex fuzzy adaptive image restoration an artificial bee colony based learning approach, sy. 90–99, 2011

¹²⁹ El-Abd M., A hybrid abc-spso algorithm for continuous function optimization, sy. 1–6, 2011

¹³⁰ Alzaqebah M., Abdullah S., Hybrid artificial bee colony search algorithm based on disruptive selection for examination timetabling problems, sy. 31–45, 2011

YAK'dan oluşan melez bir algoritma önermişlerdir¹³¹. Yeh ve diğerleri ağ güvenilirliğini tahmin edebilmek için Monte Carlo Simülasyonu ile YAK'ı birlikte kullandıkları bir melez algoritma önerisinde bulunmuşlardır¹³². Xiao and Chen proje yönetiminin zaman ve kaynak kısıtlarını içeren karmaşık bir karar verme süreci olduğundan bahsederek ve Yapay Bağışıklık Ağ Algoritması ile YAK'ı kullanarak birden fazla kaynak kısıtlı proje çizelgeleme problemi için melez bir algoritma önerisinde bulunmuşlardır¹³³. Bin ve Qian global sayısal optimizasyon problemleri için Diferansiyel Yapay Arı Kolonisi Algoritması(DYAKA) önerisinde bulunarak literatürde yer alan sürekli optimizasyon problemlerine uygulamışlardır¹³⁴. Sharma ve Pant Diferansiyel Gelişim(DG) operatörlerinin YAKA'da kullanılmasını önererek 10 tane test problemi üzerinde DG ve YAKA'nın birlikte kullanılmasının sadece DG ve sadece YAKA kullanılmasına oranla daha etkili olduğunu ortaya koydukları bir çalışma gerçekleştirmişlerdir¹³⁵. Li ve Jian-chao YAK'ın performansını arttırmak için DG ve YAK'ı birlikte kullandıkları yeni bir DYAKA önerisinde bulunmuşlardır. Önerdikleri yeni algoritmayı 6 tane test fonksiyonu üzerinde test ederek elde ettikleri sonuçların oldukça iyi olduğunu belirtmişlerdir¹³⁶. Rajasekhar ve diğerleri de Li ve Jian-chao gibi DG ve YAK'ın birlikte kullanılması önerisinde bulunmuşlardır¹³⁷. Garro ve diğerleri YSA'da her bir nöronun transfer fonksiyonunun, mimari yapısının ve sinaptik ağırlıkların belirlenmesinde YAK ve

¹³¹ Öner A., Özcan S., Dengi D., Optimization of university course scheduling problem with a hybrid artificial bee colony algorithm, sy. 339–346, 2011

¹³² Yeh W. C., Su J. C. P., Hsieh T. J., Chih M., Liu S. L., Approximate reliability function based on wavelet latin hypercube sampling and bee recurrent neural network, sy. 404–414, 2011

¹³³ Xiao R., Chen T., Enhancing abc optimization with ai-net algorithm for solving project scheduling problem, sy. 1284–1288, 2011

¹³⁴ Bin W., Qian C. H., Differential artificial bee colony algorithm for global numerical optimization, sy. 841–848, 2011

¹³⁵ Sharma T. K., Pant M., Differential operators embedded artificial bee colony algorithm, sy. 1–14, 2011

¹³⁶ Li B., Jian-chao Z., A bi-group differential artificial bee colony algorithm, sy. 266–272, 2011

¹³⁷ Rajasekhar A., Pant M., Abraham A., A hybrid differential artificial bee algorithm based tuning of fractional order controller for pmsm drive, sy. 1–6, 2011

YSA'yı birlikte kullanmışlardır¹³⁸. Kumbhar ve Krishnan doğruluğu artırıp ve aynı zamanda da sinaptik ağırlıklarda değişikliklerle YSA bağlantı sayısını en aza indirerek YAK tabanlı bir metodoloji önermişlerdir¹³⁹. Hsieh ve diğerleri YSA ve YAK'ı birlikte kullanarak hisse senedi fiyatlarının tahminlenmesinde kullanmışlardır. Önerdikleri yaklaşımı Amerika, Londra, Tokyo ve Tayvan borsalarında uygulamış ve hisse senedi fiyatlarının tahminlenmesinde elde ettikleri sonuçların oldukça iyi olduğunu ileri sürmüşlerdir¹⁴⁰. Özyön ve arkadaşları çok amaçlı çevresel ekonomik güç dağıtım problemini, ağırlıklı toplam metodunu kullanarak YAK ile tek amaçlı hale dönüştürmüş ve bu problemi çözerek en iyi sonuçlarla karşılaştırmasını yapmışlardır¹⁴¹. Ravi ve Duraiswamy güç sistemlerinin stabilizasyonunda YAK'ın kullanımının geleneksel yöntemlere oranla daha iyi sonuçlar ürettiğini ortaya koyarak YAK'ın kullanılmasını önermişlerdir¹⁴². Baijal, Chauhan ve Jayabarathi yaptıkları çalışmada Ekonomik Yük Dağıtım Problemi(EYD)'ni Bakteri Beslenme Optimizasyonu, PSO ve YAK'ı kullanarak çözmüşlerdir¹⁴³. Sönmez ayrık optimizasyon problemlerinden biri olan kafes yapılarının tasarımında modifiye ettiği YAK'ı sürekli fonksiyon optimizasyon problemi için kullanmıştır¹⁴⁴. Öztürk ve diğerleri yaptıkları çalışmalarında mobil sensör ağlarının yerleştirilmesinde YAK'ın kapsama alanını arttırmada PSO'dan

¹³⁸ Garro B. A., Sossa H., Vazquez R. A., Artificial neural network synthesis by means of artificial bee colony algorithm, sy. 331–338, 2011

¹³⁹ Kumbhar P. Y., Krishnan S., Use of artificial bee colony (abc) algorithm in artificial neural network synthesis, sy. 162–171, 2011

¹⁴⁰ Hsieh T. J., Hsiao H. F., Yeh W. C., Forecasting stock markets using wavelet transforms and recurrent neural networks, sy. 2510–2525, 2011

¹⁴¹ Özyön S., Yaşar C., Özcan G., Temurtaş H., An artificial bee colony algorithm approach to environmental economic power dispatch problems, sy. 222–228, 2011

¹⁴² Ravi V., Duraiswamy K., A novel power system stabilization using artificial bee colony optimization, sy. 506–517, 2011

¹⁴³ Baijal A., Chauhan V. S., Jayabarathi T., Application of pso, artificial bee colony and bacterial foraging optimization algorithms to economic load dispatch, sy. 467–470, 2011

¹⁴⁴ Sönmez M., Discrete optimum design of truss structures using artificial bee colony algorithm, sy. 85–97, 2011

daha etkili olduğunu ortaya koymuşlardır¹⁴⁵. Ökdem ve diğerleri kablosuz sensör ağlarında yönlendirme işleminin değerlendirilmesini YAK ile yapmışlardır ve kablosuz sensör ağlarının yerleştirilmesinde YAKA'nın performansının oldukça etkili olduğunu ortaya koymuşlardır¹⁴⁶.

2012 yılında gerçekleştirilen çalışmalar: Mandal ve diğerleri boru hattı kaçaklarının ekonomik kayıplara neden olduğuna ve halk sağlığını tehdit eden bir sorun olduğuna dikkat çekerek boru hattı kaçakları tespitinde kaba küme teorisi ve karar destek makinalarını YAK ile birlikte kullandıkları bir çalışma gerçekleştirmişlerdir¹⁴⁷. Zhang ve diğerleri bakır teli üretiminde maliyet minimizasyonu için çok amaçlı melez yapıya sahip YAK'ı önermişlerdir. Önerdikleri melez yapıyı test problemleri üzerinde deneyerek elde ettikleri sonuçların oldukça etkili sonuçlar olduklarını ortaya koymuşlardır¹⁴⁸. Kashan ve diğerleri, YAK'ın sürekli optimizasyon problemleri için geliştirilmiş olan sürü zekâsına sahip bir yaklaşım olduğunu dile getirerek ikili yapıdaki optimizasyon problemlerinin çözülmesinde YAK'ın doğrudan kullanılamayacağına dikkat çekmişlerdir. İkili yapıdaki optimizasyon problemleri için DisABC isiminde yeni bir YAK önerisinde bulunmuşlardır¹⁴⁹. Akay ve Karaboğa YAK'ın klasik ve modifiye edilmiş halini test ederek karşılaştırmasını yapmışlardır. Her iki yaklaşımı da parametrelerin optimize edilmesi için uygulamışlardır¹⁵⁰. Gao ve Liu, DG'den esinlenerek YAK'ın çözüm değerlerini iyileştirmek için arıların en iyi çözüm etrafında arama yaptıkları bir

¹⁴⁵ Öztürk C., Karaboğa D., Görkemli B., Probabilistic dynamic deployment of wireless sensor networks by artificial bee colony algorithm, sy. 6056–6065, 2011

¹⁴⁶ Ökdem S., Karaboğa D., Ozturk C., An application of wireless sensor network routing based on artificial bee colony algorithm, sy. 326–330, 2011

¹⁴⁷ Mandal S. K., Chan F. T. S., Tiwari M. K., Leak detection of pipeline: An integrated approach of rough set theory and artificial bee colony trained svm, sy. 3071-3080, 2012

¹⁴⁸ Zhang H., Zhu Y., Zou W., Yan X., A hybrid multi-objective artificial bee colony algorithm for burdening optimization of copper strip production, sy. 2578-2591, 2012

¹⁴⁹ Kashan M. H., Nahavandi N., Kashan A. H., Disabc: A new artificial bee colony algorithm for binary optimization, sy. 342-352, 2012

¹⁵⁰ Akay B., Karaboga D., A modified artificial bee colony algorithm for real-parameter optimization, sy. 120-142, 2012

teknik önermişlerdir ve önerdikleri bu yaklaşımı 28 adet test problemine uygulamışlardır¹⁵¹. Sundar ve Singh YAK ile yerel aramayı birlikte kullanarak melez bir çözüm yöntemi önerisinde bulunmuşlardır¹⁵². Akay ve Karaboğa büyük ölçekli mühendislik optimizasyon problemlerinde YAK'ın uygulanabilirliğini gösteren bir çalışma yapmışlardır. Problemin çözümünde kullanılan koloni sayısı arttıkça daha iyi sonuçların elde edilme ihtimali artmasına karşın birçok araştırmacı paralel YAK üzerinde çalışmalar gerçekleştirmeye başlamışlardır. Koloni sayısının artması demek daha fazla sayıda hesaplama yapılacağı anlamına gelmektedir ve bu da çözüm süresinin artmasına neden olmaktadır. Dolayısıyla araştırmacılar böyle bir soruna karşın paralel işlem yapılabilen YAK üzerinde çalışma yapmaya başlamışlardır. Akay ve diğerleri, kombinatoriyel optimizasyon problemlerinden olan gezen satıcı probleminin çözümünde 2-opt algoritmasının dezavantajlarından bahsederek 2-opt algoritması ve YAK'ı birlikte kullandıkları melez bir çalışma gerçekleştirmişlerdir¹⁵³. Guanlong ve diğerleri toplam akış süresini dikkate aldıkları literatürdeki Taillard'ın test problemlerinden olan akış tipi çizelgeleme problemlerinin çözümünde YAK'ı kullanmışlardır¹⁵⁴. Mansouri ve diğerleri yeni bir tahmin algoritması olan bulanık polinom enterpolasyon algoritması ile YAK'ı birlikte kullanarak elde ettikleri sonuçları GA ve PSO ile elde edilmiş olan sonuçlarla karşılaştırmışlardır. Önerdikleri yaklaşımla elde ettikleri sonuçların diğer iki yöntemden daha iyi sonuçlar olduklarını ifade etmişlerdir¹⁵⁵. Biswas ve diğerleri harmonik tahminleme problemleri sınıfında yer alan elektrik iletim hatlarının güç kalitesi problemi konusunun son zamanlarda önem kazandığını dile getirerek en küçük kareler yöntemi ile YAK'ı birlikte kullanmayı önermişlerdir. Önerdikleri bu yaklaşımı çeşitli vaka çalışmaları üzerinde test etmişlerdir. Elde ettikleri bulgulara

¹⁵¹ Gao W. F., Liu S. Y., A modified artificial bee colony algorithm, sy. 687–697, 2012

¹⁵² Sundar S., Singh A., A hybrid heuristic for the set covering problem, sy. 345-365, 2012

¹⁵³ Akay B., Aydogan E., Karacan L., 2-opt based artificial bee colony algorithm for solving traveling salesman problem, sy. 666-672, 2012

¹⁵⁴ Guanlong D., Zhenhao X., Xingsheng G., A Discrete Artificial Bee Colony Algorithm for Minimizing the Total Flow Time in the Blocking Flow Shop Scheduling, sy. 1067-1073, 2012

¹⁵⁵ Mansouri P., Asady B., Gupta N., An approximation algorithm for fuzzy polynomial interpolation with ArtificialBee Colony algorithm, sy. 1997-2002, 2012

göre bu yaklaşım oldukça etkili bir yaklaşımdır. Ayrıca birçok simülasyon algoritmasının uygulamasında kullanılabileceği sonucuna varmışlardır¹⁵⁶. Wan-li Xiang ve Mei-qing An YAK'ın çözüm uzayını arama noktasında etkili olduğunu ama arama uzayındaki çözüm değerlerinin iyileştirilmesi noktasında bazı durumlarda etkili olamayarak yakınsama sorunu yaşanabileceğini dile getirmişlerdir. Bu soruna engel olmak için ERABC(Efficient and Robust Artificial Bee Colony) olarak isimlendirdikleri yeni bir YAK önerisinde bulunmuşlardır. Bu yaklaşıma göre çözüm uzayında aramanın hızlandırılması için kombinatoriyel çözüm uzayının kullanılmasını, yerel minimumda takılıp kalmamak için kâşif arı safhasında kaotik arama tekniğinin kullanılmasını, popülasyon çeşitliliğinin sağlanabilmesi için rulet tekerleği seçim yönteminde tersine seçim yönteminin benimsenmesi gerektiğini bunlara ek olarak da global yakınsamanın sağlanabilmesi için başlangıç popülasyonunun da kaotik seçim yöntemine göre yapılması gerektiğini dile getirmişlerdir. ERABC algoritmasında kullandıkları bütün bu önerilerini 23 adet test problemi üzerinde test ederek diğer YAK yöntemleri ile karşılaştırmışlardır¹⁵⁷. Abro ve Mohamad-Saleh YAK'ın doğadan esinlenilmiş algoritmalarla performans karşılaştırmasının yapıldığını ve elde edilen sonuçlara göre YAK'ın üstün yanlarının ve geliştirilmesi gereken yanlarının olduğunu dile getirmişlerdir. Ayrıca YAK'ın tükenen besin kaynaklarını yenisi ile değiştirebilme yeteneğinin olduğunu bununla birlikte yeni oluşturulan besin kaynaklarının kalitesinin oldukça düşük olduğunu çözüm değerlerinin iyileştirilmesinde YAK'ın yavaş kaldığını dile getirmişlerdir. Bu sorunların üstesinden gelebilmek adına YAK için çeşitli önerilerde bulunulduğunu fakat bu önerilen yaklaşımların hesaplama zamanını arttırdığını dile getirmişlerdir. Abro ve Mohamad-Saleh YAK'ın performansının arttırılması için iki farklı öneride bulunmuşlardır. İlk önerileri komşuluk arama yapısında değişikliğe gidilmesi ikincisi ise yeni besin kaynaklarının oluşturulması ile ilgilidir. Önerdikleri bu yeni yaklaşımı çeşitli deneme problemleri üzerinde test ederek elde ettikleri sonuçların oldukça etkili

¹⁵⁶ Biswas S., Chatterjee A., Goswami S. K., An artificial bee colony-least square algorithm for solving harmonic estimation problems, sy. 2343–2355, 2012

¹⁵⁷ Wan-li Xiang, Mei-qing An, An efficient and robust artificial bee colony algorithm for numerical optimization, sy. 1256-1265, 2012

olduğunu ortaya koymuşlardır¹⁵⁸. Zheng ve Shu mobil sensör ağlarının etkinliklerinin kapsama alanlarına bağlı olduğunu, kapsama alanlarının da mobil sensörlerinin doğru yerleştirilmesi ile elde edilebileceğini dile getirmişlerdir. Zheng ve Shu kapsama alanının maksimize edilmesinde mobil sensörleri yeniden yerleştirebilmek için YAK'ı kullanmışlardır. Gözcü arı ve kaşif arı safhasında çeşitli değişiklikler yaparak YAK'ın yakınsama hızını arttırmış ve yerel minimuma takılma riskine engel olmuşlardır. Önerdikleri yaklaşımla ilgili çeşitli simülasyonlar gerçekleştirmiş ve elde ettikleri sonuçların oldukça etkili olduğunu ortaya koymuşlardır¹⁵⁹. Dehaghani ve diğerleri güç dağıtım sistemlerinin dengeli bir şekilde gerçekleştirebilmek için YAK ve Doğrusal Programlama'yı(DP) birlikte kullandıkları yeni bir yaklaşım önerisinde bulunmuşlardır¹⁶⁰. Jahjouh ve diğerleri YAK'ı kullanarak yapısal kısıtları ihlal etmeden, inşaat maliyetlerini minimize etmeyi amaçladıkları betonarme kiriş ve kolonların optimum tasarımını elde etmeye çalışmışlardır¹⁶¹. Zou ve diğerleri global optimizasyon problemlerinin çözümü için Von Neuman topolojik yapısına sahip, Von Neumann Neighborhood Article Bee Colony(VABC) olarak adlandırdıkları yeni bir YAK önerisinde bulunmuşlardır. Önerdikleri bu yaklaşımı literatürde yer alan test problemlerine uygulamış ve elde ettikleri sonuçları klasik YAK'dan elde ettikleri sonuçlarla karşılaştırmışlardır. VABC'nin klasik YAK'dan daha iyi sonuçlar ortaya koyduğunu dile getirmişlerdir¹⁶². Balasubramani ve Marcus beyin MR görüntülerinin düzeltilmesinde ve anlamlı bölgelere ayrılmasında YAK'ı kullanmışlardır. Aslında bu sorunla

¹⁵⁸ Abro A. G., ve Mohamad-Saleh J., An Enhanced Artificial Bee Colony Optimization Algorithm, sy. 222-227, 2012

¹⁵⁹ Zheng W., Shu J., An Improved Artificial Bee Colony-Based Relocation Algorithm in Mobile Sensor Network, sy. 17-22, 2012

¹⁶⁰ Dehaghani M. A., Soltani M., Ahmadi S. M., Panah P. G., Application of Artificial Bee Colony Algorithm for Optimal Overcurrent Relay Coordination for Power System Including DGs, sy. 5135-5142, 2012

¹⁶¹ Jahjouh M. M., Arafa M. H., Alqedra M. A., Artificial Bee Colony (ABC) algorithm in the design optimization of RC continuous beams, sy. 963-979, 2012

¹⁶² Zou W., Zhu Y., Chen H., Shen H., Artificial Bee Colony Algorithm Based on Von Neumann Topology Structure, sy. 1-8, 2012

mücadele etmek için bulanık C ortalamalar yönteminin mevcut olduğunu fakat etkinliğinin artırılması için YAK'ı bulanık C ortalamalar yöntemi ile birlikte kullandıklarını dile getirmişlerdir¹⁶³. Yu ve Duan görüntü işlemeyi iki veya daha fazla görüntünün birleştirilmesi olarak tanımlayarak, bilgi granülasyonu ile bulanık radyal tabanlı fonksiyon yapay sinir ağlarında görüntü işleme sorununa çözüm bulmak için YAK'ı kullanmışlardır¹⁶⁴. Aratsu ve diğerleri büyük ölçekli ve birden fazla kısıtlı optimizasyon problemlerinin çözümünde YAK'ı kullanmışlardır. Geliştirdikleri algoritmanın DisABC olduğunu ve büyük ölçekli ve birden fazla kısıtlı optimizasyon problemlerinin çözümünde etkili sonuçlar elde ettiklerini dile getirmişlerdir¹⁶⁵. Saeid ve Saeid dijital görüntülerde yer alan yuvarlak cisimleri tespit edebilmek için amaç fonksiyonunun minimize edilmesinde YAK'ı kullanmışlardır¹⁶⁶. Luo ve diğerleri PID(Proportional Integral Derivative yani oransal integral türevi)'nin hidrolik kontrol sistemlerinde kullanılan bir sistem olduğunu belirterek PID'de yer alan kontrol parametrelerinin ayarlanmasının oldukça zor olduğunu dile getirmiştir. Luo ve diğerleri PID'de yer alan kontrol parametrelerinin ayarlanmasında YAK'ı kullanmışlardır ve elde ettikleri sonuçların oldukça iyi olduğunu dile getirmişlerdir¹⁶⁷. Zhang ve diğerleri doğrusal olmayan ayrık durumların sınıflandırılmasında yapay sinir ağlarının oldukça etkili olduklarını dile getirmişlerdir. Sınıflandırma için kullanılan en popüler yapay sinir ağının çok katmanlı perceptron olduğunu fakat çok katmanlı perceptron'un yapısının karmaşık olmasının ve yerel minimuma takılma riskinin yüksek olmasından dolayı sezgisel bir tekniğin kullanılmasının daha uygun olacağını bu nedenle de YAK'ı kullandıklarını

¹⁶³ Balasubramani K., Marcus K., Artificial Bee Colony Algorithm to improve brain MR Image Segmentation, sy. 31-37, 2012

¹⁶⁴ Yu J., Duan H., Artificial Bee Colony approach to information granulation-based fuzzy radial basis function neural networks for image fusion, sy. 1-9, 2012

¹⁶⁵ Aratsu Y., Mizuno K., Sasaki H., Nishihara S., Artificial Bee Colony for Constraint Satisfaction Problems, sy. 2283-2286, 2012

¹⁶⁶ Saeid F., Saeid F. G., Automatic Circle Detection in Digital Images using Artificial Bee Colony Algorithm, sy. 17-18, 2012

¹⁶⁷ Luo Y., Che X., Chen Z., Optimization for PID Control Parameters on Hydraulic Servo Control System Based on Artificial Bee Colony Optimization Algorithm, sy. 43-47, 2012

söylemişlerdir¹⁶⁸. Li yeniden yapılandırılabilir anten tasarımı için DG ve YAK'ı birlikte kullandığı yeni bir yaklaşım önerisinde bulunmuştur¹⁶⁹. Liu ve Hu sırt çantası problemlerinde kullanılan geleneksel kuantum evrimsel algoritmasının hesaplama zamanının yüksek olduğunu ve kolay bir şekilde yerel minimumda takıldığını bu yüzden dolayı sezgisel bir tekniğin kullanılmasının daha uygun olduğunu söylemiştir. Bu nedenle ayrık kuantum arı kolonisi ismini verdikleri yeni bir YAK önerisinde bulunmuşlardır. Başlangıç popülasyonunun oluşturulmasında kuantum kodlamasını kullandıklarını ve üç kısma ayırdıkları alt popülasyonların eş zamanlı olarak işlenmesine olanak tanıyan YAK'ı kullandıklarını dile getirmişlerdir¹⁷⁰. Chen ve diğerleri paralel test işlemlerinin planlanmasında optimizasyonun sağlanması için paralel test işleminin kullanılmasının önemine dikkat çekmişler ve dinamik planlamada YAK'ın kullanılmasını önermişlerdir¹⁷¹. Sooda kademeli ağ yönlendirmesinde YAK'ı kullanmıştır. Sooda yönlendirme işlemini gerçekleştirirken düğüm sayısını azaltmak için bant genişliğinin durumuna göre en uygun yolun seçilmesinde YAK'ı kullanmış ve performansını gözlemlemiştir. Elde ettiği sonuçların en %30 daha iyi sonuçlar olduğunu dile getirmiştir¹⁷². Roy el yazısı karakter görüntüsü örneğinden örüntü tanımanın oldukça zor olduğunu bu nedenle bu sorunun üstesinden gelebilmek için YAK'ı kullandığını dile getirmiştir. YAK ile elde ettiği sonuçların diğer sonuçlardan daha iyi sonuçlar olmadığını ama hesaplama zamanının diğer tekniklere oranla oldukça azaldığını ileri sürmüştür¹⁷³. Minhat entegre güç sistemleri ağ akışında iletim hattı kayıplarını minimize etmeyi

¹⁶⁸ Zhang J., Wang Z., Zhu S., Meng X., Using Artificial Bee Colony to Improve Functional Link Neural Network Training, sy. 2102-2108, 2012

¹⁶⁹ Li X., Hybrid differential evolution with artificial bee colony and its application for design of a reconfigurable antenna array with discrete phase shifters, sy. 1573-1582, 2012

¹⁷⁰ Liu Z., Hu Y. A., Quantum Artificial Bee Colony Algorithm for Knapsack Problem, sy. 1722-1728, 2012

¹⁷¹ Chen L., Ming Q. X., Yu H., Liang L. Z., Artificial Bee Colony Algorithm for the Parallel Test Tasks Scheduling, sy. 2478-2481, 2012

¹⁷² Sooda K., Optimal path selection in graded network using Artificial Bee Colony algorithm with agent enabled information, sy. 330-335, 2012

¹⁷³ Roy A., Region selection in handwritten character recognition using Artificial Bee Colony Optimization, sy. 183-186, 2012

amaçladığı yeni bir YAK önerisinde bulunmuştur. Öneride bulunduğu algoritmayı test problemleri ile denemiş ve elde ettiği sonuçların oldukça iyi sonuçlar olduğunu dile getirmiştir¹⁷⁴. Deb serbest elektrik piyasasında elektrik iletim hattında meydana gelebilecek olan bir tıkanıklığın hattın güvenliğini düşürdüğü ve maliyetinin artmasına neden olduğunu dile getirerek bu sorunun üstesinden gelebilmek için bazı test problemlerinin çözümünde YAK'ı kullandığını söylemiştir¹⁷⁵. Abro ve Mohamad-Saleh YAK'ın bir çok üstün yanının olduğunu bundan dolayı bu tekniğin bir çok araştırmacının dikkatini çektiğini dile getirmişlerdir. Bununla birlikte diğer optimizasyon algoritmalarında olduğu gibi YAK'ın da zayıf yönlerinin bulunduğunu, bu zayıf yönlerinin algoritmanın yavaş çalışması ve zaman zaman yerel minimumda takılabilmesi olduğunu söylemişlerdir. YAK'ın olumsuz yanlarının olması ile birlikte test ettikleri algoritmalar içerisinde en başarılı algoritma olduğunu dile getirmişlerdir¹⁷⁶. Panchumarthi ve Singh P-merkez probleminin yöneylem araştırması alanında pek çok araştırmaya konu olduğunu, P-merkez probleminde amacın merkezler arasındaki mesafenin minimize edilmesi olduğunu dile getirmiştir. P-merkez probleminde amaç herhangi bir noktanın merkezine yerleştirme yapmak olduğundan ATM cihazları ve petrol istasyonları yerleştirilmek istendiğinde göletin ortasına bu kurulumların gerçekleştirilemeyeceğini dolayısıyla diğer tekniklerin gerçek dünya problemleri için kullanılması gerektiğini dile getirmişlerdir. Panchumarthi ve Singh P-merkez probleminin çözümünde YAK'ı kullanmışlardır ve önerdikleri algoritmanın etkinliğinden bahsetmişlerdir¹⁷⁷.

¹⁷⁴ Minhat A. R., Transmission line loss and load allocation via Artificial Bee Colony algorithm, sy. 233-238, 2012

¹⁷⁵ Deb S., Goswami A. K., Congestion management by generator rescheduling using Artificial Bee Colony optimization Technique, sy. 909-914, 2012

¹⁷⁶ Abro A. G., Mohamad-Saleh J., Enhanced Global-Best Artificial Bee Colony Optimization Algorithm, sy. 95-100, 2012

¹⁷⁷ Panchumarthi A., Singh A., An artificial bee colony algorithm based approach to the constrained p-center problem, sy. 701-705, 2012

2.2. Arıların Besin Arama Davranışları

Arılar topluluk halinde yaşayan canlılardır ve bu topluluk koloni olarak adlandırılmaktadır. Koloni halinde yaşayan arılar sosyal varlıklardır. Birbirleriyle ve çevreleriyle iletişim halindedirler. Bir kolonide üç tip arının varlığından bahsetmek mümkündür. Bunlar kraliçe arı, işçi arılar ve erkek arılardır¹⁷⁸. Arı kolonisinde bir tane kraliçe arı, birkaç yüz erkek arı ve binlerce işçi arı bulunur. Kışın kolonide dişi arılar çoğunlukta iken ilkbaharın gelmesi ile birlikte erkek arıların sayısında artış görülmeye başlanır. Bu noktada kraliçe arı, işçi arılar ve erkek arılar hakkında bilgi vermek yerinde olacaktır. Kraliçe arı, işçi arılar ve erkek arılar Bal Arısı Çiftleşme Optimizasyon Algoritması konusuna girdiğinden bu noktada sadece genel bilgiler verilecektir.

Kraliçe Arı: Kolonide yer alan en önemli ve yumurtlayabilme yeteneğine sahip tek arıdır. Kolonide işlerin yürütülmesi kraliçe arı sayesinde mümkün olmaktadır. Kraliçe arılar fiziksel olarak işçi ve erkek arılardan daha uzundur. Kraliçe arı yaşamı boyunca genellikle sadece bir kez çiftleşmektedir. Bu çiftleşmeden sonra aldıkları spermle 2-3 yıl boyunca yumurta üretmektedir. Öyle ki bir kraliçe arı günde 2000'e yakın yumurta üretebilmektedir. Bu rakam yılda ortalama 175.000 ile 200.000 arasında değişmektedir¹⁷⁹. Kraliçe arı görevini tamamladıktan sonra yine kendi arılarından bir tanesi kraliçe arı olmakta ve bu arı görevini sürdürmektedir. Kolonide yer alan arı sayısının kontrolü kraliçe arıdadır. Koloni büyüklüğüne göre yumurtlama yapmakta ya da yine koloni büyüklüğüne göre yumurtlama yapmamaktadır.

Erkek Arılar: Erkek arıların en önemli görevleri kraliçe arı ile çiftleşmektir. Fiziksel olarak kraliçe arı ve dişi arılardan daha iridirler. Erkek arılarda savunma amaçlı kullandıkları iğne bulunmamaktadır. Ayrıca fiziksel olarak nektar toplamaya elverişli değildirler. Kolonide birkaç yüz adet bulunurlar. Kraliçe ve işçi arılardan

¹⁷⁸ Karaboğa D., Akay B., A survey: algorithms simulating bee swarm intelligence, sy. 63, 2009

¹⁷⁹ Karaboğa D., Akay B., a.g.e., sy. 63, 2009

farklı olarak döllenen yumurtadan meydana gelirler. Ömürleri en fazla altı aydır¹⁸⁰. Kraliçe arı ile çiftleştikten sonra ölürler.

İşçi Arılar: İşçi arılar kolonide yer alan iş bölümünün en çok görüldüğü arılardır. Larvaları besleme, polen depolama, mum salgılama gibi birçok görevleri vardır. İşçi arılar dişi arılardır ve fiziksel olarak üremeye elverişli değildirler. Kolonide en fazla sayıya sahip işçi arılardır. Bir kolonide binlercesine rastlamak mümkündür.

Yukarıda da anlatıldığı üzere arılar arasında iş bölümü ve kendi kendine organize olabilmek söz konusudur¹⁸¹. Bu noktada Tereshko ve Lee arıların besin kaynağı arama davranışlarını modelledikleri bir çalışmayı 2002 yılında gerçekleştirmişlerdir. Bu modele göre arıların besin kaynağı aramalarında üç bileşen söz konusudur. Bunlar besin kaynağı, görevli arılar ve görevsiz arılardır¹⁸². Ayrıca Tereshko ve Loengarov 2005 yılında yaptıkları çalışmada arı davranışlarını bir besin kaynağına yönelme ve bir besin kaynağını terk etme olarak ikiye ayırmışlardır¹⁸³. Bu çalışmaya göre arı kolonisi çevresiyle etkileşim halinde bulunan ve çevreden alınan bilgilere göre koloni davranışlarının düzenlendiği dinamik bir sistemdir.

Besin Kaynakları: Arıların amacı kovan çevresinde bulunan besin kaynaklarının yerini tespit ederek bu besin kaynaklarından nektarı kovana taşımaktır. Bir besin kaynağının kalitesi, kovana uzaklığı ve nektarın çıkarılmasında harcanan enerji arılar için önem arz etmektedir.

Görevli Arılar: Görevli arılar ile işçi arılar ifade edilmektedir. İşçi arıların görevi kovan ile besin kaynağı arasında gidip gelerek kovana nektar taşımaktır. Ayrıca gidip

¹⁸⁰ Karaboğa D., Akay B., a.g.e., sy. 63, 2009

¹⁸¹ Akay B., Numerik Optimizasyon Problemlerinde Yapay Arı Kolonisi Algoritmasının Performans Analizi, sy. 53, 2009

¹⁸² Tereshko V., Lee T., How Information-mapping Patterns Determine Foraging Behaviour of Honey Bee Colony, sy. 183, 2002

¹⁸³ Tereshko V., Loengarov A., Collective Decision-Making in Honey Bee Foraging Dynamics, sy. 2, 2005

geldikleri besin kaynağı ile ilgili diğer arılara besin kaynağının kalitesi ve konumu hakkında bilgi iletilmesinde de sorumludurlar. Görevli arılar besin kaynağı tükenene kadar bu görevlerini sürdürmeye devam ederler.

Görevsiz Arılar: Görevsiz arılar ise kâşif arılar ve gözcü arılardır. Kâşif arılar kovan çevresinde bulunan yeni besin kaynaklarının araştırılmasından sorumludurlar. Kâşif arılar kovan çevresinin yaklaşık 14 km kadar araştırılmasından sorumludurlar. Gözcü arılar ise kovanda bekleyerek işçi arılardan gelen bilgileri izleyen ve ilgili besin kaynağına yönelip yönelmeme kararı alan arılardır. Bu noktada kovanın içinde gerçekleştirildiği düşünülen dans alanı ve dans kavramı karşımıza çıkmaktadır. İşçi arılar taşınmasından sorumlu oldukları besin kaynağı ile ilgili bilgileri dans alanında çeşitli danslar sergileyerek paylaşırlar. Dans eylemini gerçekleştirdikten sonra ise tekrar besin kaynağına yönelirler. Dans alanındaki dansı izleyen gözcü arılar ise aldıkları bilgi doğrultusunda ilgili besin kaynağına yönelir ya da diğer arıların dansını izlemek üzere kovanda beklemeye devam edebilirler. Bu bekleme gözcü arının sergilenen danslar içerisinde kaynak kalitesi yüksek olan bir besin kaynağını tespit etmesine kadar devam eder. Zira Tereshko ve Loengarov yaptıkları çalışmada gözcü arıların dans izledikten sonra besin kaynağına yönelmelerini dansı sergileyen arının kuyruk dansını devam ettirdiği süre ile ilişkilendirmişlerdir. Yani kuyruk dansının sergilenme süresi arttıkça o kaynağın daha zengin bir kaynak olduğu anlaşılmaktadır. İşçi arılar dans ederken gittikleri kaynağın yeri ve kalitesi ile ilgili bilgiyi paylaşırlar. Dans alanında sergilenen dans için çeşitli dans türleri mevcuttur. Sergilenen danslar kaynağın kovana olan uzaklığına göre değişkenlik göstermektedir. Bu danslar dairesel danslar, kuyruk dansı ve titreme dansıdır¹⁸⁴.

Dairesel dans: Dairesel dans ile dansı gerçekleştiren işçi arı kovanda yer alan gözcü arılara besin kaynağının çok yakın olduğunu bildirmektedir. İlgili besin kaynağı kovana yeterince yakın olduğundan dolayı bu dans ile gözcü arılara besin kaynağının hakkında yeterli ölçüde bilgi verilmemektedir.

¹⁸⁴ Akay B., a.g.e, sy. 54, 2009

Kuyruk dansı: Kuyruk dansı ile işçi arılar gittikleri besin kaynakaları ile ilgili bilgiyi gözcü arılar ile paylaşmaktadırlar. Bu dans besin kaynağının kalitesi, yeri ve kovana olan uzaklığı ile ilgili bilgiyi içermektedir. Kuyruk dansında dairesel dansa oranla çok daha geniş bir alandaki besin kaynaklarından bahsedilmektedir.

Titreme dansı: Titreme dansı arı kolonisinin dinamik bir sistem olduğunun en güzel örneklerinden birisidir. Bu dans ile işçi arı kovana işlenilebileceğinden çok daha fazla nektar geldiğini ve bu nektarı işlemek üzere görev almak istediğini ifade etmektedir. Bu dans arıların kovandaki nektar miktarını belirli bir seviyede muhafaza etmek istediklerinin bir göstergesidir.

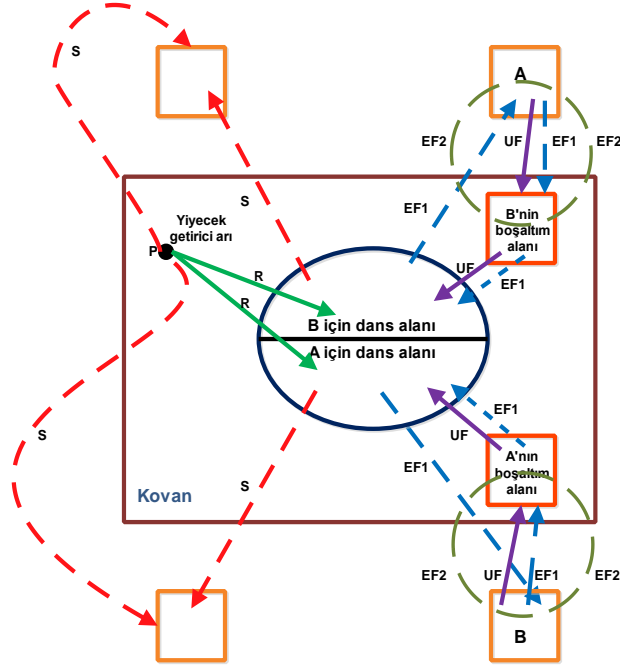
Arılar arasındaki bilgi paylaşımı kollektif bilginin oluşmasında son derece önem teşkil etmektedir¹⁸⁵. Bilgi paylaşımının en çok gerçekleştirildiği yer kovanda yer alan dans alanıdır. Daha önce de belirtildiği üzere besin kaynağının kalitesi hakkında diğer arılara bilgi veren kuyruk dansıdır.

A ve B ile gösterilen iki keşfedilmiş besin kaynağının olduğu varsayalım. Araştırmanın başlangıcında besin kaynağı arayışında olan bir arı kovan çevresinde arama yapmaya başlayacaktır. Arama yapan bu arının görevsiz arılardan olan iki arıdan birisi olması mümkündür yani bu arı kâşif arı da olabilir gözcü arı da olabilir. Bu durum aşağıda yer alan şekilde s ile gösterilmiştir. Eğer bu arı kovandaki dans alanındaki dansı izledikten sonra gözcü arı iken görevli arı konumuna geçmiş bir arı ise besin kaynağına gidip geldikten sonra aynı besin kaynağına tekrar gitmeyip gözcü arı olmaya devam edebilir, dans ederek besin kaynağına yönelebilir ya da doğrudan dans etmeden besin kaynağına yönelebilir. Gittiği kaynağı bırakarak tekrar gözcü arı olması durumu UF ile gösterilmiştir. Dans ederek besin kaynağına tekrar yönelmesi durumu ise EF1 ile gösterilmiştir. Doğrudan dans etmeden besin kaynağına yönelmesi durumu ise EF2 ile

¹⁸⁵ Karaboğa D., Baştürk B., On the Performance of Artificial Bee Colony Algorithm, sy. 688, 2008

gösterilmiştir. Bu noktada şöyle bir çıkarımda bulunmak mümkündür herhangi bir arının gözcü arı iken kâşif arı, kâşif arı iken de gözcü arı olması mümkündür¹⁸⁶.

Şekil 13: Arıların besin arama çevrimi



Kaynak: Karaboğa D., Yapay Zekâ Optimizasyon Algoritmaları, Nobel Yayın Dağıtım, Genişletilmiş 2. Basım, sy. 205, 2011

2.3. Yapay Arı Kolonisi Algoritması

Doğada arıların besin arama davranışları insanlara ilham kaynağı olmuş ve bunun neticesinde ise Yapay Arı Kolonisi Algoritması(YAKA) geliştirilmiştir. YAKA’da arıların bütün davranışları bire bir modellenmemiş ve bunun yanında da bazı varsayımlarda bulunulmuştur. Bu varsayımlar her bir nektarın çıkarılmasında sadece bir görevli arının olmasıdır. Dolayısıyla algorithmada yer alan ve kullanılacak olan besin sayısı ile görevli arı sayısının birbirine eşit olması gerekmektedir. Bir diğer

¹⁸⁶ Karaboğa D., Yapay Zekâ Optimizasyon Algoritmaları, Nobel Yayın Dağıtım, Genişletilmiş 2. Basım, sy. 204, 2011

varsayım ise işçi arı ile gözcü arı sayısının birbirine eşit olmasıdır. Böyle bir varsayımda bulunulmasına rağmen aslında bir nektara gidip gelen arının görevli olduğu besin kaynağı tükendiğinde bu arının kâşif arı olması da söz konusudur. Bir besinin kalitesi ne kadar yüksekse o kaynağın uygunluk değeri de o denli iyidir. Dolayısıyla YAKA ile optimum çözümün elde edilmesine çalışılır. Bu noktada algoritmayı kullanan kişinin amacı maksimizasyon ya da minimizasyon olsun nektar kalitesi çözümün uygunluk değerine denk gelmektedir¹⁸⁷.

Şekil 13’de gösterildiği üzere kâşif arılar kovan çevresinde rastgele olarak besin kaynağı aramaya başlarlar. Besin kaynağı keşfinde bulunan kâşif arı bulduğu besin kaynağından kovana nektar taşımaya başlar. Kovana gelen arı nektarı boşalttıktan sonra üç olasılık söz konusudur. Bunlar; dans alanına giderek besin kaynağı ile ilgili bilgiyi diğer arılarla paylaşmak, hiç bilgi vermeden doğrudan besin kaynağına yönelmek ya da bulduğu besin kaynağını terk ederek yeniden kâşif arı olmaya devam etmektir. Kovanda bekleyen gözcü arılar da izledikleri dansa göre ilgili besin kaynağına yöneleceklerdir. YAKA ile ilgili kaba kod aşağıda yer almaktadır.

YAKA’nın adımları:

Adım 1: Rastgele besin kaynakları oluşturulur. Bu besin kaynaklarına sadık kalınarak işçi arı sayısı ve gözcü arı sayısı belirlenir. Ayrıca limit değeri de tespit edilir ve kontrol amaçlı sayaç değişkeni oluşturulur.

Adım 2: Oluşturulan bu besin kaynaklarına ait her bir besinin çözüm değerleri amaç fonksiyonunun türüne göre hesaplanır.

Adım 3: Maksimum döngü sayısı belirlenerek işçi arılar besin kaynaklarına gönderilir. İşçi arılar rastgele bir besine yönelerek bu besin kaynağını işlemeye başlarlar. Besin kaynağı işlendikten sonra bu besine ait yeni besin kalitesi(çözüm değeri) hesaplanır. Elde edilen çözüm değeri önceki çözüm değerinden daha iyi ise bu besin ve besinle ilgili bilgiler hafızaya alınırlar. Eğer çözüm değerinde iyileşme

¹⁸⁷ Karaboğa D., a.g.e., sy. 206, 2011

sağlanırsa limit değeri sıfırlanır aksi takdirde limit değeri bir arttırılır. Limit değeri için belirli bir üst değer belirlemek algoritmanın çalıştırılması esnasında sonsuz döngüye girmeye engel olacaktır.

Adım 4: İşçi arılardan sonra gözcü arılar devreye girerler. Besinlerin uygunluk değerine göre bir besin kaynağı seçilir. Gözcü arılar bu besin kaynağı üzerinde çalışmaya başlarlar. Aynı şekilde elde edilen çözüm değeri önceki çözüm değerinden daha iyi ise bu besin ve besinle ilgili bilgiler hafızaya alınır. Eğer besin kaynağında iyileşme sağlanırsa limit değeri sıfırlanır aksi takdirde limit değeri bir arttırılır. Bu safhada gözcü arılar işçi arılardan farklı olarak uygunluk değerine göre seçim yaparlar.

Adım 5: İşçi arı ve gözcü arı safhasından sonra kâşif arı devreye girer. Kâşif arı safhasının esas nedeni algoritmanın yerel minimum ya da maksimumda takılmasına engel olmaktır. Dolayısıyla elde edilmiş olan çözümü tamamıyla bozarak yani limit değerleri tamamen sıfırlanarak yeni bir çözüm değeri üretilmesini sağlar. Elde edilen çözüm değeri ile önceden hafızaya alınmış olan çözüm değeri karşılaştırılır. Bu iki çözüm değerinden iyi olanının hafızada tutulmasına devam edilir.

Adım 6: Maksimum döngü sayısı sağlanıncaya kadar işçi arı, gözcü arı ve kâşif arı safhası devam ettirilir. Durdurma kriteri sağlanınca algoritma sonlandırılır.

Yukarıda yer alan YAKA'nın adımlarından da anlaşıldığı üzere YAKA'yı dörde ayırmak mümkündür. Bunlar rastgele besin kaynaklarının üretilmesi, işçi arıların besin kaynaklarına gönderilmesi, gözcü arıların uygunluk değerine göre besin kaynağı seçmesi ve en son olarak da nektarı tükenen besin kaynağının terk edilmesidir. Bu noktada sırası ile yukarıda yer alan bu dört adımdan bahsetmek yerinde olacaktır.

2.3.1. Rastgele Besin Kaynaklarının Üretilmesi

Besin kaynakları arama yapılan çözüm uzayında yer alacaktır. Dolayısıyla algoritmada ilk önce yapılması gereken şey bu besin kaynaklarının yerinin tespit edilmesidir. Besin kaynaklarının yerlerinin tespit edilmesi ile ilgili eşitlik aşağıda yer almaktadır.

$$x_{ij} = x_j^{\min} + rand(0,1)(x_j^{\max} - x_j^{\min}) \quad (6)$$

Burada besin kaynağı sayısı i ile parametre sayısı ise j ile ifade edilmektedir. Yani önceden belirlenmiş olan bir alt değer ile üst değer arasındaki değerlerden oluşan besin kaynaklarının üretilmesi sağlanmış olur.

2.3.2. İşçi Arıların Besin Kaynaklarına Gönderilmesi

Arama uzayında çözüm değerleri araştırılırken işçi arılar besin kaynaklarından bir tanesini rastgele olarak belirlerler ve bu besin kaynağının kalitesini yani çözüm değerini hesaplarlar. Elde edilen çözüm değeri hafızaya alınır. Daha sonra işçi arılar besin kaynaklarına yöneldikçe hafızadaki bilgiler problemin amacına göre güncellenerek hafızada korunmaya devam edilir. Burada çözüm değerini iyileştiren değerlerin hafızada tutulacağını hatırlatmakta fayda vardır. Bu durum aşağıda yer alan eşitlikte yer almaktadır.

$$v_{ij} = x_{ij} + \phi_{ij}(x_{ij} - x_{kj}) \quad (7)$$

Eşitlikte yer alan v_{ij} ile parametrelerin önceden belirlenmiş olan parametre sınırları arasında yer alması sağlanmaya çalışılmaktadır. Bu durum aşağıda yer alan eşitlikte yer almaktadır.

$$v_{ij} = \begin{cases} x_{ij} & , v_{ij} < x_j^{\min} \\ v_{ij} & , x_j^{\min} \leq v_{ij} \leq x_j^{\max} \\ x_j^{\max} & , v_{ij} > x_j^{\max} \end{cases} \quad (8)$$

Bu bilgiler ışığı altında besin kaynağının uygunluk değeri aşağıda yer alan eşitliğe göre hesaplanır.

$$u_i = \begin{cases} 1 / (1 + u_i) & , u_i \geq 0 \\ 1 + \text{mutlak deęer}(u_i) & , u_i < 0 \end{cases} \quad (9)$$

Burada u_i ile besin kaynağının uygunluk değeri ifade edilmektedir. Uygunluk değerinin hesaplanmasında problemin yapısı ön plana çıkmaktadır yani problemin maksimizasyon ya da minimizasyon olması durumuna göre uygunluk hesaplaması yapılmaktadır. Uygunluk değerine göre seçilen besin kaynağının çözüm değeri hesaplanır. Eğer elde edilen çözüm önceki çözümden daha kötü ise sayaç bir artırılarak önceden belirlenmiş olan limit değeri ile karşılaştırılır. Aksi halde önceki çözüm değerinden daha iyi bir çözüm değeri elde edilmesi durumunda ise sayaç sıfırlanır. Daha önce de belirtildiği üzere limit değeri ile karşılaştırma yapılmasının nedeni artık daha fazla iyileştirilemeyen besin kaynaklarını değerlendirme dışı bırakarak sonsuz döngüye girmeye engel olmaktır. Bu noktada kovanda bekleyerek dans alanındaki işçi arıları izleyen gözcü arılar önceden hesaplanmış olan uygunluk değerine göre ilgili besin kaynağına yöneleceklerdir. Uygunluk değerlerinin hesaplanmasında çeşitli yöntemler mevcuttur. Bunlar rulet tekerleği seçim yöntemi, sıralamaya dayalı seçim yöntemi, stokastik örnekleme, turnuva yöntemi gibi yöntemlerdir¹⁸⁸. YAKA'da rulet tekerleği seçim yöntemi kullanılmıştır. Bu yöntemde rulet tekerleği bir pasta gibi düşünülebilir. Pastanın her bir dilimi bir uygunluk değerine denk gelmektedir dolayısıyla uygunluk değeri yüksek olan çözüm

¹⁸⁸ Akay B., Nümerik Optimizasyon Problemlerinde Yapay Arı Kolonisi Algoritmasının Performans Analizi, sy. 61, 2009

değerinin seçilme olasılığı diğerlerinin seçilmesi olasılığından daha yüksektir. Aşağıda yer alan eşitlikte rulet tekerleği seçim yönteminde seçim olasılığının hesaplanış şekli yer almaktadır.

$$\rho_i = \frac{uygunluk_i}{\sum_{j=1}^{SN} uygunluk_j} \quad (10)$$

Yukarıdaki eşitlikte $uygunluk_i$ ile i . kaynağın uygunluk değeri, SN ile işçi arı sayısı ifade edilmektedir. Yani hesaplanan uygunluk değerinin toplam uygunluk değerine oranlanması ile pastanın dilimlerinin bir diğer ifade ile rulet tekerleğinde yer alan parçaların genişlikleri elde edilmiş olmaktadır.

2.3.3. Gözcü Arıların Besin Kaynaklarına Gönderilmesi

Yukarıda yer alan eşitlikte hesaplanan uygunluk değerine göre gözcü arılar kovandan ayrılarak ilgili besin kaynaklarına yönelerek yeni bir çözüm değeri hesaplar. Elde edilen çözüm değeri önceden hesaplanmış olan ve hafızada tutulan çözüm değeri ile karşılaştırılır. İlgili çözüm değeri önceki çözüm değerinden daha iyi ise sayaç sıfırlanır aksi halde sayaç bir arttırılır. Bütün gözcü arılar besin kaynağına gidene kadar bu süreç böyle devam eder.

2.3.4. Besin Kaynağının Terk Edilmesi ve Kâşif Arı Üretilmesi

Yukarıda yer alan ikinci ve üçüncü aşama yani işçi arıların besin kaynaklarına gönderilmesi ile gözcü arıların besin kaynaklarına gönderilmesi aşamaları tamamlandıktan sonra eğer sayaç limit değerini aşmışsa yani artık çözüm değeri daha fazla iyileştirilemiyorsa kâşif arılar görevi devralırlar. Gerçek hayatta bu durumu şöyle açıklamak mümkündür. Bir besin kaynağının nektarı tükenmişse nektarın çıkarılmasından sorumlu olan işçi arı yeni besin kaynaklarının araştırılmasından sorumlu olmak üzere kâşif arı olmaktadır. İşte aynı gerçek arıların besin arama

davranışlarında olduğu gibi YAKA'da da belirli bir limit adedince iyileştirilemeyen çözüm değeri için kâşif arılar üretilmekte ve bu kâşif arılar aracılığıyla yeni bir besin kaynağı oluşturulup bu besin kaynağının çözüm değeri hesaplanmaktadır. Oluşturulan yeni besin kaynağının çözüm değeri önceki çözüm değeri ile karşılaştırılmakta ve elde edilen çözüm değeri iyiye hafızaya alınmakta aksi takdirde ihmâl edilmektedir.

Bütün bu adımlar önceden belirlenmiş olan döngü adedince gerçekleştirilerek durdurma kriteri sağlandığında algoritma sonlandırılarak döngüden çıkılır.

3. ZAMAN KISITI ALTINDA TAKIM ORYANTİRİNG(ORIENTEERING) PROBLEMİ

Zaman pencereleri kısıtı altında takım oryantiring problemi literatürde Team Orienteering Problem with Time Windows olarak geçmektedir. Dolayısıyla tezin ilerleyen kısımlarında literatürdeki kullanıma bağlı kalınarak ve ilgili kelimelerin baş harflerinin bir araya getirilmesiyle oluşturulmuş olan TOPTW kısaltması kullanılacaktır.

İngilizcede Orienteering olarak kullanılan kelime Türk Dil Kurumu'nca Oryantiring olarak kabul edilmektedir. Bu nedenle tezin ilgili kısımlarında Orienteering kelimesi Türk Dil Kurumu'nun kabul ettiği haliyle yani oryantiring olarak kullanılacaktır.

Oryantiring'in ne olduğu hakkında kısaca bir bilgi vermek yerinde olacaktır. Oryantiring sporu isveç kökenli bir spordur. Oryantiring kelimesi de isveç dilinden gelmektedir. 19. Yüzyılda askeri bir spor olarak ortaya çıkmış ve 19. Yüzyılın sonlarına doğru yaygınlaşmıştır. 1961 yılında Uluslararası Oryantiring Federasyonu kurulmuş ve Türkiye bu federasyona 2001 yılında katılmıştır¹⁸⁹.

Oryantiring genellikle dağlık veya ormanlık alan içinde oynanan bir açık hava sporudur¹⁹⁰. Koşarak hedef bulma sporu da denilebilir. Daha detaylı olarak söylemek gerekirse önceden belirlenmiş olan bir başlangıç noktası ve varış noktası olan aynı zamanda belirli noktaları ziyaret ederek puan toplayıp önceden belirlenen zamanda başlanılan noktaya dönmeyi zorunlu kılan bir spordur. Oryantiring sporunun çeşitli türleri mevcuttur bazılarında başlanılan noktaya dönmek zorunlu iken bazılarında zorunlu olmamaktadır. Bazı oryantiring sporlarında amaç alınan cezaları minimize etmek iken bazılarında da toplanan puan maksimize edilmeye çalışılır. Genel

¹⁸⁹ Şık Ecir, Orienteering Problemi için Sezgisel Bir Yaklaşım ve Örnek Uygulamalar, sy. 6, 2008

¹⁹⁰ Chao M., Golden B. L., Wasil E. A., The team orienteering problem, sy. 464, 1996

itibariyle özetlemek gerekirse belirli bir hareket noktasından çıkıp önceden belirlenen noktalara zamanında ulaşmayı amaçlayan bir tür spordur. Uğranılan her noktadan puan toplanılabildiği gibi uğranılmayan her noktada da cezalandırma olabilmektedir. Gerek başlanılan noktaya dönmek zorunlu olsun gerekse de başka bir noktada bitirmek zorunlu olsun ilgili varış noktasına zamanında ulaşamadığında oyun kaybedilmiş olmaktadır.

Bu spor bireysel olarak yapılabildiği gibi birden fazla kişinin takım oluşturarak da bu sporu yapması mümkündür. Bireysel olarak yapılan literatürde Oryantiring Problemi(OP), takım halinde yapılanı da Takım Oryantiring Problemi olarak bilinmektedir(TOP). Ziyaret edilmesi gereken noktalar zaman pencereleri ile kısıtlanırsa da Zaman Pencereleri ile Takım Oryantiring Problemi yani Team Orienteering Problem with Time Windows(TOPTW) olarak bilinmektedir.

Takım halinde gerçekleştirilen oryantiring sporunda takımın her bir üyesi toplanan puanı maksimize etmek veya alınacak olan cezayı minimize etmek amacı ile başlangıç noktası ile varış noktası arasındaki uğranılması gereken bütün noktaları ziyaret etmeye çalışacaklardır. Bütün takım üyeleri başlangıç noktasından hareket etmelidir¹⁹¹. Takım üyelerinin her birinin ziyaret edecekleri noktaları belirlemesi gerekir. Bu ziyaretler sonunda önceden belli olan varış noktasına zamanında uğranılması zorunluluğu vardır. Takım üyesinin birinin ziyaret ettiği bir noktayı başka bir üyenin ziyaret etmesi takıma ekstra puan getirmeyeceğinden dolayı takım üyeleri birbirlerinin uğradıkları noktalara uğramamaya çalışacaklardır. Daha doğrusu ziyaret edilen bir noktanın başka bir üye tarafından ziyaret edilmesi takım açısından hem zaman hem de puan kaybı olacaktır. İşte bu duruma engel olabilmek amacı ile takım üyelerinin kendi aralarında anlaşarak hangi üyenin hangi noktaları ziyaret edeceğine karar vermeleri gerekir. Yani toplam tur içerisinde takımın alacağı puanı maksimize etmesi için alt turların belirlenmesi gerekmektedir. Bu problem literatürde Takım Oryantiring Problemi olarak bilinmektedir.

¹⁹¹ Li Jin, Research on team orienteering problem with dynamic travel times, sy. 249, 2012

Zaman kısıtı altında takım oryantiring sporunda ise başlangıç noktası ile varış noktası arasındaki noktaların da her birinin kendisine ait zaman pencereleri vardır. Takım üyelerinin uğradıkları noktalardan puan kazanabilmeleri için noktanın kendisine ait olan zaman pencereleri aralığında noktaya ulaşmalıdırlar. Aynı takım oryantiring probleminde olduğu gibi zaman kısıtı altında takım oryantiring sporunda da varış noktasına belirtilen zamanda ulaşılması gerekir aksi takdirde o oyun kaybedilmiş olacaktır.

Bu noktaya kadar bir spor olarak ele alınan oryantiring konusu bu noktadan sonra tezin konusu olan probleme özgü bir şekilde açıklanacaktır.

TOPTW ile her bir puanı, servis süresi, zaman penceresi ve yeri bilinen merkezlerden toplam toplanan puanı maksimize eden araç rotaları bulunmaya çalışılır. Her bir ziyaret turu zaman pencereleri ile belirtilen süreler içerisinde gerçekleştirilmelidir¹⁹².

TOPTW’de belirli sayıda merkez vardır. Her bir merkezin puanı, servis süresi ve zaman penceresi vardır. Burada zaman penceresinden kasıt problemde yer alan merkeze ait belirli bir açılış zamanının ve kapanış zamanının olduğudur. Problemde yer alan şehirleri dolaşarak puan toplamaya çalışan araçlar ve bu araçlara ait araç rotaları vardır. Araçların başlangıç noktaları ve varış noktaları aynıdır ve genellikle bir çeşit depoda son bulmaktadır. Her bir şehirde bulunan merkez en fazla bir kere ziyaret edilebilmektedir. Her bir şehir arasındaki ziyaret sürelerinin bilindiği varsayılmaktadır. Her bir şehire ait koordinatlar bilinmekte olup bu şehirler arasındaki uzaklıklar ilgili koordinatlar aracılığıyla hesaplanmaktadır. Şehirler arasındaki uzaklıklar yani bir şehirden başka bir şehire varış süresi uzaklık cinsinden hesaplanmakta ve bu uzaklık, zaman birimi olarak kullanılmaktadır. Her bir rotanın uzunluğu zaman pencereleri ile kısıtlanmaktadır. İlk şehire gidişin ve son şehirden ilk şehire dönüşün puanı sıfırdır. Zaman kısıtlarından dolayı problemde yer alan

¹⁹² Shih-Wei Lin, Vincent F. Yu, A simulated annealing heuristic for the team orienteering problem with time windows, sy. 94, 2012

şehirlerin hepsine uğrama zorunluluğu yoktur. Daha önce de belirtildiği gibi her şehire uğrama zorunluluğu olmuş olsaydı problem gezen satıcı problemi olurdu. Ayrıca şehirler arasındaki mesafenin hesaplanmasında öklidyen uzaklık kullanılmaktadır. Bu problemde temel amaç ilgili şehirlerin zaman pencereleri aralığında ziyaret edilerek elde edilecek olan puanın maksimize edilmesidir.

Oryantiring problemi(OP) literatürde doğrusal olmayan programlamada zor problem olarak geçmektedir. Takım oryantiring problemi(TOP), oryantiring probleminin(OP) bir uzantısıdır. TOPTW ise takım oryantiring probleminin bir uzantısıdır. Hal böyle olunca zaten zor olan bir problem ilk önce takım kısıtı getirilerek zorlaştırılmış daha sonra da zaman pencereleri kısıtı getirilerek daha da zorlaştırılmıştır. Bu çalışmada takım kısıtı ifadesi, kullanılan kamyon kısıtı anlamına gelmektedir.

Bütün kamyonlar belirli bir başlangıç noktasından başlamalı ve kendilerine ait rotada yer alan şehirleri dolaştıktan sonra belirtilen zaman aralığında başladıkları noktaya dönmelidirler. İlgili şehirler dolaşılıp puan alınsa bile başlangıç noktasına yani depoya zamanında varılmayan turdan hiç puan alınmamaktadır. Kamyonlar sırasıyla kendilerine ait rotada yer alan şehirlerde bulunan merkezleri ziyaret etmelidirler. Kamyonların rotalarında bütün şehirler yer almasına rağmen zaman kısıtına uymayan şehiri ziyaret etme zorunluluğu bulunmamaktadır. Her bir merkez yalnızca bir kere ziyaret edilebilmektedir. Eğer kamyon merkezin açılış süresinden önce ilgili şehire ulaşmışsa ilgili şehire ait zaman penceresinde yer alan açılış zamanına kadar merkezin açılmasını beklemelidir. Zaman penceresinden önce şehire ulaşılmışsa bekleme yapılarak bu sorun ortadan kaldırılabiliyorken kapanış zamanından önce şehire varılmıyorsa bu şehirden puan alınmamaktadır dolayısıyla bu şehire uğranılmamaktadır. Burada amaç en yüksek puan getirisine sahip araç rotalarının belirlenerek puan maksimizasyonunun gerçekleştirilmesidir.

3.1. Matematiksel Model

Oryantiring problemi 1984 yılında Tsiligirides tarafından “Heuristic Methods Applied to Orienteering” isimli çalışma ile literatüre kazandırılmıştır¹⁹³. $G=(N,A)$ ifadesinde N , başlangıç noktası 1 ve varış noktası n olan düğümler(node) kümesini ifade etmektedir($N =1,\dots,n$), A ise yollar(arc) kümesini ifade etmektedir. Bu durumda $A = \{(i, j) : i \neq j \wedge i, j \in N\}$ A kümesi bağlantılardan oluşur demektir. $i = \{1, \dots, n\}$ ifadesinde, her düğümün kendine ait skoru s_i , servis süresi T_i ve zaman penceresi $[O_i, C_i]$ vardır. Tur sayıları kamyon sayısına(m) eşit olmalıdır. Her bir tur başlangıç noktasından başlamalı(başlangıç noktası 1) ve varış noktasında(n) tamamlanmalıdır. i düğümünden j düğümüne gidiş süresi t_{ij} ile ifade edilmektedir. Her bir rota için toplam seyahat süresi önceden belirlenmiş olan varış zamanını($T_{(max)}$) aşmamalıdır. Her ziyaret ilgili düğümün zaman pencere aralığında gerçekleştirilmelidir. Eğer şehre açılış zamanından önce ulaşılmışsa ilgili kamyon şehrin açılış zamanına kadar beklemek durumundadır. Her bir düğüme ait skor sadece bir kamyon tarafından toplanabilir yani aynı noktaya başka kamyonların uğraması ekstra puan kazandırmayacaktır. Dolayısıyla toplam toplanan puanı maksimize etmeyi amaçlayan zaman kısıtı altında takım oryantiring probleminin matematiksel modeli aşağıdaki gibidir^{194&195}.

$$Max \sum_{d=1}^m \sum_{i=2}^{n-1} s_i y_{id} \quad (11)$$

Yukarıda, toplam toplanan puanı maksimize eden aynı zamanda da amaç fonksiyonu olan ifade yer almaktadır.

¹⁹³ Şık Ecir, a.g.e., sy. 7, 2008

¹⁹⁴ Shih-Wei Lin, Vincent F. Yu, A simulated annealing heuristic for the team orienteering problem with time windows, sy. 94-107, 2012

¹⁹⁵ Vansteenwegen P., Souffriau W., Berghe G.V., Van Oudheusden D., A Guided Local Search Metaheuristic for the Team Orienteering Problem, sy. 118-127, 2009

$$\sum_{d=1}^m \sum_{j=2}^{n-1} x_{1jd} = \sum_{d=1}^m \sum_{i=2}^{n-1} x_{ind} = m, \quad (12)$$

(12) numaralı denklem her bir turun başlangıç noktasından başlayıp varış noktasında tamamlanmasını gösteren eşitliktir.

$$\sum_{d=1}^m y_{dk} \leq 1, \quad k = 2, \dots, n-1, \quad (13)$$

(13) numaralı denklem tüm kamyonların her şehri sadece bir kere ziyaret edilebileceğini gösteren eşitliktir.

$$\sum_{i=1}^{n-1} x_{ikd} = \sum_{j=2}^{n-1} x_{kj d} = y_{kd}, \quad k = 2, \dots, n-1, \quad d = 1, \dots, m, \quad (14)$$

(14) numaralı denklem bir kamyon ziyaret ettiği bir düğümden ayrıldığında sadece kendi rotasında bulunan bir şehre gidebileceğini gösteren eşitliktir. Kısacası bu denklem ile her kamyonun sadece kendine ait rotada bulunan düğümlere gidebileceği ifade edilmektedir.

$$\sum_{i=1}^{n-1} (T_i y_{id} + \sum_{j=2}^n t_{ij} x_{ijd}) \leq T_{\max}, \quad d = 1, \dots, m, \quad (15)$$

(15) numaralı denklem ile her bir tur için düğüm ziyaretleri ile ortaya çıkan zaman ile servis sürelerinin toplamı varış noktasının kapanış zamanından küçük olması gerektiğini gösteren denklemdir.

$$\alpha_{1d} = T_1 \quad d = 1, \dots, m, \quad (16)$$

(16) numaralı denklem bütün turlar için başlangıç noktasından ilk düğüme varış süresini göstermektedir.

$$\alpha_{rd} = \max \left[\left(\alpha_{(r-1)d} + \sum_{i=2}^n \sum_{j=1}^{n-1} \begin{cases} t_{ij} x_{jid} y_{id} & \text{if } u_{id} = r \\ 0 & \text{else} \end{cases} \right), \sum_{i=1}^n \begin{cases} 0_i y_{id} & \text{if } u_{id} = r \\ 0 & \text{else} \end{cases} \right] + \sum_{i=1}^n \begin{cases} T_i y_{id} & \text{if } u_{id} = r \\ 0 & \text{else} \end{cases}, \quad r = 2, \dots, n, \quad d = 1, \dots, m, \quad (17)$$

(17) numaralı denklem d turunda r pozisyonunun varış zamanını göstermektedir yani bir düğümden hareket edip başka bir düğüm ziyaret edildiğinde ziyaret edilen şehrin zaman penceresine uyup uymadığı kontrol edilir eğer geliş zamanı ilgili düğümün zaman pencereleri aralığında ise bu süreye bir de servis süresi eklenir. Eğer düğüm ziyaret edildiğinde açılış zamanı henüz gerçekleşmediyse ilgili kamyon ziyaret ettiği düğümün açılış zamanını bekleyecektir. Yine bu durumda da düğüme ait servis süresi kadar bekleyecektir. Aksi durumda ise yani ilgili düğümün zaman pencereleri aralığında ziyareti gerçekleştirilemezse o ziyareten puan alınamayacağı için düğüm atlanacaktır.

$$C_i \geq \sum_{d=1}^m \sum_{r=2}^n \begin{cases} y_{id} (\alpha_{rd} - T_i) & \text{if } u_{id} = r \\ 0 & \text{else} \end{cases}, \quad i = 1, \dots, n, \quad (18)$$

(18) numaralı denklem düğümün sadece zaman pencereleri ile belirtilen zaman aralıklarında ziyaret edilebileceğini gösteren denklemdir.

$$2 \leq u_{id} \leq n, \quad i = 2, \dots, n, \quad d = 1, \dots, m, \quad (19)$$

(19) numaralı denklem, (17) ve (18) numaralı kısıtların tekrara düşmeden eş zamanlı olarak değerlendirilmesini sağlayan eşitliktir.

$$u_{id} - u_{jd} + 1 \leq (n-1)(1 - x_{ijd}), \quad i = 2, \dots, n, \quad d = 1, \dots, m, \quad (20)$$

(20) numaralı denklem alt turların tekrara düşmesini engelleyen eşitliktir.

$$x_{ijd}, y_{id} \in \{0,1\}, \quad i = 1, \dots, n, \quad d = 1, \dots, m. \quad (21)$$

(21) numaralı denklem kısıtı, karar deęişkeninin 0-1 tamsayı koşulunu ifade etmektedir. d turunda eęer i düęümü ziyaret edilmişse y_{id} deęeri 1'e eşittir. Aksi takdirde y_{id} deęeri 0'a eşit olacaktır. d turunda eęer j düęümü i düęümünden sonra ziyaret edilmişse x_{ijd} deęeri 1'e eşit olacaktır. Aksi takdirde x_{ijd} deęeri 0'a eşit olacaktır. u_{id} ile d turunda i 'inci yerin pozisyonu ifade edilmektedir. α_{rd} ifadesi ile de d turunda r pozisyonuna varış zamanı ifade edilmektedir.

4. ZAMAN KISITI ALTINDA TAKIM ORYANTİRİNG PROBLEMLERİNİN YAPAY ARI KOLONİSİ YAKLAŞIMI İLE ÇÖZÜMÜ

Bu çalışmada, Yapay arı kolonisi(ABC – Artificial Bee Colony) yaklaşımı ile ilgili test problemleri çözülecektir. Literatürde yer alan ve sezgisel tekniklerle elde edilmiş olan en iyi sına sonuçları ile YAKA ile elde edilen sına sonuçları karşılaştırılacaktır.

YAK yaklaşımı yerel maksimumların ve global maksimumların bulunmasında oldukça etkili olan ve 2005 yılında geliştirilmiş olan sezgisel bir yaklaşımdır. YAK ile ilgili yapılmış olan çalışmalar ikinci bölümde yer alan literatür taraması kısmında detaylı olarak incelendiğinden burada YAK'ın uygulama alanlarından bahsedilmeyecektir.

YAKA'da rastgele başlangıç rotaları oluşturulmakta ve bu rotalar işçi arılar ve gözcü arılar tarafından manüple edilerek en iyi sonuca ulaşılmaya çalışılmaktadır. Çözüm değeri en iyi olan rotalar hafızaya alınmakta çözümü belirli bir limit değeri adedince iyileştiremeyen rotalar kullanılmamaktadır. Kâşif arılar elde edilen rotaları tamamen bozmakta ve yeni çözüm değerleri elde edilmektedir. Elde edilen çözüm değerleri önceki çözüm değerlerinden çok kötü olsa bile yerel maksimumda takılma riskine engel olmak için kabul edilmekte ve işçi arılar ve gözcü arılar bu rotaları manüple ederek yeni çözüm değerleri elde etmektedirler. İlk elde edilen çözüm değerleri ile kâşif arı safhası sonucunda elde edilen çözüm değerleri karşılaştırılmakta ve en iyi çözüm değeri yeniden hafızaya alınmaktadır. Bu durum belirli iterasyon adedince tekrar edilmekte ve böylelikle elde edilen en iyi çözüm değeri için yerel maksimuma takılıp kalma riski ortadan kalkmaktadır. ABC yaklaşımı ile yerel maksimumların ve global maksimumların tespit edilmesi oldukça kolaydır ve ABC bu konuda oldukça etkili sonuçlar üretmektedir.

YAKA’da rastgele başlangıç rotaları oluşturularak çözüme başlanmasına rağmen bu çalışmada kısmi olarak rastgele başlangıç rotaları oluşturulmuştur. Örneğin problemde yer alan şehir sayısı 100, kamyon sayısı da 10 ise kamyonlara eşit şehir düşecek şekilde başlangıç rotaları oluşturulmuştur. Yani her kamyonla rastgele 10 şehir düşecek şekilde başlangıç rotaları oluşturulmuştur. Bu durum sınav aşamasında test edilmiş ve kısmi olarak rastgele başlangıç rotaları ile elde edilmiş sonuçların tamamen tesadüfi başlangıç rotalar ile elde edilmiş sonuçlardan daha iyi sonuçlar olduğu tespit edilmiştir. Dolayısıyla sonuçlar kısmında yer alan sınav sonuçları kısmi olarak rastgele başlangıç rotaları ile elde edilmiş sonuçlardır.

Uygulamada kamyonların bir depodan ilgili şehirleri ziyaret ettiği ve son olarak tekrar depoya döndüğünü hatırlatmakta fayda olduğu düşünülmektedir.

Kamyonlar depodan çıktıklarında zaman biriminin sıfır olduğu kabul edilmektedir. Depodan bir şehire olan uzaklık zaman cinsinden kabul edilip depo ile rotada yer alan ilk şehirin uzaklığı zamana eklenmektedir. Kamyon ilgili merkezin açılış zamanından önce şehire ulaşırsa merkezin açılmasını bekleyecek, merkez açıldıktan sonra ise de servis süresi kadar bekleyecektir. Eğer zaman penceresi aralığında şehire ulaşırsa sadece merkeze ait servis süresi kadar bekleyecektir. Yine aynı şekilde bu servis süresi de zamana eklenecektir. Zamanında şehire ulaşan kamyon merkeze ait puanı kazanacaktır. Zamanında şehire ulaşamazsa puan alamayacağı için o şehire uğramadan rotası üzerinde bulunan diğer şehire yönelecektir. Bu tur rota tamamlanana kadar devam edecek olup en son depoya dönerken deponun kapanış zamanından önce depoya varılmalıdır. Eğer deponun kapanış zamanından önce depoya varılamazsa turun tamamından hiç puan alınamamaktadır.

Çözülen 56 test probleminde de 100 şehir bulunmakta ve her bir problem için belirli sayılarda kamyon kısıtları bulunmaktadır. Kamyon sayısı problemin çözümünde kullanılacak olan rotaların belirlenmesinde ve elde edilecek çözüm sonuçlarında yani kazanılacak puanların hesaplanmasında oldukça önemlidir. Her bir çözüm satırında şehir sayısı ve kamyon sayısının toplamının bir eksiği kadar düğüm sayısı olacaktır.

Dolayısıyla her kamyonun kendine ait rotası ve gitmesi gereken şehir merkezleri olacaktır. Bu problem çok amaçlı problemler sınıfında yer almaktadır.

Konunun daha iyi anlaşılabilmesi açısından aşağıdaki tabloda 10 şehir yer almakta olup, her bir şehire ait X koordinatı, Y koordinatı, puan, servis süresi, açılış zamanı ve kapanış zamanı bilgileri yer almaktadır. Bu bilgiler ışığı altında 3 kamyon ile problemin çözümü ve sonucu anlatılacaktır. İlgili şehirler ve şehirlerle ilgili bilgiler Tablo 1’de gösterilmiştir. Rastgele üretilmiş olan başlangıç çözümü de Şekil 14 ’te gösterilmiştir. Başlangıç çözümünde oluşturulan rotalarda yer alan “0”(sıfır) ile depo ifade edilmektedir.

Tablo 1: Depo ve şehir bilgileri

No	X Koordinatı	Y Koordinatı	Servis Süresi	Puan	Açılış Zamanı	Kapanış Zamanı
Depo	40	50	0	0	0	1236
1	45	68	90	10	912	967
2	45	70	90	30	825	870
3	42	66	90	10	65	146
4	42	68	90	10	727	782
5	42	65	90	10	15	67
6	40	69	90	20	621	702
7	40	66	90	20	170	225
8	38	68	90	20	255	324
9	38	70	90	10	534	605
10	35	66	90	10	357	410

Şekil 14: Başlangıç rotaları

3	7	5	0	10	1	6	9	2	0	4	8
---	---	---	---	----	---	---	---	---	---	---	---

Şekil 14’te araçların gidebildikleri merkezler gri renkle, gidemedikleri merkezler ise beyaz renkle gösterilmiştir. Yukarıda yer alan şekilde ilk hareket noktası depo olduğu için ve en son tekrar depoya döneceği için ilk hareket noktası ve son varış noktası bilgileri yer almamaktadır.

Örneğimizde 10 şehir ve 3 kamyon bulunduğu için 12 düğüm oluşmuştur. Kamyon sayısının bir eksiği kadar depoya dönüş çözüm satırında yer alacaktır(Kamyon sayısı=3, 3-1=2). Birinci kamyon depodan hareket edip sırasıyla 3'üncü şehirde bulunan merkeze sonra 7'inci şehirde bulunan merkeze uğrayacaktır. Daha sonra ise 5'inci şehrin kapanış zamanından önce varamadığı için 5'inci şehirde bulunan merkeze uğrayamayacaktır. 5'inci şehire uğrayamayan kamyon 5'inci şehirde bulunan merkezi atlayarak 7'inci şehirde bulunan merkezden depoya dönecektir. Bu tur sonucunda yapılan turdan 1'inci kamyon 30 puan kazanacaktır. İkinci kamyon depodan 10'uncu şehirde bulunan merkeze gidecek daha sonra 1'inci şehirde bulunan merkeze gidecektir. 1'inci şehirden yine kapanış saatinden önce varamadığı için 6,9 ve 2'inci şehirlerde bulunan merkezlere uğrayamayacak doğrudan depoya dönecektir. Bu tur sonucunda da ikinci kamyon yapılan turdan 20 puan kazanacaktır. Üçüncü kamyon ise depodan 4'üncü şehirde bulunan merkeze uğrayacak 8'inci şehirde bulunan merkeze ise zaman penceresi uymadığından dolayı gidemeyecek depoya dönecektir. Bu turdan ise üçüncü kamyon 10 puan kazanacaktır. Toplamda üç kamyon üç tur yapacak ve 60 puan kazanacaktır. Konunun daha açıklayıcı olması bakımından aşağıda birinci kamyonun yapmış olduğu tur sırasıyla anlatılacaktır.

Şehirler arasındaki uzaklığın hesaplanmasında öklidyen uzaklığın kullanıldığı daha önce belirtilmiştir. Öklidyen uzaklığın hesaplanmasında aşağıdaki formül kullanılmaktadır.

$$\sqrt{(x_1 - x_2)^2 + (y_1 - y_2)^2} \quad (22)$$

Örneğin birinci kamyon depodan çıkıp üçüncü şehire ulaştığında $\sqrt{(40-42)^2 + (50-66)^2} = 16,12$ birimlik zaman geçecektir. Başlangıçta zaman sıfır olarak kabul edildiğinden kamyon depodan çıkıp 3. şehire ulaştığında zaman 16,12 olacaktır. 3. şehrin açılış zamanı 65 olduğu için kamyon 65'e kadar bekleyecektir. 3. şehirde bulunan merkez 65 'te açıldığında servis süresi olan 90 dakikalık servis süresi zamana ilave edilecektir. Böylelikle zaman 155 olacaktır ve kamyon 3. şehirde bulunan merkeze gidebildiği için 3. şehire ait olan 10 puanı kazanacaktır. Aşağıda yer alan tabloda şehirler ve birbirlerine olan uzaklıkları yer almaktadır.

Tablo 2: Koordinat matrisi

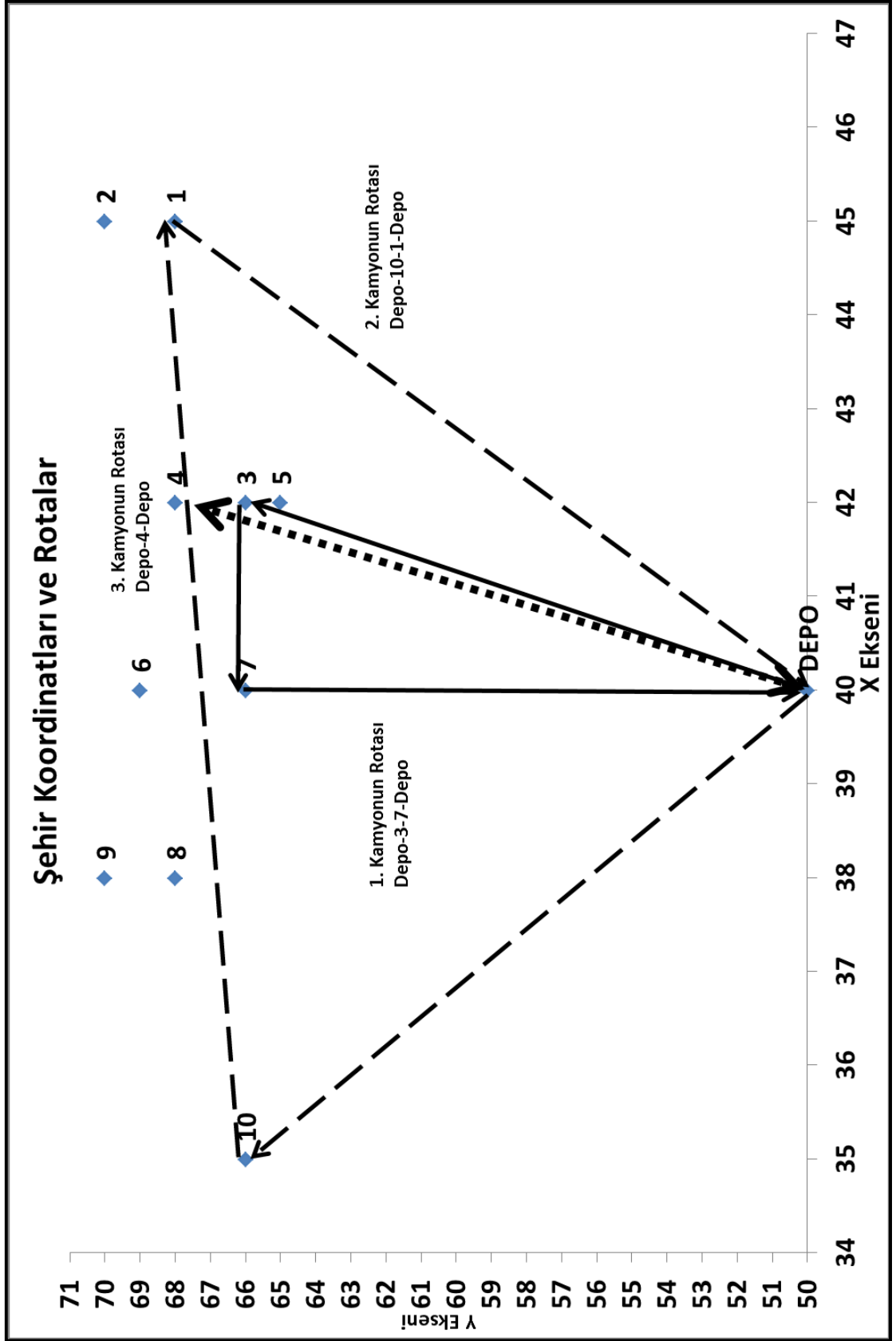
	Depo	1.Şehir	2.Şehir	3.Şehir	4.Şehir	5.Şehir	6.Şehir	7.Şehir	8.Şehir	9.Şehir	10.Şehir
Depo	0,00	18,68	20,62	16,12	18,11	15,13	19,00	16,00	18,11	20,10	16,76
1.Şehir	18,68	0,00	2,00	3,61	3,00	4,24	5,10	5,39	7,00	7,28	10,20
2.Şehir	20,62	2,00	0,00	5,00	3,61	5,83	5,10	6,40	7,28	7,00	10,77
3.Şehir	16,12	3,61	5,00	0,00	2,00	1,00	3,61	2,00	4,47	5,66	7,00
4.Şehir	18,11	3,00	3,61	2,00	0,00	3,00	2,24	2,83	4,00	4,47	7,28
5.Şehir	15,13	4,24	5,83	1,00	3,00	0,00	4,47	2,24	5,00	6,40	7,07
6.Şehir	19,00	5,10	5,10	3,61	2,24	4,47	0,00	3,00	2,24	2,24	5,83
7.Şehir	16,00	5,39	6,40	2,00	2,83	2,24	3,00	0,00	2,83	4,47	5,00
8.Şehir	18,11	7,00	7,28	4,47	4,00	5,00	2,24	2,83	0,00	2,00	3,61
9.Şehir	20,10	7,28	7,00	5,66	4,47	6,40	2,24	4,47	2,00	0,00	5,00
10.Şehir	16,76	10,20	10,77	7,00	7,28	7,07	5,83	5,00	3,61	5,00	0,00

Birinci kamyon 3. şehire ulaşım servis süresinden sonra zaman 155 olmuştur. Birinci kamyon 3. şehirden 7. şehire gittiğinde 2 birim zaman geçecek ve yeni zaman 157 olacaktır. 7. şehirin açılış zamanı 170 olduğu için kamyon 170'e kadar bekleyecektir. 7. şehirde bulunan merkez 170 'te açıldığında servis süresi olan 90 dakikalık servis süresi zamana ilave edilecektir. Böylelikle zaman 260 olacaktır ve kamyon 7. şehirde bulunan merkeze gidebildiği için 7. şehire ait olan 20 puanı kazanacaktır. 3. Şehire uğradığında 10 puan kazanılmıştı. 7. şehire de uğranıldığında buradan da 20 puan kazanılmış olup toplam puan 30 olmuştur.

Birinci kamyon 7. şehire ulaşım servis süresinden sonra zaman 260 olmuştur. Birinci kamyon 7. şehirden 5. şehire gittiğinde 2,24 birim zaman geçecek ve yeni zaman 262,24 olacaktır. 5. şehirin zaman penceresine uymadığı için yani 5. Şehrin kapanış zamanından önce şehre ulaşamadığı için(5. Şehrin kapanış zamanı 67) birinci kamyon 5. şehire gitmeyecektir. Birinci kamyon 5. şehiri atlayıp rotasında bulunan depoya yönelecektir.

7. Şehir ile depo arasındaki mesafe 16'dır. Birinci kamyon depoya ulaştığında bu mesafe 260'a eklenir. Zaman artık 276 olmuştur ve deponun kapanış zamanından önce depoya ulaşıldığından birinci kamyon 30 puan kazanmış olur. Diğer iki kamyon için de aynı hesaplamalar yapılabilir.

Şekil 15: Araç rotalarının gösterilmesi



Şekil 15'te de gösterildiği gibi birinci kamyon depodan 3'üncü şehirde bulunan merkeze oradan 7'inci şehirde bulunan merkeze oradan da depoya dönmüş başlangıç çözümünde üretilen rastgele rotada 5'inci şehir bulunmasına rağmen 5'inci şehirde bulunan merkeze gidememiştir.

İkinci kamyon depodan 10'uncu şehirde bulunan merkeze oradan 1'inci şehirde bulunan merkeze son olarak da depoya dönmüştür. Aynı şekilde ikinci kamyon için başlangıç çözümünde üretilmiş olan rastgele rotada 6'ıncı 9'uncu ve 2'inci şehir bulunmasına rağmen zaman kısıtı sebebiyle ikinci kamyon ilgili şehirlerde bulunan merkezlere gidememiş dolayısıyla bu şehirlere ait puanları alamamıştır.

Üçüncü kamyon için başlangıç çözümünde üretilmiş olan rastgele rotada 8'inci şehir olmasına rağmen zaman kısıtı yüzünden sadece 4'üncü şehire gidip tekrar depoya dönmek durumunda kalmıştır.

YAKA kısmında arıların çalışma prensibinden bahsedilmişti. Test problemlerinin YAKA ile nasıl çözüleceği aşağıda adım adım anlatılacaktır. YAKA'ya göre 2 çeşit arı bulunmaktadır. Bunlar görevli arılar ve görevsiz arılardır. Görevli arılar işçi arılardır. Görevsiz arılar ise gözcü arılar ve kâşif arılardır.

YAKA'da ilk etapta besin sayısı kadar rastgele rotaların yer aldığı besin kaynağı oluşturulur. Aynı zamanda besin sayısı adedince deneme sayacı oluşturulur. Besin kaynağında yer alan her bir besin satırı bir çözümü temsil etmektedir. Her bir besine ait çözüm değerleri yukarıda verilen örnekteki gibi hesaplanır. Daha sonra işçi arılar devreye girerler. İşçi arılar rastgele bir besin seçip besin satırında yer alan rotaları manüple ederler. Yani var olan rotaların yerlerini değiştirmek suretiyle önceden oluşturulmuş rastgele bir sayıya göre ekleme, yer değiştirme ve ters çevirme işlemlerini eşit olasılıkla yaparlar. Burada üç ihtimal bulunduğundan dolayı işçi arılar bu üç ihtimalden birisini önceden oluşturulmuş rastgele bir sayıya göre gerçekleştirirler. Rota manüplasyonundan sonra elde edilen yeni rota için çözüm değeri hesaplanır. Eğer elde edilen çözüm değeri başlangıç çözüm değerinden daha

iyi ise hafızaya alınır eğer daha kötü ise deneme sayacı bir arttırılır. Çözüm değeri daha iyi olduğu durumda elde edilen yeni rota besin kaynağına yerleştirilir.

İşçi arı safhasından sonra gözcü arılar devreye girerler. Gözcü arılar elde edilen her bir çözüm değerinin uygunluk değerlerine göre bir besin satırı seçerler ve aynı işçi arı safhasında olduğu gibi ilgili besin satırını manüple ederler. Burada gözcü arılar işçi arılardan farklı olarak uygunluk değerlerine göre besin seçerler. Bu çalışmada amaç maksimizasyon olduğundan dolayı önceden belirlenmiş rastgele sayıya bağlı kalınarak uygunluk değeri en yüksek olan besin seçilir. Mevcut rotalar değiştirildikten sonra elde edilen çözüm değeri daha iyi ise çözüm değeri hafızaya alınıp ilgili besin kaynağında besin satırı yeni besin satırı ile değiştirilir. Aksi takdirde deneme sayacı bir arttırılır.

Gözcü arı safhasından sonra kâşif arı safhası başlar. Kâşif arı safhasında, ilk adımda üretilmiş olan rastgele rotalardan oluşan besin kaynağı yeniden oluşturulur. Oluşturulan yeni besin kaynağında yer alan her bir besin satırının çözüm değerleri hesaplanır. Elde edilen çözüm değerleri hafızaya alınmış olan en iyi sonuçlarla karşılaştırılır. Kâşif arı safhasından sonra elde edilen çözüm değeri daha iyi ise çözüm değeri hafızaya alınıp, ilgili besin kaynağında besin satırı yeni besin satırı ile değiştirilir. Aksi takdirde deneme sayacı bir arttırılır. Böylelikle yerel maksimuma takılma riski ortadan kalkmış olur. İşçi arı safhası, gözcü arı safhası ve kâşif arı safhası işlemleri önceden belirlenmiş olan iterasyon sayısı adedince gerçekleştirilir.

Yukarıda bahsi geçen manüplasyonlar üç adettir bu manüplasyonlar yer değiştirme, ekleme ve ters çevirme manüplasyonlarıdır. Bu manüplasyonların nasıl gerçekleştirildiği ile ilgili bilgi vermek yerinde olacaktır. 10 şehrin yer aldığı bir problem için rastgele üretilmiş olan rota aşağıdaki gibi olsun;

Şekil 16: Rastgele üretilmiş rota

9	4	7	6	3	5	1	10	2	8
---	---	---	---	---	---	---	----	---	---

Yer deęiřtirme operatörü Őehir sayısı aralıęında yani 1 ile 10 arasında önceden belirlenmiř rastgele iki sayıya göre diziyi manüple etmeye imkân tanır. Önceden rastgele belirlenmiř olan iki sayının 2 ve 7 olduęunu varsayalım. Böyle bir durumda bařlangıçta oluřturduęumuz rastgele rotanın 2. ve 7. elemanları yer deęiřtirilecektir ve ařaęıdaki hali alacaktır.

Őekil 17: Yer deęiřtirme operatörü uygulanmıř rota

<i>Yer deęiřtirmeden önce</i>	9	4	7	6	3	5	1	10	2	8
<i>Yer deęiřtirmeden sonra</i>	9	1	7	6	3	5	4	10	2	8

Ekleme operatörü ise önceden belirlenmiř rastgele iki sayıya göre diziyi manüple eder. Örneęin rastgele belirlenmiř iki sayı 5 ve 8 olsun. Bu durumda dizinin 5. elemanı diziden çıkartılarak geri kalan sayılar bir sola kaydırılır. Daha sonra ise diziden ilk çıkarılan rakam ikinci rakamın yerine yerleřtirilir. Ekleme operatörü ile ilgili Őekil ařaęıda yer almaktadır.

Őekil 18: Ekleme operatörü uygulanmıř rota

<i>Ekleme operatöründen önce</i>	9	4	7	6	3	5	1	10	2	8
<i>Ekleme operatöründen sonra</i>	9	1	7	6	5	1	10	3	2	8

Ters çevirme operatörü ise yine önceden belirlenmiř rastgele iki sayıya göre gerçekteřtirilir. Önceden rastgele belirlenmiř iki sayı 3 ve 9 olsun. Bu durumda dizinin 3. elemanı ile 9. elemanı arasındaki dizilim tersine çevrilir. Ters çevirme operatörü ile ilgili örnek Őekil 19’da yer almaktadır.

Őekil 19: Ters çevirme operatörü uygulanmıř rota

<i>Ters çevirme operatöründen önce</i>	9	4	7	6	3	5	1	10	2	8
<i>Ters çevirme operatöründen sonra</i>	9	1	2	10	1	5	3	6	7	8

Dizi manüplasyonları detaylı olarak anlatıldıktan sonra YAKA’nın adımları ile ilgili Őema ařaęıda yer alan Őekil 20’de detaylı olarak gösterilmektedir.

4.1. Parametre Seçimi

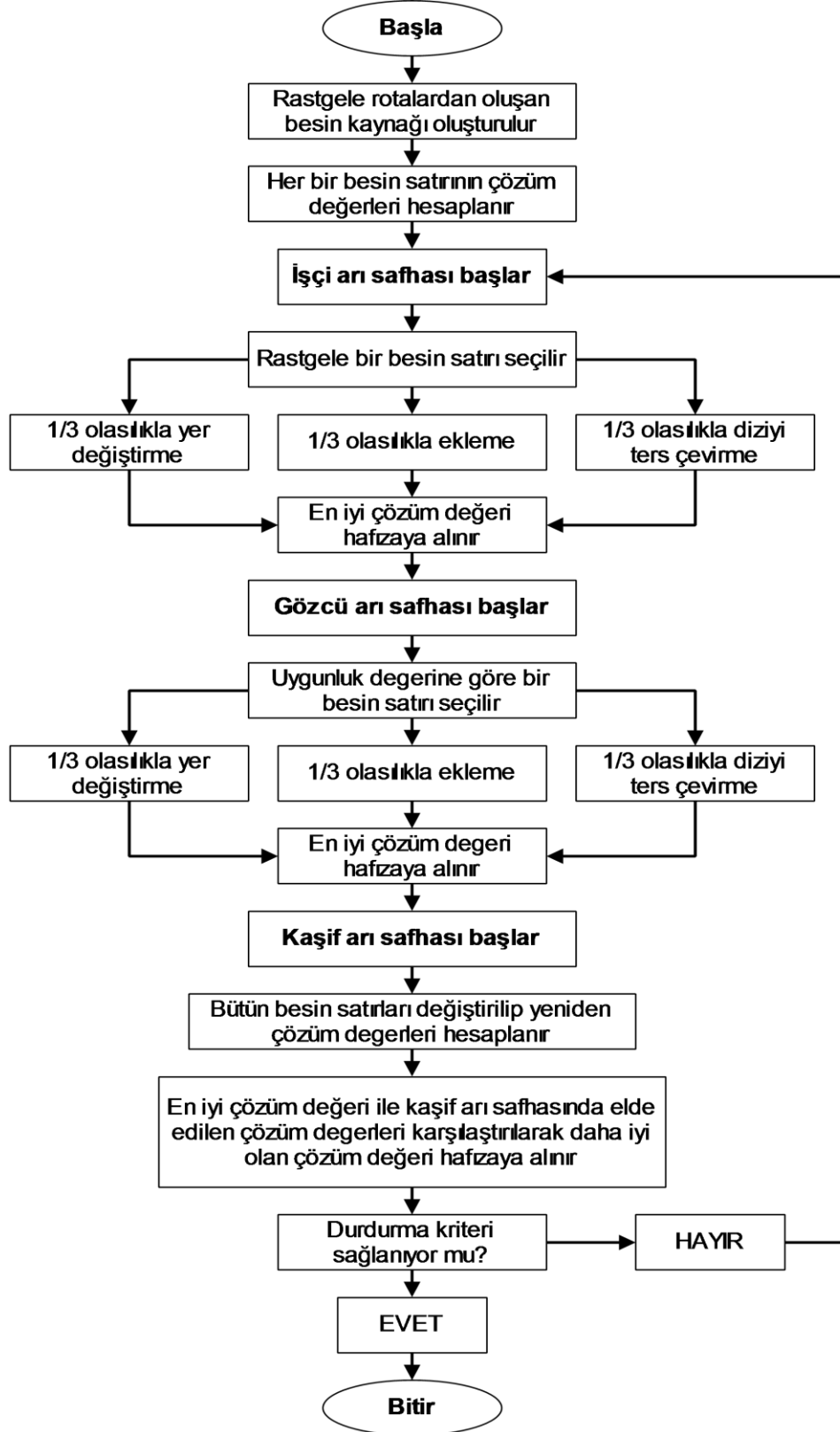
YAKA ile TOPTW'nin uygulanmasında problemlerde kullanılan parametreler için çeşitli denemeler yapılmış olup bu denemeler sonucunda en iyi sına sonucunu veren parametre değerleri tercih edilmiştir. Problemlerde yer alan parametreler şehir sayısı, kamyon sayısı, işçi arı sayısı, gözcü arı sayısı, besin sayısı ve limittir. Şehir sayısı ve kamyon sayısı parametreleri probleme özgü parametreler olup problemlerde yer alan diğer parametreler olan işçi arı sayısı, gözcü arı sayısı, besin sayısı ve limit için denemeler yapılmıştır. Problemin yapısı gereği kullanılan kâşif arı sayısı 1'dir. Aşağıda yer alan tabloda parametreler için denenen değerler ve tercih edilen parametre değerleri yer almaktadır.

Tablo 3: Denenen parametre değerleri ve seçilen değerler

Parametreler	Denenen değerler	Seçilen değer
Besin sayısı	10, 15, 30	15
İşçi arı sayısı	10, 15, 20	15
Gözcü arı sayısı	10, 15, 20	15
Limit	100, 200, 300	100
İterasyon sayısı	1000, 2000, 3000	3000

Yapılan denemelere bağlı kalınarak test problemlerinin sına masında işçi arı sayısı 15, gözcü arı sayısı 15, besin sayısı 15, limit değeri 100 olarak belirlenmiştir. Ayrıca iterasyon sayısı da 3000 olarak belirlenmiştir.

Şekil 20: YAKA şeması



5. SONUÇLAR VE ÖNERİLER

Bu bölümde literatürde yer alan problemler sınanacak ve sınama sonuçları daha önce farklı sezgisel tekniklerle elde edilen sonuçlarla karşılaştırılacaktır. Bu konuyla ilgili gerçek hayat verilerinin bulunmamasından dolayı literatürde yer alan test problemleri kullanılmıştır. 56 adet test problemi YAKA kullanılarak çözülmüştür. Test problemlerinin 29 tanesi Righini ve Salani'nin 2009 yılında yapmış oldukları çalışmada kullandıkları test problemleridir¹⁹⁶. Kalan 27 problem ise Montemanni ve Gambardella'nın 2009 yılında yapmış oldukları çalışmada kullandıkları test problemleridir¹⁹⁷. Bu problemler Solomon'un 1987 yılında yapmış olduğu çalışmada kullandığı test problemlerinden türetilmiştir¹⁹⁸. İlgili test problemleri internetten indirilebilmektedir¹⁹⁹. Kullanılan test problemlerinden Righini ve Salani'ye ait olanlar c_100, r_100 ve rc_100' isimli test problemleridir. Montemanni ve Gambardella'ya ait olanlar ise c_200, r_200 ve rc_200 isimli test problemleridir. Her iki örnek test problemlerinde de 100 şehir bulunmaktadır.

100 şehir ve 10 kamyon kısıtından oluşan bir problemin çözülebilmesi için bütün alternatif rotalardan oluşan çözüm satırlarının oluşturulması ve bu çözüm satırlarının tek tek çözüm değerlerinin hesaplanması gerekir. Bütün rotaların tek tek oluşturulması zor olduğundan dolayı ve TOPTW'nin oldukça zor bir problem olmasından dolayı bu problemlerin çözümünde sezgisel tekniklerden birinin kullanılması yerinde olacaktır. Literatürde yer alan çalışmalar incelendiğinde bu problemlerin çözümünde birçok sezgisel tekniğin kullanıldığı görülmektedir. Bir

¹⁹⁶ Righini G., Salani M., Decremental state space relaxation strategies and initialization heuristics for solving the orienteering problem with time windows with dynamic programming, sy. 1191-1203, 2009

¹⁹⁷ Montemanni R., Gambardella L. M., Ant Colony System for team orienteering problems with time windows, sy. 287-306, 2009

¹⁹⁸ Solomon M. M., Algorithms for the vehicle routing and scheduling problems with time window constraints, sy. 254-265, 1987

¹⁹⁹ Ku Leuven, <http://www.mech.kuleuven.be/en/cib/op>, 2013

kısımlar teknikler bu problemin çözümünde etkili sonuçlar ortaya koymuşken bazı teknikler ise bu problemin çözümünde yetersiz kalmıştır. Örneğin Vansteenwegan ve diğerlerinin 2009 yılında takım oryantirig probleminin çözümü için önermiş oldukları yerel arama TOPTW'nin çözülmesinde yetersiz kalmaktadır²⁰⁰. Literatür incelendiğinde en iyi sonuçların karınca kolonisi yaklaşımı, iteratif yerel arama ve değişken komşu arama yaklaşımlarıyla elde edildiği görülmektedir. İlgili çalışmalardan karınca kolonisi sistemi(ACS-Ant Colony System) Montemanni ve Gambardella'nın 2009 yılında yapmış oldukları çalışma²⁰¹, İteratif yerel arama(ILS-Iterated Local Search) Vansteenwegan ve diğerlerinin 2009 yılında yaptıkları çalışma²⁰², değişken komşu arama(VNS-Variable Neighborhood Search) Tricoire ve diğerlerinin 2010 yılında yaptıkları çalışma sonucunda elde ettikleri görülmektedir²⁰³.

Test problemleri, Matlab programında YAKA kodlanarak saat vurum sıklığı 3.20 Ghz ve 2 Gb iç belleği olan Windows 7 işletim sistemli bilgisayarda çözdürülmüştür. Sınama sonuçları, literatürde yer alan daha önceki çalışmalarda elde edilen sınama sonuçları ile karşılaştırılmıştır. Tablo 4 ve Tablo 5' te *OPT* ile optimum çözüm değeri, *m* ile kamyon sayıları ifade edilmektedir. Righini ve Salani' ye ait olan 29 test probleminde ABC ile elde edilen sonuçlar ILS, VNS, FSA ve SSA teknikleri ile elde edilmiş olan sonuçlarla karşılaştırılmıştır. Montemanni ve Gambardella' ya ait olan 27 test probleminde ise ABC ile elde edilen sonuçlar ILS, FSA ve SSA teknikleri ile elde edilmiş olan sonuçlarla karşılaştırılmıştır. Bu sonuçlar Shih-Wei Lin ve Vincent F. Yu tarafından 2012 yılında yapılmış olan çalışmadan alınmıştır²⁰⁴. ABC ile elde edilen sınama sonuçları bütün problemler için en az 5'er defa

²⁰⁰ Vansteenwegan P., Souffriau W., Van Oudheusden D., The orienteering problem: A survey, sy. 1-10, 2011

²⁰¹ Montemanni R., Gambardella L. M., a.g.e., 2009

²⁰² Vansteenwegan P., Souffriau W., Van Oudheusden D., a.g.e., 2011

²⁰³ Tricoire F., Romauch M., Doerner K. F., Hartl R. F., Heuristic for the multiperiod orienteering problem with multiple time Windows, sy. 351-367, 2010

²⁰⁴ Shih-Wei Lin, Vincent F. Yu, a.g.e., sy. 103, 2012

çalıştırılmış olup elde edilen en iyi sonuçlar tablolarda gösterilmiştir. Sonuçlar Tablo 4 ve Tablo 5’te yer almaktadır.

Tablo 4 ve Tablo 5 incelendiğinde ABC yaklaşımı ile elde edilen sonuçların literatürde yer alan diğer yöntemlerle elde edilmiş olan sonuçlara oldukça yakın oldukları görülmektedir. ABC ile Montemanni ve Gambardalla’ nın test problemlerine göre Righini ve Salani’nin test problemlerinde daha iyi sonuçlar elde edilmiştir. Hatta c204 isimli test probleminde optimum sonuç olan 1810 sonucu elde edilmiştir. Bunun nedeni Montemanni ve Gambardalla’ nın test problemlerinde yer alan zaman pencereleri kısıtının daha geniş aralıklarda yer alması olabilir veya şehirlerden alınan puanların daha yüksek olmasından kaynaklanıyor olabilir. Diğer problemlerde de optimum sonuçlara oldukça yakın sonuçlar elde edilmiştir.

Righini ve Salani’ ye ait olan test probleminde 9 tanesi c_100 isimli, 12 tanesi r_100 isimli ve 8 tanesi ise rc_100 isimli problemlerdir. Bu problemlere ait ortalama sına sonuçları Tablo 6’ da verilmiştir. Bu tabloya göre c_100, r_100 ve rc_100 isimli problemler için literatürde yer alan sonuçların, ortalama sına sonuçları hesaplanmıştır.

c_100 isimli problemler için elde edilen ortalama sına sonuçlarının, ILS yönteminde 1784,4, VNS yönteminde 1809,9, FSA yönteminde 1766,7, SSA yönteminde 1791,1 şeklinde olduğu görülmektedir. ABC yöntemi ile elde edilen sonuçların ortalaması ise 1675,6’dır. Bu noktada en başarılı yöntemin VNS yöntemi olduğunu söylemekle birlikte ABC yöntemi ile elde edilmiş olan sına sonuçları da oldukça iyidir.

Tablo 4: Righini ve Salani' ye ait problemlerin sınama sonuçları ile ABC(YAK)'nin karşılaştırılması

Problem Adı	m	OPT	ILS	VNS	FSA	SSA	ABC
c101	10	1810	1720	1809	1760	1770	1590
c102	10	1810	1790	1810	1800	1810	1680
c103	10	1810	1810	1810	1810	1810	1750
c104	10	1810	1810	1810	1810	1810	1790
c105	10	1810	1770	1810	1720	1780	1610
c106	10	1810	1750	1810	1710	1800	1620
c107	10	1810	1790	1810	1760	1760	1650
c108	10	1810	1810	1810	1750	1770	1660
c109	10	1810	1810	1810	1780	1810	1730
r101	19	1458	1441	1456	1453	1455	1394
r102	17	1458	1450	1451	1452	1458	1425
r103	13	1458	1450	1453	1450	1455	1364
r104	9	1458	1402	1444	1426	1442	1398
r105	14	1458	1435	1450	1455	1458	1363
r106	12	1458	1441	1452	1451	1458	1351
r107	10	1458	1431	1450	1433	1452	1316
r108	9	1458	1430	1453	1432	1447	1350
r109	11	1458	1432	1448	1432	1453	1307
r110	10	1458	1419	1451	1441	1454	1307
r111	10	1458	1410	1449	1440	1444	1347
r112	9	1458	1418	1452	1416	1446	1345
rc101	14	1724	1686	1705	1703	1712	1567
rc102	12	1724	1659	1696	1683	1718	1554
rc103	11	1724	1689	1716	1700	1724	1576
rc104	10	1724	1719	1723	1707	1719	1552
rc105	13	1724	1691	1698	1698	1716	1596
rc106	11	1724	1665	1695	1687	1714	1522
rc107	11	1724	1701	1721	1709	1722	1576
rc108	10	1724	1698	1722	1712	1719	1591

Tablo 5: Montemanni ve Gambardella' ya ait problemlerin sınav sonuçları ile ABC(YAK)'nin karşılaştırılması

Problem Adı	m	OPT	ILS	FSA	SSA	ABC
c201	4	1810	1810	1810	1810	1720
c202	4	1810	1810	1810	1810	1750
c203	4	1810	1810	1810	1810	1790
c204	4	1810	1810	1810	1810	1810
c205	4	1810	1810	1810	1810	1730
c206	4	1810	1810	1810	1810	1770
c207	4	1810	1810	1810	1810	1750
c208	4	1810	1810	1810	1810	1790
r201	4	1458	1458	1458	1458	1366
r202	3	1458	1443	1455	1458	1360
r203	3	1458	1458	1458	1458	1402
r204	2	1458	1440	1428	1447	1299
r205	3	1458	1458	1458	1458	1378
r206	3	1458	1458	1458	1458	1420
r207	2	1458	1428	1413	1452	1290
r208	2	1458	1458	1455	1457	1310
r209	3	1458	1458	1458	1458	1415
r210	3	1458	1458	1458	1458	1403
r211	2	1458	1422	1416	1451	1302
rc201	4	1724	1724	1724	1724	1578
rc202	3	1724	1686	1690	1714	1527
rc203	3	1724	1724	1724	1724	1557
rc204	3	1724	1724	1724	1724	1651
rc205	4	1724	1724	1724	1724	1601
rc206	3	1724	1708	1719	1724	1518
rc207	3	1724	1713	1722	1724	1547
rc208	3	1724	1724	1724	1724	1599

r_100 isimli problemler için elde edilen ortalama sınaama sonuçlarının, ILS yönteminde 1429,9, VNS yönteminde 1450,7, FSA yönteminde 1440,1, SSA yönteminde 1451,8 şeklinde olduğu görülmektedir. ABC yöntemi ile elde edilen sonuçların ortalaması ise 1355,8'dir. Bu noktada en başarılı yöntemin SSA yöntemi olduğunu söylemekle birlikte ABC yöntemi ile elde edilmiş olan sınaama sonuçlarının da iyi olduğu söylenebilir.

rc_100 isimli problemler için elde edilen ortalama sınaama sonuçlarının, ILS yönteminde 1688,5, VNS yönteminde 1709,4, FSA yönteminde 1699,9, SSA yönteminde 1718,0 şeklinde olduğu görülmektedir. ABC yöntemi ile elde edilen sonuçların ortalaması ise 1566,8'dir. Bu noktada en başarılı yöntemin SSA yöntemi olduğunu söylemekle birlikte ABC yöntemi ile elde edilmiş olan sınaama sonuçlarının da iyi olduğu söylenebilir.

Tablo 6: Righini ve Salani' ye ait olan problemlerin ortalama sınaama sonuçları

Problem	OPT	ILS	VNS	FSA	SSA	ABC
c_100	1810,0	1784,4	1809,9	1766,7	1791,1	1675,6
r_100	1458,0	1429,9	1450,7	1440,1	1451,8	1355,8
rc_100	1724,0	1688,5	1709,4	1699,9	1718,0	1566,8

Montemanni ve Gamberdalla'ya ait olan test probleminden 8 tanesi c_200 isimli, 11 tanesi r_200 isimli ve 8 tanesi ise rc_200 isimli problemlerdir. Bu problemlere ait ortalama sınaama sonuçları Tablo 7' de verilmiştir. Bu tabloya göre c_200, r_200 ve rc_200 isimli problemler için literatürde yer alan sonuçların, ortalama sınaama sonuçları hesaplanmıştır.

c_200 isimli problemler için elde edilen ortalama sınaama sonuçlarının, ILS, FSA ve SSA yönteminde 1810,0 şeklinde olduğu görülmektedir. ABC yöntemi ile elde edilen sonuçların ortalaması ise 1763,8'dir. Bu noktada üç yönteminde optimum sonuca ulaştığını söylemekle birlikte ABC yöntemi ile elde edilmiş olan sınaama sonuçlarının oldukça iyi olduğu fakat diğer üç yöntemeye göre yetersiz kaldığı görülmektedir.

r_200 isimli problemler için elde edilen ortalama sınaama sonuçlarının, ILS yönteminde 1449,0, FSA yönteminde 1446,8, SSA yönteminde 1455,7 şeklinde olduğu görülmektedir. ABC yöntemi ile elde edilen sonuçların ortalaması ise 1358,6'dır. Bu noktada en başarılı yöntemin SSA yöntemi olduğunu söylemekle birlikte ABC yöntemi ile elde edilmiş olan sınaama sonuçları da oldukça iyidir.

rc_200 isimli problemler için elde edilen ortalama sınaama sonuçlarının, ILS yönteminde 1715,9, FSA yönteminde 1718,9, SSA yönteminde 1722,8 şeklinde olduğu görülmektedir. ABC yöntemi ile elde edilen sonuçların ortalaması ise 1572,3'tür. Bu noktada en başarılı yöntemin yine SSA yöntemi olduğunu söylemekle birlikte ABC yöntemi ile elde edilmiş olan sınaama sonuçlarının da iyi olduğu söylenebilir.

Tablo 7: Montemanni ve Gamberdella'ya ait olan problemlerin ortalama sınaama sonuçları

Problem	OPT	ILS	FSA	SSA	ABC
c_200	1810,0	1810,0	1810,0	1810,0	1763,8
r_200	1458,0	1449,0	1446,8	1455,7	1358,6
rc_200	1724,0	1715,9	1718,9	1722,8	1572,3

YAKA, çözüm uzayının araştırılmasında etkili iken çözüm satırlarının işlenmesinde yetersiz kalmaktadır. Elde edilen sonuçların düşük çıkması da bu durumu doğrular niteliktedir. Başlangıç rotaları oluşturulurken, rastgele değerlerden oluşan rotaların belirlendiği daha önceki kısımlarda söylenmişti. Yan yana iki ya da daha fazla sayıda depoya dönüş rotasının olmasının başlangıç çözüm değerlerinin oldukça düşük çıkmasına neden olduğu söylenebilir. Çözüm uzayında arama yapılırken optimum çözüme uzak bir noktadan aramaya başlamakla göreceli olarak daha yakın bir noktadan arama yapmaya başlamak iterasyon sayısının belirlenmesinde etkilidir. Optimum çözüme yakın bir noktadan aramaya başlandığı durumda iterasyon sayısının çok büyük olmasına gerek olmayacaktır aksi durumda optimum çözüme ulaşabilmek için iterasyon sayısı arttırılmalıdır. Daha başlangıç aşamasında bu

duruma engel olacak şekilde kodların yazılmasının daha uygun olacağı düşünülmektedir.

İşçi arı safhasında rastgele bir besin satırı seçildikten sonra olasılıksal bir değere bağlı kalınarak dizi manüplasyonlarından birisini yapmak yerine sıra ile bütün dizi manüplasyonları arka arkaya gerçekleştirilebilir. Aynı şekilde gözcü arı safhasında uygunluk değerine göre bir besin satırı seçildikten sonra olasılıksal bir değere bağlı kalınarak dizi manüplasyonlarından birisini yapmak yerine yine sıra ile bütün dizi manüplasyonları arka arkaya gerçekleştirilebilir. Böyle bir yöntem izlenmesi durumunda sonuçların elde edilme süresi uzamakla birlikte çok daha az iterasyonla etkili sonuçlar elde edilebilmektedir. Ayrıca bütün safhalar tamamlandıktan sonra yerel aramaların yapılmasının sonuçların değerlerini daha da iyileştireceği düşünülmektedir. Yine aynı şekilde bu aşamada yerel aramaların yapılmasının problem çözme süresinin artmasına neden olacağı söylenebilir. Büyük boyutlu problemlerde bu süreler doğrusal olmayan bir şekilde artış göstermekle birlikte küçük boyutlu problemlerde böyle bir sorun söz konusu değildir. Bu nedenle büyük boyutlu problemler için paralel işlem yapabilen YAKA'nın kullanılması problem çözme süresi bakımından önem teşkil edecektir.

KAYNAKÇA

Aarts E., Lenstra J. K., Local Search In Combinatorial Optimization, John Wiley & Sons Ltd, Sayfa 116, 1997

Abro A. G., Mohamad-Saleh J., Enhanced Global-Best Artificial Bee Colony Optimization Algorithm, 2012 Sixth UKSim/AMSS European Symposium on Computer Modeling and Simulation (EMS), Sayfa 95-100, 2012

Abro A. G., ve Mohamad-Saleh J., An Enhanced Artificial Bee Colony Optimization Algorithm, Recent Advances in Systems Science and Mathematical Modelling, Sayfa 222-227, 2012

Aderhold A., Diwold K., Scheidler A., Middendorf M., Artificial bee colony optimization: a new selection scheme and its performance, Nature Inspired Cooperative Strategies for Optimization, Studies in computational intelligence, Volume 284, Springer, Berlin, Sayfa 283–294, 2010

Akay B., Aydogan E., Karacan L., 2-opt based artificial bee colony algorithm for solving traveling salesman problem, Information Technology & Computer Science, Volume 1, Sayfa 666-672, 2012

Akay B., Nümerik Optimizasyon Problemlerinde Yapay Arı Kolonisi Algoritmasının Performans Analizi, Doktora Tezi, Sayfa 25, Kayseri, 2009

Akay B., Karaboga D., A modified artificial bee colony algorithm for real-parameter optimization, Information Sciences, Swarm Intelligence and Its Applications, Volume 192, Sayfa 120-142, 2012

Akay B., Karaboğa D., Solving integer programming problems by using artificial bee colony algorithm, University Modena Reggio Emilia, Lecture notes in artificial intelligence, Volume 5883, Sayfa 355-364, 2009

Akay B., Karaboğa D., Parameter tuning for the artificial bee colony algorithm, Volume 5796, Sayfa 608–619, 2009

Akyol S., Alataş B., Güncel Sürü Zekâsı Optimizasyon Algoritmaları, Nevşehir Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitü Dergisi, Sayfa 36, 2012

Aladag Cagdas Hakan, Köksoy Onur, A tabu search meta-heuristic approach to the dual response systems problem, Expert Systems with Applications 38, Sayfa: 15371, 2011

Alatas B., Chaotic bee colony algorithms for global numerical optimization, Expert Systems with Applications, Volume 37, Issue 8, Sayfa 5682–5687, 2010

Alzaqebah M., Abdullah S., Hybrid artificial bee colony search algorithm based on disruptive selection for examination timetabling problems, Lecture Notes in Computer Science, Volume 6831, Sayfa 31–45, Springer, Berlin, 2011

Ayan K., Kılıç U., Solution of multi-objective optimal power flow with chaotic artificial bee colony algorithm, International Review of Electrical Engineering, 6(3), Sayfa 1365–1371, 2011

Aratsu Y., Mizuno K., Sasaki H., Nishihara S., Artificial Bee Colony for Constraint Satisfaction Problems, Sayfa 2283-2286, 2012

Atashkari K., NarimanZadeh N., Ghavimi A. R., Mahmoodabadi M. J., Aghaienezhad F., Multi-objective optimization of power and heating system based

on artificial bee colony, International Symposium on Innovations in Intelligent Systems and Applications, Sayfa 64–68, 2011

Banharnsakun A., Achalakul T., Sirinaovakul B., Artificial bee colony algorithm on distributed environments, Second World Congress on Nature and Biologically Inspired Computing, Sayfa 13–18, 2010

Balasubramani K., Marcus K., Artificial Bee Colony Algorithm to improve brain MR Image Segmentation, Sayfa 31-37, 2012

Baijal A., Chauhan V. S., Jayabarathi T., Application of pso, artificial bee colony and bacterial foraging optimization algorithms to economic load dispatch : An analysis, International Journal of Computer Science Issues, Volume 8, Issue 4, Sayfa 467–470, 2011

Bao L., Zeng J. C., Comparison and analysis of the selection mechanism in the artificial bee colony algorithm, International Conference on Hybrid Intelligence Systems, Volume 1, Sayfa 411–416, 2009

Basturk B., Karaboga D., An artificial bee colony (abc) algorithm for numeric function optimization. In: IEEE swarm intelligence symposium Indianapolis, IN, USA, Sayfa 49-53, 2006

Baijal A., Chauhan S. V., Jayabarathi T., Application of PSO, Artificial Bee Colony and Bacterial Foraging Optimization algorithms to economic load dispatch: An analysis, IJCSI International Journal of Computer Science Issues, Volume 8, Issue 4, No 1, Sayfa 468, 2011

Baykal Ramazan, Yüksek Mühendislik Çizimleri ve Yüksek Matematik Hesaplamaları, Örneklerle Matlab, Murathan Yayınevi, Sayfa 16, 2010

Bin W., Qian C. H., Differential artificial bee colony algorithm for global numerical optimization, Sayfa 841–848, 2011

Biswas S., Chatterjee A., Goswami S. K., An artificial bee colony-least square algorithm for solving harmonic estimation problems, Applied Soft Computing, Sayfa 2343-2355, 2012

Blum Christian, Roli Andrea, Metaheuristics in Combinatorial Optimization: Overview and Conceptual Comparison, ACM Computing Surveys, Volume 35, Issue 3, Sayfa 268-308, 2003

Brajevic I., Tuba M., Subotic M., Improved artificial bee colony algorithm for constrained problems, 11th WSEAS international conference on neural networks, evolutionary computing and Fuzzy systems, Sayfa 185–190, 2010

Chao Ming , Golden Bruce L., Wasil Edward A., The team orienteering problem, European Journal of Operational Research 88, Sayfa 464, 1996

Chen L., Ming Q. X., Yu H., Liang L. Z., Artificial Bee Colony Algorithm for the Parallel Test Tasks Scheduling, Manufacturing Engineering and Automation II, Sayfa 2478-2481, 2012

Chiong Raymond, Studies in Computational Intelligence, Nature Inspired Algorithms for Optimisation, Sayfa 2-3, Volume 193, 2009

Colin R. Reeves, Jonathan E. Rowe, Genetic Algorithms: Principles and Perspectives A Guide to GA Theory, Kluwer Academic Publishers, Sayfa 25, 2003

Coloni Alberto, Doriga Marco, Maniezzo Vittorio, Distributed Optimization by Ant Colonies, Appeared in Proceedings of ecal91 European Conference on Artificial Life, Elsevier, Sayfa 134-142, 1991

Cura Tunçhan, Modern Sezgisel Teknikler ve Uygulamaları, Papatya Yayıncılık, 2008

Czapiński Michał, An effective Parallel Multistart Tabu Search for Quadratic Assignment Problem on CUDA platform, J. Parallel Distrib. Comput., sayfa 1, 2012

Çelik M., Karaboga D., Köylü F., Artificial bee colony data miner (abc-miner), International Symposium on Innovations in Intelligent Systems and Applications, Sayfa 96–100, 2011

Çobanlı S., Öztürk A., Güvenç U., Tosun S., Active power loss minimization in electric power systems through artificial bee colony algorithm, International Review of Electrical Engineering, Sayfa 2217–2223, 2010

Deb S., Goswami A. K., Congestion management by generator rescheduling using Artificial Bee Colony optimization Technique, 2012 Annual IEEE India Conference, Sayfa 909-914, 2012

Değertekin S., Ö. Ülker, M. Hayalioğlu, M., S., Uzay Çelik Çerçevelerin Tabu Arama ve Genetik Algoritma Yöntemleriyle Optimum Tasarımı, İMO Teknik Dergi, Yazı 259, Sayfa 39187-3934, 2006

Dehaghani M. A., Soltani M., Ahmadi S. M., Panah P. G., Application of Artificial Bee Colony Algorithm for Optimal Overcurrent Relay Coordination for Power System Including DGs, Life Science Journal, Volume 9, Issue 4, Sayfa 5135-5142, 2012

Diwold K., Aderhold A., Scheidler A., Middendorf M., Performance evaluation of artificial bee colony optimization and new selection scheme, Memetic Computing, Volume 3, Issue 3, Sayfa 149–162, 2011

Dongli Z., Xinping G., Yinggan T., Yong T., Modified artificial bee colony algorithms for numerical optimization, 3rd International Workshop on Intelligent Systems and Applications, Sayfa 1–4, 2011

Dorigo, Marco, Ottimizzazione, apprendimento automatico, ed algoritmi basati su metafora naturale (Optimization, Learning and Natural Algorithms), Politecnico di Milano Üniversitesi, Doktora Tezi, İtalya, 1992

Duan H. B., Xu C. F., Xing Z. H., A hybrid artificial bee colony optimization and quantum evolutionary algorithm for continuous optimization problems, International Journal of Neural Systems, Volume 20, No. 1, Sayfa 39–50, 2010

Duan H., Xing Z., Xu C., An improved quantum evolutionary algorithm based on artificial bee colony optimization, Advances in Intelligent and Soft Computing, Volume 116, Sayfa 269–278, 2009

E. Aarst, J. Korst, Simulated Annealing and Boltzmann Machines A Stochastic Approach to Combinatorial Optimization and Neural Computers, John Wiley and Sons, New York, 1989

El-Abd M., A cooperative approach to the artificial bee colony algorithm, IEEE congress on evolutionary computation, Sayfa 1–5, 2010

El-Abd M., A hybrid abc-spso algorithm for continuous function optimization, IEEE Symposium on Swarm Intelligence, Sayfa 1–6, 2011

Engin Orhan, Fıđlalı Alpaslan, Akıř Tipi Çizelgeleme Problemlerinin Genetik Algoritma Yardımı İle Çözümünde Uygun Çaprazlama Operatörünün Kullanılması, Dođuř Üniversitesi Dergisi, 2002/6, 27-35, Sayfa 30, 2002

Garro B. A., Sossa H., Vazquez R. A., Artificial neural network synthesis by means of artificial bee colony algorithm, IEEE Congress on Evolutionary Computation, Sayfa 331–338, 2011

Gao W. F., Liu S. Y., A modified artificial bee colony algorithm, Computers & Operations Research, Volume 39, Issue 3, Sayfa 687–697, 2012

Glover F., Manuel L., Tabu Search, Kluwer Academic Publishers, Sayfa 382, Londra, 1997

Goss S., Aron S., Deneubourg J.L. and J.M. Pasteels Self-organized shortcuts in the Argentine ant., Naturwissenschaften 76, Sayfa 579-581, 1989

Guanlong D., Zhenhao X., Xingsheng G., A Discrete Artificial Bee Colony Algorithm for Minimizing the Total Flow Time in the Blocking Flow Shop Scheduling, Chinese Journal of Chemical Engineering, Volume 20, Issue 6, Sayfa 1067-1073, 2012

Güney K., Karaboğa D., Akdağlı A., Eşit Aralıklı Olmayan Doğrusal Anten Dizilerinde Demet Şekillendirme Sentezi için Karınca Koloni Optimizasyon Algoritması ile Performans İyileştirme, URSI (Union Radio Science International)-Türkiye'2002 Birinci Ulusal Kongresi, İstanbul Teknik Üniversitesi, İstanbul, Sayfa 64, 2002

Hetmaniok E., Slota D., Zielonka A., Solution of the inverse heat conduction problem by using the abc algorithm, Rough Sets and Current Trends in Computing, Lecture Notes in Artificial Intelligence, Volume 6086, Sayfa 659–668, 2010

Ho S. L., Yang S., An artificial bee colony algorithm for inverse problems, International Journal of Applied Electromagnetics and Mechanics, Volume 31, Number 3, sy. 181–192, 2009

Hong W. C., Electric load forecasting by seasonal recurrent svr (support vector regression) with chaotic artificial bee colony algorithm, *Energy*, Volume 36, Issue 9, Sayfa 5568–5578, 2011

Hsieh T. J., Hsiao H. F., Yeh W. C., Forecasting stock markets using wavelet transforms and recurrent neural networks, *Applied Soft Computing*, Volume 11, Issue 2, Sayfa 2510–2525, 2011

Huanzhe Li, Kunqi Liu, Xia Li, A comparative study of artificial bee colony, bees algorithms and differential evolution on numerical benchmark, *Computational Intelligence and Intelligent Systems, Communications in Computer and Information Science*, Volume 107, Sayfa 198–207, 2010

Ingber Lester, Petraglia Antonio, Stochastic Global Optimization and Its Applications with Fuzzy Adaptive Simulated Annealing, *Intelligent Systems Reference Library*, Volume 35, Sayfa 27, 2011

Jahjough M. M., Arafa M. H., Alqedra M. A., Artificial Bee Colony (ABC) algorithm in the design optimization of RC continuous beams, *Struct Multidisc Optim*, Volume 47, Sayfa 963-979, 2012

Jarboui, B., Cheikh, M., Siarry, P., Rebai, A., Combinatorial Particle Swarm Optimization for Partitional Clustering Problem, *Applied Mathematics and Computation*, Sayfa 340, 2007

Karaboğa, D., An idea based on honey bee swarm for numerical optimization, Technical report Computer Engineering Department, Engineering Faculty, Erciyes University, Sayfa 1-10, 2005

Karaboğa D., A powerful and efficient algorithm for numerical function optimization artificial bee colony (abc) algorithm, *J Glob Optim* 39, Sayfa 459-471, 2007

Karaboğa D., Akay B., Artificial bee colony harmony search and bees algorithms on numerical optimization, *Innovative Production Machines and Systems Virtual Conference*, Cardiff UK, Sayfa 1-6, 2009

Karaboğa D., Akay B., A survey: algorithms simulating bee swarm intelligence, *Sayfa* 63, 2009

Karaboğa D., Akay B., Öztürk C., Artificial bee colony optimization algorithm for training feed-forward neural networks, *Lecture Notes in Artificial Intelligence*, Volume 4617, Sayfa 318–329, 2007

Karaboğa D., Akay B., Artificial bee colony algorithm on training artificial neural networks, *IEEE 15th Signal Processing and Communications Applications*, Sayfa 818–821, 2007

Karaboğa D., Baştürk B., Artificial bee colony optimization algorithm for solving constrained optimization problems, *Proceedings of the 12th International Fuzzy Systems Association World Congress on Foundations of Fuzzy Logic and Soft computing*, Springer, Berlin, Sayfa 789–798, 2007

Karaboğa D., Baştürk B., On the Performance of Artificial Bee Colony Algorithm, *Applied Soft Computing* 8, Sayfa 687–697, 2008

Karaboğa D., Görkemli B., Öztürk C., Karaboğa N., A comprehensive survey: artificial bee colony (ABC) algorithm and applications, *Artificial Intelligence Review*, Sayfa 1, 2012

Karaboğa D., Gorkemli B., A combinatorial artificial bee colony algorithm for traveling salesmanproblem, International Symposium on Innovations in Intelligent Systems and Applications, Sayfa 50–53, 2011

Karaboğa D., Yapay Zeka Optimizasyon Algoritmaları, Nobel Yayın Dağıtım, Genişletilmiş 2. Basım, 2011

Karaboğa D., Öztürk C., Neural networks training by artificial bee colony algorithm on pattern classification, Sayfa 279–292, 2009

Karaboğa D., Öztürk C., Fuzzy clustering with artificial bee colony algorithm, Scientific Research and Essays, Volume 5, Issue 14, sy. 1899–1902, 2010

Karaboğa D., Yapay Zekâ Optimizasyon Algoritmaları, Nobel Yayın Dağıtım, Genişletilmiş 2. Basım, Sayfa 205, 2011

Kashan M. H., Nahavandi N., Kashan A. H., Disabc: A new artificial bee colony algorithm for binary optimization, Applied Soft Computing, Volume 12, Issue 1, Sayfa 342-352, 2011

Kennedy J. , Eberhart R. C., Particle swarm optimization, in Proc. of the IEEE International Conference on Neural Networks, Piscataway, NJ, Sayfa 1942–1948, 1995

Kirkpatrick S., C. D. Gelatt Jr., M.P. Vecchi, Optimization by Simulated Annealing, Science, 220, 4598, Sayfa 671-680, 1983

Khoo, K. G., Suganthan, P. N., Evaluation of genetic operators and solution representations for shape recognition by genetic algorithms, Pattern Recognition Letters, 23,Sayfa 1592, 2002

Kumbhar P. Y., Krishnan S., Use of artificial bee colony algorithm in artificial neural network synthesis, *International Journal of Advanced Engineering Sciences and Technologies*, Volume 11, Issue 1, Sayfa 162–171, 2011

Kurban T., Beşdok E., A comparison of rbf neural network training algorithms for inertial sensor based terrain classification, *Volume 9, Issue 8, Sayfa 6312–6329*, 2009

Lee W. P., Cai W. T., A novel artificial bee colony algorithm with diversity strategy, *Seventh International Conference on Natural Computation*, Volume 3, Sayfa 1441–1444, 2011

Lei X., Huang X., Zhang A., Improved artificial bee colony algorithm and its application in data clustering, *Fifth International Conference on Bio-inspired Computing: Theories and Applications*, Sayfa 514–521, 2010

Li C., Chan F., Complex fuzzy adaptive image restoration an artificial bee colony based learning approach, *Lecture Notes in Computer Science*, Volume 6592, Sayfa 90–99, Springer, Berlin, 2011

Li Jin, Research on Team Orienteering Problem with Dynamic Travel Times, *Journal of Software*, Volume 7, No. 2, Sayfa 249, 2012

Li W.H., Li W.J., Yang Y., Liao H.Q., Li J.L., Zheng X.P., Artificial bee colony algorithm for traveling salesman problem, Sayfa 2191–2196, 2011

Li B., Jian-chao Z., A bi-group differential artificial bee colony algorithm, *Control Theory & Applications*, Volume 28, Issue 2, Sayfa 266–272, 2011

Li X., Hybrid differential evolution with artificial bee colony and its application for design of a reconfigurable antenna array with discrete phase shifters, *Microwaves, Antennas & Propag*, Volume 6, Issue 14, Sayfa 1573-1582, 2012

Liu Z., Hu Y. A., Quantum Artificial Bee Colony Algorithm for Knapsack Problem, *Advanced Designs and Researches for Manufacturing*, Sayfa 1722-1728, 2012

Liu X., Cai Z., Artificial bee colony programming made faster, *Fifth International Conference on Natural Computation*, Volume 4, Sayfa 154–158, 2009

Luo R., Pan T. S., Tsai P. W., Pan J. S., Parallelized artificial bee colony with ripple-communication strategy, *Fourth International Conference on Genetic and Evolutionary Computing*, Sayfa 350–353, 2010

Luo Y., Che X., Chen Z., Optimization for PID Control Parameters on Hydraulic Servo Control System Based on Artificial Bee Colony Optimization Algorithm, *Information Engineering Letters*, Volume 2, Number 1, Sayfa 43-47, 2012

Mandal S. K., Chan F. T. S., Tiwari M. K., Leak detection of pipeline: An integrated approach of rough set theory and artificial bee colony trained svm, *Expert Systems with Applications*, Volume 39, Issue 3, Sayfa 3071-3080, 2012

Mansouri P., Asady B., Gupta N., An approximation algorithm for fuzzy polynomial interpolation with ArtificialBee Colony algorithm, *Applied Soft Computing*, Sayfa 1997-2002, 2012

Marinakis Y., Marinaki M., Matsatsinis N., A hybrid discrete artificial bee colony grasp algorithm for clustering, *International Conference on Computers and Industrial Engineering*, Sayfa 548–553, 2009

Marinakı Y., Marinaki M., Dounias G., Honey bees mating optimization algorithm for the Euclidean traveling salesman problem, *Information Sciences*, Volume 181, Sayfa 4684–4698, 2011

Mala D. J., Kamalapriya M., Shobana R., Mohan V., A non-pheromone based intelligent swarm optimization technique in software test suite optimization Sayfa 188–192, 2009

Metropolis Nicholas, Rosenbluth Arianna, Teller Edward, Equation of State Calculations by Fast Computing Machines, *Journal of Chemical Physics*, Volume 21, Issue 6, Sayfa 1087-1092, 1953

Mezura Montes E., Damian Araoz M., Cetina Domingez O., Smart flight and dynamic tolerances in the artificial bee colony for constrained optimization, *IEEE Congress on Evolutionary Computation*, Sayfa 1–8, 2010

Minhat A. R., Transmission line loss and load allocation via Artificial Bee Colony algorithm, *International Conference on Power and Energy*, Sayfa 233-238, 2012

Mini S., Udgata S. K., Sabat S. L., Sensor deployment in 3-d terrain using artificial bee colony algorithm, *Swarm, Evolutionary, and Memetic Computing, Lecture Notes in Computer Science*, Volume 6466, Sayfa 424–431, 2010

Montemanni R., Gambardella L. M., Ant Colony System for team orienteering problems with time windows, *Foundations of Computing and Decision Sciences* 34(4), Sayfa 287-306, 2009

Nabiyev Vasıf Vagifođlu, *Yapay Zekâ İnsan – Bilgisayar Etkileşimi*, 3. Baskı, Seçkin Yayınevi, Sayfa 25, 2010

Narasimhan H., Parallel artificial bee colony (pabc) algorithm, World Congress on Nature & Biologically Inspired Computing, Sayfa 306–311, 2009

Omkar S. N., Naik G. N., Patil K., Mudigere M., Vector evaluated and objective switching approaches of artificial bee colony algorithm (abc) for multi-objective design optimization of composite plate structures, International Journal of Applied Metaheuristic Computing, Sayfa 1–26, 2011

Omkar S. N., Senthilnath J., Artificial bee colony for classification of acoustic emission signal source, Sayfa 129–143, 2009

Ökdem S., Karaboğa D., Ozturk C., An application of wireless sensor network routing based on artificial bee colony algorithm, IEEE Congress on Evolutionary Computation, Sayfa 326–330, 2011

Önder Emrah, Araç Rotalama Problemlerinin Parçacık Sürü ve Genetik Algoritma ile Optimizasyonu, Doktora Tezi, Sayfa 117, 2011

Öner A., Özcan S., Dengi D., Optimization of university course scheduling problem with a hybrid artificial bee colony algorithm, IEEE Congress on Evolutionary Computation, Sayfa 339–346, 2011

Özsağlam Mehmet Yasin, Parçacık Sürü Optimizasyonu Algoritmasının Gezgin Satıcı Problemine Uygulanması ve Performansının İncelenmesi, Sayfa 1, Konya, 2009

Öztürk C., Karaboğa D., Görkemli B., Probabilistic dynamic deployment of wireless sensor networks by artificial bee colony algorithm, Sayfa 6056–6065, 2011

Özyön S., Yaşar C., Özcan G., Temurtaş H., An artificial bee colony algorithm approach to environmental economic power dispatch problems, National Electrical-Electronics and Computer Symposium, Sayfa 222–228, 2011

Panchumarthi A., Singh A., An artificial bee colony algorithm based approach to the constrained p-center problem, 2012 2nd IEEE International Conference on Parallel Distributed and Grid Computing (PDGC), Sayfa 701-705, 2012

Pansuwan P., Rukwong N., Pongcharoen P., Identifying optimum artificial bee colony (abc) algorithm's parameters for scheduling the manufacture and assembly of complex products, Second International Conference on Computer and Network Technology, Sayfa 339–343, 2010

Pulikanti S., Singh A., An artificial bee colony algorithm for the quadratic knapsack problem, Neural Information Processing, Lecture Notes in Computer Science, Volume 5864, Sayfa 196-205, 2009

Quan H., Shi X., On the analysis of performance of the improved artificial-bee-colony algorithm, Fourth International Conference on Natural Computation, Volume 7, Sayfa 654–658, 2008

Rajasekhar A., Pant M., Abraham A., A hybrid differential artificial bee algorithm based tuning of fractional order controller for pmsm drive, Third World Congress on Nature and Biologically Inspired Computing, Sayfa 1–6, 2011

Rao R. S., Narasimham S. V. L., Ramalingaraju M. Optimization of distribution network configuration for loss reduction using artificial bee colony algorithm, International Journal of Electrical Power & Energy Systems, Sayfa 644-650, 2008

Rao R. V., Pawar P. J., Parameter optimization of a multi-pass milling process using non-traditional optimization algorithms, *Journal Applied Soft Computing*, Volume 10, Issue 2, Sayfa 445–456, 2010

Raziuddin S., Sattar S. A., Lakshmi R., Parvez M., Differential artificial bee colony for dynamic environment, *Communications in Computer and Information Science*, Volume 131, Springer, Berlin, Sayfa 59–69, 2011

Ravi V., Duraiswamy K., A novel power system stabilization using artificial bee colony optimization, *European Journal of Scientific Research*, Volume 62 Issue 4, Sayfa 506–517, 2011

Reeves Colin R., *Modern Heuristic Techniques for Combinatorial Problems*, McGraw-Hill, London, 1995

Righini G., Salani M. Incremental State Space Relaxation Strategies and Initialization Heuristics For Solving The Orienteering Problem with Time Windows with Dynamic Programming, *Computers And Operation Research* 36(4), Sayfa 1191-1203, 2009

Roy A., Region selection in handwritten character recognition using Artificial Bee Colony Optimization, *Third International Conference on Emerging Applications of Information Technology*, Sayfa 183-186, 2012

Rubio L. A., Vega R., Miguel A., Gómez P. J., Sánchez P. J., Tackling the static rwa problem by using a multiobjective artificial bee colony algorithm, *Lecture Notes in Computer Science*, Volume 6692, Springer, Berlin, Sayfa 364–371, 2011

Saeid F., Saeid F. G., Automatic Circle Detection in Digital Images using Artificial Bee Colony Algorithm, *International Conference on Advances in Computer and Electrical Engineering*, Sayfa 17-18, 2012

Sharma T. K., Pant M., Differential operators embedded artificial bee colony algorithm, Sayfa 1–14, 2011

Shi X., Li Y., Li H., Guan R., Wang L., Liang Y., An integrated algorithm based on artificial bee colony and particle swarm optimization, Sixth International Conference on Natural Computation, Sayfa 2586–2590, 2010

Shi Y. J., Qu F. Z., Chen W., Li B., An artificial bee colony with random key for resource-constrained project scheduling, Life System Modeling and Intelligent Computing, Lecture Notes in Computer Science, Volume 6329, Sayfa 148–157, Springer, Berlin, 2010

Shih-Wei Lin, Vincent F. Yu, A Simulated Annealing Heuristic for The Team Orienteering Problem with Time Windows, Production, Manufacturing And Logistic, European Journal of Operational Research (217), Sayfa 94, 2012

Shokouhifar M., Sabet S., A hybrid approach for effective feature selection using neural networks and artificial bee colony optimization, Third International Conference on Machine Vision, Sayfa 502–506, 2010

Snyman Jan A., Practical Mathematical Optimization,, An Introduction to Basic Optimization Theory and Classical and New Gradient-Based Algorithms, Sayfa 2, 2005

Solomon M. M., Algorithms for The Vehicle Routing and Scheduling Problems With Time Windows Constraints, Operation Research 35(2), Sayfa 254-265, 1987

Sooda K., Optimal path selection in graded network using Artificial Bee Colony algorithm with agent enabled information, 12th International Conference on Hybrid Intelligent Systems, Sayfa 330-335, 2012

Sönmez Mustafa, Discrete optimum design of truss structures using artificial bee colony algorithm, *Structural and Multidisciplinary Optimization*, Volume 43, Issue 1, Sayfa 85-97, 2011

Söyler H., Keskindürk T., Karınca Kolonisi Algoritması ile Gezen Satıcı Probleminin Çözümü, 8. Türkiye Ekonometri ve İstatistik Kongresi, Sayfa 4, 2007

Stanarevic N., Comparison of different mutation strategies applied to artificial bee colony algorithm, *Proceedings of the European Computing Conference*, Sayfa 257–262, 2011

Stanarevic N., Tuba M., Bacanin N., Enhanced artificial bee colony algorithm performance, *Latest Trend on Computers*, Volume 2, Sayfa 440–445, 2010

Subotic M., Tuba M., Stanarevic N., Parallelization of the artificial bee colony algorithm, 11th WSEAS international conference on neural networks, evolutionary computing and Fuzzy systems, Sayfa 191–196, 2010

Subotic M., Tuba M., Stanarevic N., Different approaches in parallelization of the artificial bee colony algorithm, *International Journal of Mathematical Models and Methods in Applied Sciences*, Volume 5, Issue 4, Sayfa 755–762, 2011

Sundar S., Singh A., A hybrid heuristic for the set covering problem, *Operational Research*, Volume 12, Issue 3, Sayfa 345-365, 2012

Şık Ecir, Orienteering Problemi için Sezgisel Bir Yaklaşım ve Örnek Uygulamalar, Yüksek Lisans Tezi, Sayfa 6, 2008, Eskişehir

Tereshko V., Lee T., How Information-mapping Patterns Determine Foraging Behaviour of Honey Bee Colony, Sayfa 183, 2002

Tereshko V., Loengarov A., Collective Decision-Making in Honey Bee Foraging Dynamics, Sayfa 2, 2005

Tricoire F., Romauch M., Doerner, K. F., Hartl, R. F., Heuristic for The Multiperiod Orienteering Problem with Multiple Time Windows, Computers and Operation Research 37 (2), Sayfa 351-367, 2010

Tsai P. W., Pan J. S., Shi P., Liao B. Y., A new framework for optimization based on hybrid swarm intelligence, Handbook of swarm intelligence, adaptation, learning, and optimization, Volume 8, Sayfa 421–449, Springer, Berlin, 2010

Tuba M., Bacanin N., Stanarevic N., Guided artificial bee colony algorithm, Proceedings of the European Computing Conference, Sayfa 398–403, 2011

Uysal Özgür, Comparison of Genetic Algorithm and Particle Swarm Optimization Algorithm for Bicriteria Permutation Flowshop Scheduling Problem, Doctoral Dissertation, Marmara University, Sayfa 23, 2006

Xiao R., Chen T., Enhancing abc optimization with ai-net algorithm for solving project scheduling problem, Seventh International Conference on Natural Computation, Volume 3, Sayfa 1284–1288, 2011

Xu C., Duan H., Liu F., Chaotic artificial bee colony approach to uninhabited combat air vehicle (ucav) path planning, Aerospace Science and Technology, Volume 14, Issue 8, Sayfa 535-541, 2010

Udgata S. K., Sabat S. L., Mini S., Sensor deployment in irregular terrain using artificial bee colony algorithm, Nature and Biologically Inspired Computing, Sayfa 1308–1313, 2009

Vansteenwegen P., Souffriau W., Berghe G.V., Van Oudheusden D., A Guided Local Search Metaheuristic for the Team Orienteering Problem, *European Journal of Operational Research*, Sayfa 118-127, 2009

Vansteenwegen P., Souffriau W., Van Oudheusden D., The orienteering problem: A survey, *European Journal of Operational Research* 209 (1), Sayfa 1-10, 2011

Wang J., Li T., Ren R., A real time idss based on artificial bee colony-support vector machine algorithm, *Third International Workshop on Advanced Computational Intelligence*, Sayfa 91–96, 2010

Wan-li Xiang, Mei-qing An, An efficient and robust artificial bee colony algorithm for numerical optimization, *Computers & Operations Research*, Sayfa 1256-1265, 2012

Wei H., Ji J., Qin Y., Wang Y., Liu C., A novel artificial bee colony algorithm based on attraction pheromone for the multidimensional knapsack problems, *Lecture Notes in Computer Science*, Volume 7003, Sayfa 1–10, Springer, Berlin, 2011

Wu B., Fan S. H., Improved artificial bee colony algorithm with chaos, *Computer Science for Environmental Engineering and EcoInformatics, Communications in Computer and Information Science*, Volume 158, Sayfa 51–56, Springer, Berlin, 2011

Wu X. J., Hao D., Xu C., An improved method of artificial bee colony algorithm, *Journal of Applied Mechanics and Materials*, 101-102, Sayfa 315–319, 2011

Yeh W. C., Su J. C. P., Hsieh T. J., Chih M., Liu S. L., Approximate reliability function based on wavelet latin hypercube sampling and bee recurrent neural network, Sayfa 404–414, 2011

Yu J., Duan H., Artificial Bee Colony approach to information granulation-based fuzzy radial basis function neural networks for image fusion, Sayfa 1-9, 2012

Zhang, J. R., Zhang, J., Lok, T. M., Lyu, M. R., A Hybrid Particle Swarm Optimization-Back-Propagation Algorithm for Feedforward Neural Network Training, Applied Mathematics and Computation 185, Sayfa 1027, 2007

Zhang Y., Wu L., Wang S., Magnetic resonance brain image classification by an improved artificial bee colony algorithm, Progress In Electromagnetics Research, Sayfa 65–79, 2011

Zhang H., Zhu Y., Zou W., Yan X., A hybrid multi-objective artificial bee colony algorithm for burdening optimization of copper strip production, Applied Mathematical Modelling, Volume 36, Issue 6, Sayfa 2578-2591, 2011

Zhao H., Pei Z., Jiang J., Guan R., Wang C., Shi X., A hybrid swarm intelligent method based on genetic algorithm and artificial bee colony, Advances in Swarm Intelligence, Lecture Notes in Computer Science, Volume 6145, Sayfa 558–565, 2010

Zheng W., Shu J., An Improved Artificial Bee Colony-Based Relocation Algorithm in Mobile Sensor Network, Information Engineering Letters, Volume 2, Issue 4, Sayfa 17-22, 2012

Zou W., Zhu Y., Chen H., Shen H., Artificial Bee Colony Algorithm Based on Von Neumann Topology Structure, 3rd International Conference on Computer and Electrical Engineering, Sayfa 1-8, 2012

Zhang J., Wang Z., Zhu S., Meng X., Using Artificial Bee Colony to Improve Functional Link Neural Network Training, Information Technology Applications in Industry, Sayfa 2102-2108, 2012

Zhong Y., Lin J., Ning J., Lin X., Hybrid artificial bee colony algorithm with chemotaxis behavior of bacterial foraging optimization algorithm, Seventh International Conference on Natural Computation, Volume 2, Sayfa 1171–1174, 2011

İnternet Baęlantıları:

Ku Leuven,

<http://www.mech.kuleuven.be/en/cib/op>, 19.02.2013

Türk Dil Kurumu,

http://www.tdk.gov.tr/index.php?option=com_gts&arama=gts&guid=TDK.GTS.50f52cda848ac4.53527257, 16.09.2012

Erciyes Üniversitesi, Yapay Arı Kolonisi Algoritması Web Sitesi,

<http://mf.erciyes.edu.tr/abc>, 05.11.2012