

Yapay Arı Kolonisi Algoritması Kullanarak Otomatik Ders Çizelgeleme

Ecir Uğur KÜÇÜKSİLLE^{1*}, Mahmut TOKMAK²

¹ Süleyman Demirel Üniversitesi, Mühendislik Mimarlık Fakültesi/ ISPARTA

² Süleyman Demirel Üniversitesi, Gelendost Meslek Yüksekokulu /ISPARTA

Alınış Tarihi:02.03.2011, Kabul Tarihi:02.11.2011

Özet: Çizelgeleme, belirli zaman aralıklarında kaynak kısıtları dikkate alınarak kabul edilir bir şekilde atama yapma işlemidir. Eğitim kurumları için ders programı hazırlama işlemi çizelgeleme çeşitlerinden biridir. Amaç, belirlenen kısıtlar çerçevesinde dönem derslerinin zaman çizelgesine yerleştirilmesidir. Eğitim kurumlarında ders programı genellikle idareciler tarafından elle hazırlanmaktadır. Bu çalışmada, elle hazırlamayı gerektirmeyen, ders programını otomatik olarak hazırlayan bir program geliştirilmiştir. Programda Süleyman Demirel Üniversitesi Gelendost Meslek Yüksekokulu dönem dersleri ve ders görevlendirmeleri kullanılmıştır. Daha önceki çalışmalar incelenerek ve Gelendost Meslek Yüksekokulu'nun ihtiyaçları dikkate alınarak problemin kısıtları belirlenmiştir. Problemin çözümüne yönelik C# programlama dilinde, Yapay Arı Kolonisi algoritması kullanılarak, kullanıcı etkileşimli arayüze sahip bir program geliştirilmiştir. Çalışmalar sonucunda kullanılan algoritma ile uygun bir ders çizelgesi oluşturulmuş ve bu çizelgelerin raporları alınmıştır.

Anahtar Kelimeler: Optimizasyon, sezgisel yöntemler, yapay arı kolonisi algoritması, ders çizelgeleme

Automatic Course Scheduling by Using Artificial Bee Colony Algorithm

Abstract: Scheduling is an assignment making process normatively in specific time intervals by regarding resource constraints. Preparation process of syllabus is one of the scheduling types for educational institutions. The purpose is placement of term courses to the timeline in the framework of determined constraints. In educational institutions, syllabus is usually prepared manually by administrators. In this study, a programme that does not require manual preparation and prepares a syllabus automatically has been developed. In the programme, term courses of Süleyman Demirel University Gelendost Vocational School and course assignments have been used. By examining the previous studies and regarding the needs of Gelendost Vocational School, constraints of problem have been determined. To solve the problem, in C# programming language, using artificial bee colony algorithm, a programme with an interactive user interface has been developed. As a result of studies, a suitable course schedule has been formed with used algorithm and taken reports of these schedules.

Key Words: Optimization, heuristic methods, artificial bee colony algorithm, course scheduling

Giriş

Çizelgeleme problemleri, belirli kaynakların belli kısıtlar altında kullanıcılara verimli bir şekilde tahsis edilmesini amaçlamaktadır. Bir çizelgeleme problemi olan ders çizelgeleme probleminde, açılacak olan dönem derslerinin çeşitli sert ve esnek kısıtlar altında uygun sınıf ve zaman dilimine atanması hedeflenir.

Hesaplama teorisinde, bazı problemlerin çözümünde kullanılan en etkili algoritmaların, çalışma süresinin girilen verinin değerine göre bir polinom cinsinden bağlı olduğu bilinmektedir. Buna polinomal (P) zamanda çalışan algoritma adı verilmektedir. (Özsağlam, 2009). Eğer bir problem (NP) çözümlenmesi de zor bir problem olarak adlandırılmaktadır (Biroğul, 2005).

Gerçek hayattaki optimizasyon problemlerinin birçoğu matematiksel formül geliştirilerek çözülemeyecek kadar karmaşıktır. Klasik yöntemleri kullanarak böyle bir problem çözülmeye çalışıldığında, çözüm çok uzun sürebilir ve uzun sürmesine rağmen bulunan sonuç istenilen sonuç olmayabilir. Bu durumda probleme çözüm aranırken sezgisel (heuristic) yöntemler geliştirilmiş ve en iyi sonuca ulaşılmaya çalışılmıştır (Gülcü, 2006).

Sezgisel yöntemler, bir problemi çözmek için, çeşitli çözüm hareketlerinden en iyi olanına karar vermek için tanımlanan yöntemler olarak bilinmektedir (Gülcü, 2006). Ayrıca sezgisel yöntemlerin çözüm zamanının kısa olması

ve değişik problemlere uygulanabilmesi tercih edilme nedenleri arasındadır. Ancak bu yöntemlerin çözümü garanti edememesi ve çok parametrenin uygun şekilde tasarlanmasının gerekliliği bu yöntemlerin dezavantajı olarak nitelendirilmektedir (Özsağlam, 2009).

Sezgisel yöntemlerin çok çeşitli alanlardaki problemlere uyarlanabilmeleri ilgi uyandırmıştır. NP kategorisindeki problemlerin çözümünde Genetik Algoritmalar (GA), (Çivril, 2009) Tavlama Benzetimi (SA), Tabu Arama (TS), Evrimsel Hesaplama (EC), Karınca Kolonisi Optimizasyonu (ACO) gibi algoritmalar kullanılmış ve başarılı çözümler elde edilmiştir (Blum ve Sampels, 2004).

Genetik algoritmalar, tavlama benzetimi gibi doğal olaylara dayandırılarak geliştirilen algoritmalar, araştırmacıların başka doğa olaylarını da inceleyerek bunların modellenmesi hususunda ilham kaynağı olmuşlardır. Sürü halinde yaşayan varlıkların gösterdikleri zeki davranışlar bu doğa olaylarından. Sürülerin hayatta kalma içgüdüleri ile yiyecek arama davranışlarının problemlere uyarlanması ile geliştirilen Karınca Kolonisi Optimizasyonu (ACO), karıncaların yem kaynağı ile yuvası arasındaki yolu minimum seviyeye indirgeme amacına dayalı bir algoritmadır (Dorigo vd., 1991). Yapay Arı Kolonisi (ABC) algoritması da Karaboğa tarafından geliştirilen ve arı

topluluklarının yiyecek arama davranışlarını örnek alan bir algoritmadır (Karaboga, 2005).

Bu çalışmada ABC kullanılarak ders programı hazırlanması için bir yazılım geliştirilmiştir. Bu yazılım için C# programlama dili, veritabanı olarak ise Microsoft SQL Server 2008 kullanılmıştır. Yazılım ile girilen veriler doğrultusunda bölümlere ait ders programı oluşturulmuş ve istenilen raporlar alınmıştır.

Materyal ve Metot

Yapay arı kolonisi algoritması (Artificial bee colony algorithm), bal arısı sürülerinin kendilerine özgü zeki davranışlarını örnek alarak, arıların besin ararken kullandıkları yöntemlerden esinlenerek oluşturulmuş bir optimizasyon algoritmasıdır. Sürü zekasına dayanan bu algoritma, doğada sürü halinde hareket eden arıların besin bulmada sergilemiş oldukları davranışları temel olarak optimizasyon problemlerini çözmek için kullanılmaktadır.

Arıların Yem Bulma Davranışları

Arı kolonisinin yaşamının devamının sağlanması için en önemli işlerden birisi besin aramadır. Kovanda biriktirilen kaynaklar ve ortamdaki bulunabilecek yem kaynakları ve arıların etkileşimleri bu süreçteki önemli etkenlerdir.

Arının kovandan ayrılmasıyla başlayan arama süreci, başlangıçta rastgele yapılan yiyecek araştırmaları ile devam eder. Bulunan kaynaktan yiyecek miktarının azalması neticesinde arılar yeni yem aramaya ya da arılardan aldığı bilgiye göre başka kaynaklara yönelmeye başlarlar. Bulunan kaynakların bilgilerinin arılarca birbirine iletilmesi ve bulunan polen, su vb. kaynakların kovana getirilmesi bu süreç içinde yapılan faaliyetlerdir.

Tereshko'nun öngördüğü yiyecek arama modelinde üç temel öğe vardır. Bunlar: yiyecek kaynakları (Food Sources), görevli arı (Employed Foragers), görevli olmayan arı (Unemployed Foragers) (Tereshko ve Loengarov, 2005).

Akay, çalışmasında bu öğeleri aşağıdaki gibi açıklamıştır (Akay, 2009):

Yiyecek Kaynakları: Arıların yiyecek aramak için gittiği kaynaklardır. Bir yiyecek kaynağının değeri, kaynağın çeşidi, yuvaya olan uzaklığı, nektar miktarı veya nektarın çıkarılmasının kolaylığı gibi birçok faktöre bağlı olmasına rağmen basitlik açısından sadece kaynağın zenginliği tek bir kriter olarak alınabilir.

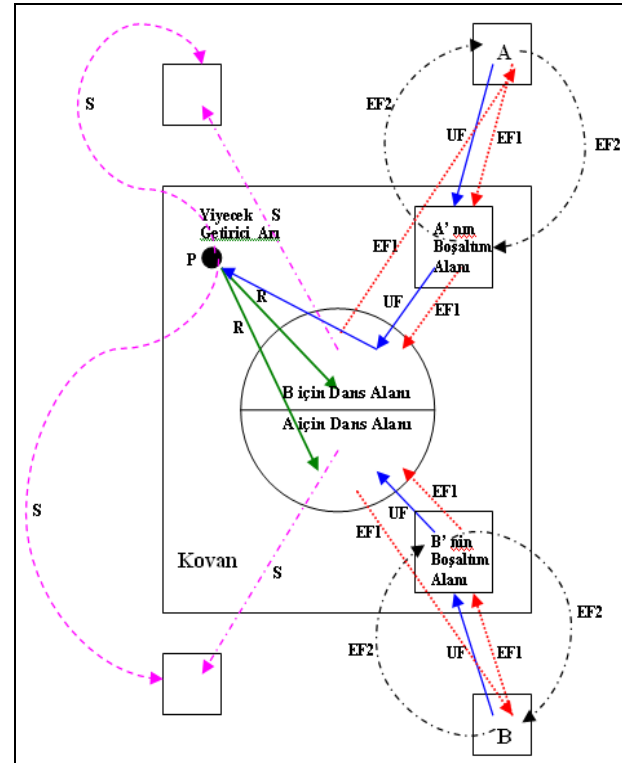
Görevli Belirli İşçi Arılar: Bu işçi arılar daha önceden belirlenmiş kaynaklardan toplanan yiyeceğin kovana getirilmesi işi ile görevlendirilmişlerdir. Bir diğer görevi ise gittikleri kaynağın konum ve kalite bilgilerini kovandaki diğer arılarla paylaşmaktır.

Görevli Belirli Olmayan İşçi Arılar: Bu arılar yem toplanabilecek kaynakları arama eğilimindedirler. Görevli belli olmayan iki çeşit işçi arı vardır. Bunlar rastgele kaynak arayan kaşif arılar, kovanda bekleyen ve görevli

arıları izleyerek bu arılar tarafından gelen bilgiye göre yeni kaynaklara yönelen gözcü arılardır.

Arılar arasındaki bilginin iletilmesi, kolektif yapının ve ortak bilginin oluşmasındaki en önemli konudur. Arıların yaşam alanı olan kovanda bazı bölümlere ayrılabilir. Bu alanlardan biri de bölüm bilgi paylaşımının gerçekleştiği dans alanı (dancing area) olarak adlandırılan alandır. Arılar arasında bilgi paylaşımı arıların yapmış olduğu dansla (waggle dance) olur. Paylaşılan bilgi ile kaliteli yeni yiyecek kaynakları keşfedilir (Grüter ve Farina, 2009).

Kaynaklardan yiyecek getiren arılar diğer arıları bu kaynaklara yönlendirmek için kaynağın konum bilgisini diğer arılara iletmesi gerekir. Konumla ilgili bilgiyi alan arı bu hedefe ulaşmak için güneş ışığından faydalanır. Yörüngeleri ile güneş arasındaki açıyı hesaplayabilmektedirler. Enerji tüketimine göre uzaklık belirleyen arılar, yüklerine göre farklı yükseklikte uçarak enerjilerini ayarlamaktadırlar (Akay, 2009).



Şekil 1. Arıların yem arama davranışları (Akay, 2009)

Arıların yiyecek arama ve getirme davranışları Şekil 1'de gösterilmiştir. Bu davranışların şekil üzerinde incelenmesini ve açıklamalarını Akay şu şekilde gerçekleştirmiştir: A ve B bulunmuş kaynaklar olarak farz edilmiştir. Başlangıçta görevli olmayan ve kaynak bilgisinden yoksun arı aramaya başlayacaktır. Bu arı için iki durum mevcuttur: Birincisi; S ile gösterilen bu arı kaşif arı olabilir ve yiyecek aramaya başlayabilir İkincisi; Dans eden arıları izleyerek tarif edilen kaynaklara giden bir gözcü arı olabilir. Bu arı R ile gösterilmiştir.

Kaynaklara giden arılar buldukları kaynaklardan nektar getirmeye başlarlar. Böylece bu arılar görevli bir arı

haline gelmişlerdir. Nektarı kovana getiren arı için bundan sonra üç seçenek vardır:

- i) Bilgi paylaşımında bulunmadan kaynaktan nektar getirmeye devam edebilir. Bu arı EF2 ile gösterilmiştir.
- ii) Kaynağa dönmeden önce dans ederek nektar kaynağının yeri ve miktarı hakkında diğer arılara bilgi paylaşımında bulunarak diğer arıları bu kaynağa yönlendirebilir. Bu arı EF1 ile gösterilmiştir.
- iii) Kaynağı terk ederek dans alanında gözcü arı olabilir. Bu arı UF ile gösterilmiştir.

Yapay Arı Kolonisi Algoritması ve Temel Adımları

Arı kolonilerinin zeki davranışları ve besin arama sürecindeki davranışlarını modelleyen Karaboğa Yapay Arı Kolonisi (ABC) algoritmasını geliştirmiştir (Karaboga, 2005). Algoritmada görevli arıların sayısı toplam yiyecek kaynağına eşittir. İşçi arıların sayısı gözcü arıların sayısına eşittir. Kaynakta görevli arı kaynaktaki nektar miktarı bitince kaşif arı olmaktadır. Arı kolonilerinin yiyecek kaynaklarının konumları çözülmek istenen problemin muhtemel çözümlerine, nektar miktarı ise çözümün kalitesini ifade etmektedir. ABC algoritması en fazla nektara sahip kaynağın yerini bulmaya çalışarak arama uzaydaki çözümlerden problemin minimumunu ya da maksimumunu veren noktayı (çözümü) bulmaya çalışmaktadır (Akay, 2009).

Yiyecek aranırken başlangıç olarak kaşif arılar rastgele yiyecek aramaya başlarlar. Kaynağı bulan kaşif arı artık görev sahibi olan bir arı haline gelmiştir ve kovana nektar götürmeye başlarlar. Görevli arı kovana nektarını taşıyıp ve yem getirdiği kaynaklar ilgili bilgiyi dans alanında yaptığı dans ile bekleyen gözcü arılara iletirler. Kaynaktaki nektar bitmiş ise kendisi de gözcü arı haline gelecektir. Gözcü arılar dansları izledikten sonra yiyeceğin kalitesi doğrultusunda bir kaynağı tercih ederler.

ABC algoritmasının adımları:

- Başlangıç yiyecek kaynağı bölgelerinin oluşturulması
- REPEAT
 - İşçi arıları yiyecek kaynağına gönder ve nektar miktarının hesaplanması
 - Gözcü arıların seçiminde kullanacakları olasılık değerlerinin hesaplanması
 - Gözcü arıların hesaplanan olasılık değerlerine göre yiyecek kaynağı bölgesi seçmeleri
 - Kaynaktan ayrılma kriteri: limit ve kaşif arı üretilmesi
- UNTIL çevrim sayısı

Ders Çizelgeleme Probleminin Ortaya Konulması

Ders çizelgeleme problemleri çeşitli olarak kurumların farklı ihtiyaçları nedeniyle karşımıza çok çeşitli olarak gelmektedir. Kurumların ihtiyaçları doğal olarak kısıtlar gerektirmektedir. Bu kısıtlardan bazıları uygulamalarda karşımıza gelmekle beraber bazı uygulamalarda bunlara rastlanmamaktadır. Bu tez çalışmasının da kendine özgü ihtiyaçları mevcut bir eğitim kurumu olan Süleyman Demirel Üniversitesi Gelendost Meslek Yüksekokulu örnek alınmıştır.

Gelendost MYO iki yıllık önlisans eğitimi veren, Muhasebe ve Vergi Uygulamaları, İnsan Kaynakları Yönetimi, Gıda Teknolojisi bölümlerine sahip olan bir yüksekokuldur. Bu bölümlere ait haftalık ders çizelgesinin oluşturulması için geliştirilen yazılımda öğretim elemanı, ders, derslik, bölüm bilgileri tanımlanmıştır. Müfredat programına göre her bölümdeki öğrenciler 8-10 arasında değişen ders almaktadırlar. Zaman çizelgesi, haftada 5 gün ve 8 saat olarak düzenlenmektedir.

Kısıtlar

Daha öncede değinildiği üzere kurumun ihtiyacına göre optimum çizelgenin oluşturulması için bazı kısıtlamalar ortaya çıkmaktadır. Bu kısıtlar ikiye ayrılmaktadır: sert kısıtlamalar ve yumuşak kısıtlamalar. Başlangıç durumunda zaman kazanılması ve arama uzayını daraltmak amacıyla bazı ön tanımlamalar yapılmıştır. Bu tanımlamalar:

1. Derse, dersi verecek olan öğretim elemanı atanır.
2. Ders, kendi için tanımlanan sınıfa atanır.
3. Dersin derslik türüne göre dersler kendi sınıfına yada dersin işleneceği ilgili laboratuvara atanır.

Sert Kısıtlamalar:

1. Öğretim elemanının verdiği dersler aynı zaman dilimine atanmamalıdır.
2. Bir sınıfın dersleri aynı zaman dilimine atanmamalıdır.
3. Ders laboratuvar vb. gibi özel dersliklerde işlenecekse ders bu dersliklere atanmalıdır.

Yumuşak Kısıtlamalar:

1. Bir dersin farklı günlere ayrılmaması ve gün içinde art arda atanmaya çalışılır.
2. Dersi veren öğretim elemanının istemediği günlere ders atanmamaya çalışılır.
3. Dersin işleneceği saat sayısı 4 olan dersler 2+2 şeklinde atanmaya çalışılır.
4. Öğretim elemanının gün içindeki dersleri arka arkaya atanmaya çalışılır.

Problemi çözmek için ele alınan veriler aşağıdaki gibidir:
 Öğretim elemanı sayısı: 18
 Ders sayısı: 215
 Sınıf sayısı: 10
 Haftalık periyot: $5 \times 8 = 40$
 Problem $f(\mathbf{K})$, $\mathbf{K} \in X$ (arama uzayı) olmak şartı ile X arama uzayında minimum çözümü aramaktadır.

Ele aldığımız çizelge probleminde çözümün gösteriminde 3 boyutlu bir matris tanımlanmıştır.

Çözüm = derslik sayısı \times haftadaki gün sayısı \times gün içindeki periyot sayısı = $8 \times 5 \times 8$

Çözüm matrisinde tanımlanan aralıklara dersler atanmaktadır. Örneğin; Çözüm[1,2,3] = 25 şeklindeki gösterimle 1 numaralı dersliğe, 2. gün ve 3. saate 25 numaralı ders atandığı gösterilmektedir. Benzer bir gösterimi Burke vd., Aladağ ve Hocoğlu problem çözümünde kullanmışlardır (Burke vd, 2009; Aladağ ve Hocoğlu, 2007). Çözüm matrisine ders ataması yapıldığında, kısıtlarda belirtilen ön tanımlamalar kullanıcı tarafından yapılmış ve veritabanına kayıt edilmiş olduğundan dolayı atanan dersin hangi bölüme ait olduğu ve dersi hangi öğretim elemanının verdiği bilinmektedir. Geliştirilen programda kullanılan fonksiyonlar ile öğretim elemanı çakışmaları ve ders çakışmaları tespit edilebilmektedir. 25 numaralı dersi veren öğretim elemanının; Çözüm[2,2,3] yani 2 numaralı derslikte, 2. gün, 3. saatte dersi var ise öğretim elemanı çakışması var demektir. Çözüm matrisinde diğer sınıflar da kontrol edilerek çakışmalar tespit edilebilmektedir. Böylece yapılan atamalarla öğretim elemanına ve bölümlere göre ders çizelgesi çıkarılabilmektedir.

Başlangıç Popülasyonunun Oluşturulması

Başlangıç popülasyonu oluşturma işleminde, arama uzayındaki çözümlere karşılık gelen yiyecek kaynaklarının oluşturulması gerekmektedir. Her bir yiyecek kaynağına karşılık gelen çözümler oluşturulmuş ve yiyecek kaynağı sayısı 10 olarak belirlenmiştir. Başlangıç çözümlerinin oluşturulması işleminde, rastgele seçilen dersler, uygun sınıflara ve gün içerisindeki ders yoğunluğuna bağlı olarak, seçilen bir günün boş periyotlarına atanmaktadır.

Atama işlemi sırasında uygun derslik; derse ait derslik türüne göre atanmaktadır. Derslikler “Genel Derslik”, “Gıda Laboratuvarı”, “Bilgisayar Laboratuvarı” olarak tanımlanmıştır. Derse ait olan derslik türü “Genel Derslik” ise o dersi alan bölümün dersliğine, “Gıda Laboratuvarı” ise gıda laboratuvarına, “Bilgisayar Laboratuvarı” ise bilgisayar laboratuvarına atanacaktır. Bu atamalar yapılırken diğer kısıtlamalar dikkate alınmadan atamalar yapılmıştır.

Uygunluk Değerinin Hesaplanması

Yiyecek kaynaklarının nektar miktarlarının tespiti için bir uygunluk fonksiyonu kullanılmıştır. Yiyecek kaynağının nektar miktarı uygunluk fonksiyonu göre, kısıtlamalar baz alınarak hesaplanmıştır. Kısıtlamalara uyulan durumlarda

kısıtların ağırlığına bağlı olarak uygunluk düşürülmüş, kısıtlamalara uyulmayan durumlarda uygunluk değeri artırılmıştır. Bu da, uygunluk değeri ne kadar yüksekse yiyecek kaynağının nektar miktarının o kadar az, uygunluk değeri ne kadar düşükse nektar miktarının da o kadar fazla olduğu anlamına gelmektedir.

$$f = \sum_{i=1}^n c_j \cdot a_j \quad (1)$$

Kaynakların nektar miktarları, Denklem 1’de ifade edilmektedir. Burada n kaynak sayısını; c kısıtları; a ise kısıtlar için tanımlanmış ağırlık değerlerini ifade etmektedir (Yiğit, 2006). Daha önce bahsedildiği gibi Çözüm matrisindeki sert ve yumuşak kısıtlama sayıları, geliştirilen programda kullanılan fonksiyonlar sayesinde belirlendikten sonra bu kısıtlara verilen ağırlık değerleri ile çarpılarak f fonksiyonunun değeri hesaplanmaktadır. Kaynağın kalitesine göre kaynağın uygunluk değeri ise Denklem 2’de gösterildiği gibi hesaplanmaktadır.

$$fitness_i = \frac{1}{1 + f_i} \quad (2)$$

İşçi Arı Fazı

İşçi arı fazında, işçi arı aramalarında bulunduğu kaynağın komşuluğunda yeni bir kaynak belirlemesi gerekmektedir. Bu amaçla “Değiştirme” komşuluk yapısı kullanılmıştır (Tapkan vd, 2008). Değiştirme komşuluk yapısı; farklı iki periyotta bulunan derslerin yer değiştirmesi olarak tanımlanabilir.

Değiştirme işleminden sonra yiyecek kaynağının kalitesi denklem 2’ye göre hesaplanmış ve aç gözlü seleksiyona tabi tutulmuştur. Yeni bulunan kaynak daha iyiyse hafızaya alınmış ve $failure_i$ sıfırlanmıştır; aksi halde eski kaynak hafızada kalmış ve $failure_i = failure_i + 1$ olarak $failure_i$ artırılmıştır.

Gözcü Arı Fazı

Gözcü arı fazında, önce olasılık değerleri çeşitli denemeler sonucunda en optimum sonuca ulaşmadaki başarısından dolayı Denklem 3’e göre hesaplanmıştır.

$$p_i = 0,6 + \frac{fitness_i}{\sum_{i=1}^{SN} fitness_i} \quad (3)$$

Olasılık değeri hesaplandıktan sonra rastgele [0,1] arasında sayı üretilmiş ve bu sayı p_i değeri ile karşılaştırılmıştır. Eğer üretilen rastgele sayı p_i değerinden küçükse gözcü arı kaynaklara gönderilmiştir. Gözcü arılar da değiştirme komşuluk yapısını kullanarak çözüm aramışlar ve işçi arı fazındaki seçme işlemi yerine getirmişlerdir.

Kaşif Arı Fazı

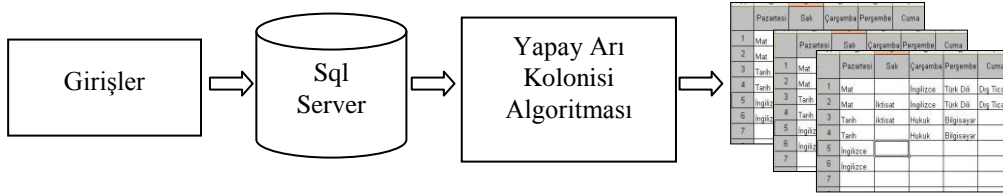
Kaşif arı fazında, işçi arı ve gözcü arama fazındaki çözüm geliştirememeye sayacının ($failure_i$) durumuna göre kaynak terk mi edilecek mi yoksa kaynaktaki nektar toplanmaya devam mı edilecek buna karar vermek amacıyla *limit* parametresiyle karşılaştırılmıştır. Kısıtlı problemler de yeni çözümleri popülasyona katarak farklılığı sağlamak amacıyla karşılaştırma her döngüde yapılmamış kaşif üretme periyodu (SPP) kullanılarak yapılmıştır (Akay, 2009). *limit* parametresinin değeri 2500 olarak alınmış ve her bir 5 çevrimde *limit* ve $failure_i$ karşılaştırılmıştır. Eğer $failure_i$ değeri *limit* değerini aşmışsa mevcut çözüm hafızadan silinmiş ve yeni rastgele yeni bir çözüm üretilmiştir.

Bulgular

Çalışmada bölüm, derslik, ders, öğretim elemanlarının, görevlendirmelerin tanımlanabildiği bir yazılım geliştirilmiştir. Yazılım Microsoft Visual Studio 2008 geliştirme ortamında, C# programlama dili kullanılarak geliştirilmiştir. Bilgilerin saklandığı ortam için ise

Microsoft SQL Server 2008 veritabanı kullanılmıştır. Programın akış şeması Şekil 2’de verilmiştir.

Girilen bilgilerin ve programın çalışması sonucunda elde edilen verilerin saklanması amacıyla veritabanında 6 tane tablo oluşturulmuştur. Bunlar: “bolum”, “dersler”, “derslikler”, “gunler”, “ogrueye”, “ogrueyeistik”, “dersdagilim” tablolarıdır. Genel tanımlamalar ve algoritmada kullanılacak bilgilerden bölüm bilgileri bolum tablosuna, okuldaki fiziki mekanların tanımlandığı derslikler tablosuna, dersi verecek öğretim elemanları ogrueye tablosuna, günlerle ilgili tanımlamalar gunler tablosuna, öğretim elemanının tercih etmediği gün ve zaman bilgileri ogrueyeistik tablosuna girilmektedir. Algoritma çalışıp bittikten sonra da çizelgelere ait bilgiler dersdagilim tablosuna kayıt edilmektedir. Çizelgeler bu tablodan okunan bilgilere göre alınmaktadır. Bu çizelgelere örnek olarak, Gıda Teknolojisi 1. Sınıf B şubesine ait ders programı Şekil 3’te; öğretim elemanlarının ders programlarından Hidayet Sağlam’a ait ders programı ise Şekil 4’te verilmiştir.



Şekil 2. Programın şeması

Gıda Teknolojisi					1.Sınıf B	
	PAZARTESİ	SALI	ÇARŞAMBA	PERŞEMBE	CUMA	
1	Yabancı Dil I 105 Ali KARAKELLE	Genel Kimya 105 Nurgül ŞENOL	Laboratuvar Tekniği GLA Selcen COŞKUN	İstatistik 105 Mahmut TOKMAK		
2	Yabancı Dil I 105 Ali KARAKELLE	Yabancı Dil I 105 Nurgül ŞENOL	Laboratuvar Tekniği GLA Selcen COŞKUN	İstatistik 105 Mahmut TOKMAK		
3		Türk Dili I 105 Tarık ÜLÜFER		İstatistik 105 Mahmut TOKMAK		
4		Türk Dili I 105 Tarık ÜLÜFER			Genel Mikrobiyoloji 105 Hidayet SAĞLAM	
5	Gıda Bilim ve Teknolojisi 106 Ali KARAKELLE		Yabancı Dil I 105	A.İ.İ.T I 105 Serkan TERCAN	Genel Mikrobiyoloji 105 Hidayet SAĞLAM	
6	Yabancı Dil I 110 Ali KARAKELLE		Yabancı Dil I 105	Biyoloji 105 Nurgül ŞENOL	Genel Mikrobiyoloji 105 Hidayet SAĞLAM	
7	Yabancı Dil I 111 Ali KARAKELLE	Laboratuvar Tekniği GLA Selcen COŞKUN	Genel Matematik 105 Mahmut TOKMAK	Biyoloji 105 Nurgül ŞENOL	Genel Mikrobiyoloji 105 Hidayet SAĞLAM	
8	Yabancı Dil I 112 Ali KARAKELLE	Laboratuvar Tekniği GLA	Genel Matematik 105 Mahmut TOKMAK		A.İ.İ.T I 105 Serkan TERCAN	

Şekil 3. Bölüm ders programı (Tokmak, 2011)

ÖĞRETİM ELEMANI DERS PROGRAMI					
Hidayet SAĞLAM					
SAAT	PAZARTESİ	SALI	ÇARŞAMBA	PERŞEMBE	CUMA
1	Genel Mikrobiyoloji 102 Gıda A				Gıda Biyoteknolojisi GLA Gıda B
2	Genel Mikrobiyoloji 102 Gıda A			Genel Mikrobiyoloji 102 Gıda A	Gıda Biyoteknolojisi GLA Gıda B
3			Meyve Sebze İşleme Teknolojisi 106 Gıda B	Genel Mikrobiyoloji 102 Gıda A	Gıda Biyoteknolojisi GLA Gıda B
4			Meyve Sebze İşleme Teknolojisi 106 Gıda B	Meyve Sebze İşleme Teknolojisi 106 Gıda B	Genel Mikrobiyoloji 105 Gıda B
5			Meyve Sebze İşleme Teknolojisi 106 Gıda B	Meyve Sebze İşleme Teknolojisi 106 Gıda B	Genel Mikrobiyoloji 105 Gıda B
6				Meyve Sebze İşleme Teknolojisi 106 Gıda B	Genel Mikrobiyoloji 105 Gıda B
7				Gıda Biyoteknolojisi GLA Gıda B	Genel Mikrobiyoloji 105 Gıda B
8				Gıda Biyoteknolojisi GLA Gıda B	

Şekil 4. Öğretim elemanı ders programı (Tokmak, 2011)

Bu çalışmada Gelendost Meslek Yüksekokuluna ait veriler ışığında testler yapılmıştır. Bunun yanı sıra geliştirilen yazılımı Süleyman Demirel Üniversitesi birimlerinden olan Isparta Meslek Yüksekokulu dönem dersleri ve görevlendirmelerini esas alarak teste tabi tutulmuştur. Çizelge 1’de Gelendost Meslek Yüksekokulu ve Çizelge 2’de Isparta Meslek Yüksekokulu bilgileri verilmiştir.

Çizelge 1. Gelendost meslek yüksekokulu verileri

Öğretim görevlisi sayısı	18
Bölüm sayısı	3
Derslik sayısı	10
Toplam ders saati	215

Çizelge.2. Isparta meslek yüksekokulu verileri

Öğretim görevlisi sayısı	43
Bölüm sayısı	9
Derslik sayısı	19
Toplam ders saati	396

Program Core 2 Duo 2.2 GHz işlemci ve 1 Gb RAM’i olan bir bilgisayarda, 30 koşu yapılarak çalıştırılmış; elde edilen test sonuçlarına ait bilgiler Çizelge 3’te gösterilmiştir.

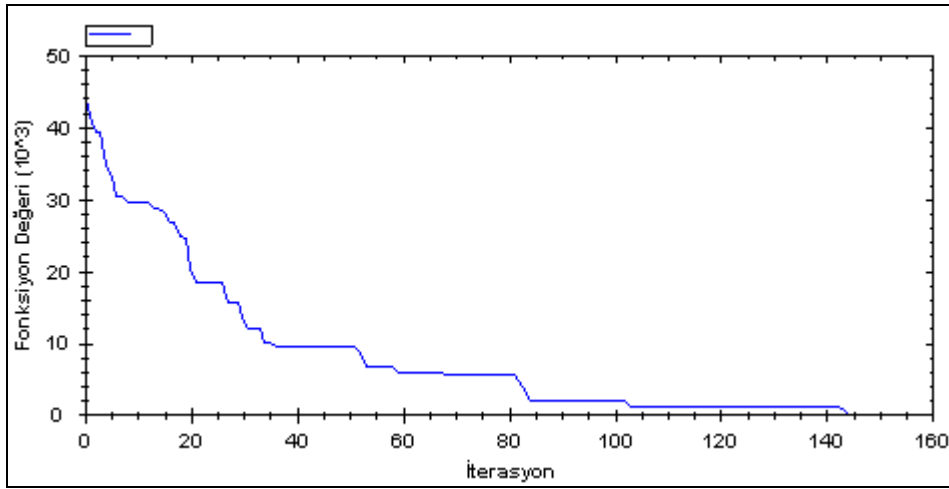
Çizelge 3. Test sonuçları

	Keskin Kısıtlar		Tüm Kısıtlar	
	Ortalama Süre(sn)	Ortalama İterasyon	Ortalama Süre(sn)	Ortalama İterasyon
Gelendost MYO	22.86	170	43.90	448
Isparta MYO	41.3	290	60.09	508

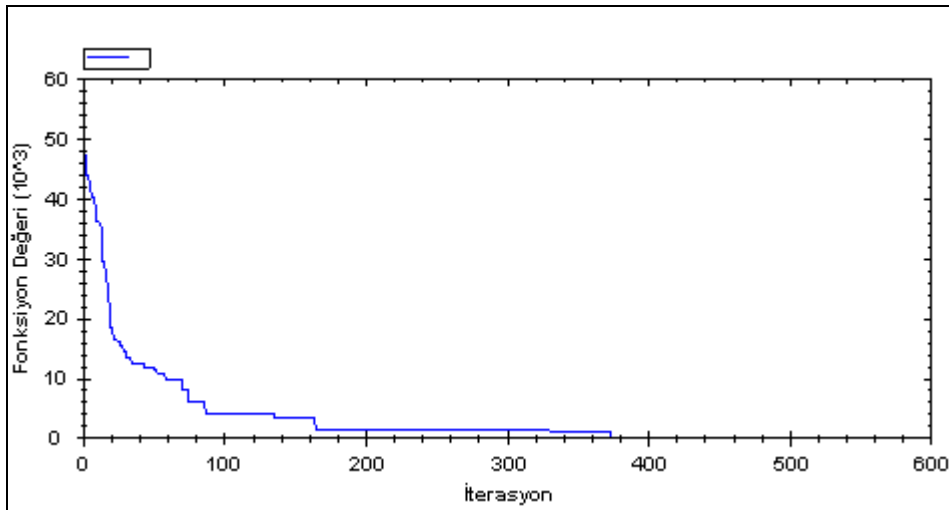
Tartışma ve Sonuç

Bu çalışmada Süleyman Demirel Üniversitesi Gelendost Meslek Yüksekokulu'na ait bir ders çizelgeleme problemi ele alınmış ve yapay arı kolonisi algoritması kullanılarak problem çözülmüştür. Program başarıyla ders çizelgelerini oluşturmuş ve bu bilgileri kaydetmiştir. Program sert kısıtlama tanımlarına tamamen uygun ders çizelgeleri oluşturmayı başarmıştır. Algoritma başlangıcında rastgele oluşturulan ders çizelgelerinde 72 adet keskin kısıtla karşılaşmış ve keskin kısıtların tamamı yok edilmiş, %100 başarı elde edilmiştir. Yumuşak kısıtlarda ise; algoritma başlangıcında rastgele

oluşturulan ders çizelgelerinde 65 adet yumuşak kısıtla karşılaşmış ve bu yumuşak kısıtların 60 tanesi yok edilmiş, %92,5 oranında başarı elde edilmiştir. Derslerin sayısı, öğretim elemanın sayısı düşünüldüğünde esnek kısıtlardaki performansında kabul edilebilir olduğu gözlemlenmiştir. ABC algoritmasının çalıştırılmasıyla elde edilen çözümün fonksiyon değerinde başlangıç iterasyonundan itibaren hızlı bir şekilde iyileşme gözlemlenmiştir. Program yumuşak kısıtlar dikkate alınmadan çalıştırılmış ve 143. iterasyonda sert kısıtlamaları çözmeyi başarmıştır. Şekil 5'te sert kısıtların iterasyonlara göre değişimi verilmiştir.



Şekil 5. Sert kısıtların iterasyonlara göre değişimi



Şekil 6. Tüm kısıtların iterasyonlara göre değişimi

Şekil 6'da ise tüm kısıtların iterasyonlara göre değişimi verilmiştir. Bu çalışma ile eğitim kurumlarındaki ders çizelgeleme problemi çözülerek, ders programını hazırlayan akademisyenlerin iş yükünün azaltılması

hedeflenmiştir. Geliştirilen yazılım ile amaçlanan hedeflere ulaşılmıştır.

Kaynaklar

- Akay, B., 2009. Nümerik Optimizasyon Problemlerinde Yapay Arı Kolonisi (Artificial Bee Colony) Algoritmasının Performans Analizi. Erciyes Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, Doktora Tezi, 301s, Kayseri.
- Aladağ, Ç.H., Hocaoğlu, G., 2007. A Tabu Search Algorithm To Solve A Course Timetabling Problem. Hacettepe Journal of Mathematics and Statistics, 36(1), 53-64.
- Biroğul, S., 2005. Genetik Algoritma Yaklaşımıyla Atölye Çizelgeleme. Gazi Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, Yüksek Lisans Tezi, 95s, Ankara.
- Blum, C., Sampels, M., 2004. An Ant Colony Optimization Algorithm for Shop Scheduling Problems. Journal of Mathematical Modelling and Algorithms, 3, 285-308.
- Burke, E.K., Marecek, Parkes, A.J., 2009. Decomposition, Reformulation, and Diving in University Course Timetabling. Journal of Computers & Operations Research, 582-597.
- Dorigo, M., Di Caro, G., Gambardella, L.M., 1998, Ant Algorithms for Discrete Optimization, Journal of Artificial Intelligence Research., 5(2), 137-172.
- Grüter C., Farina M., 2009. The Honeybee Waggle Dance: Can We Follow The Steps?. Trends in Ecology & Evolution, 24(5), 242-247.
- Gülcü, A., 2006. Yapay Zeka Tekniklerinden Genetik Algoritma ve Tabu Arama Yöntemlerinin Eğitim Kurumlarının Haftalık Ders Programlarının Hazırlanmasında Kullanımı. Marmara Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, Yüksek Lisans Tezi, 67s, İstanbul.
- Karaboga, D., 2005. An Idea Based On Honey Bee Swarm For Numerical Optimization. Technical Report-TR06, Erciyes University Engineering Faculty Computer Engineering Department, Kayseri.
- Özsağlam, M.Y., 2009. Parçacık Sürü Optimizasyonu Algoritmasının Gezgin Satıcı Problemine Uygulanması ve Performansının İncelenmesi. Selçuk Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, Yüksek Lisans Tezi, 119s, Konya.
- Tereshko, V., Loengarov, A., 2005. Collective decision making in honey-bee foraging dynamics. Computing and Informaton Systems, 9(3), 1-7.
- Tokmak, M., 2011. Yapay Arı Kolonisi Algoritması ile Ders Çizelgeleme Probleminin Çözümü. Süleyman Demirel Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, Yüksek Lisans Tezi, 62s, Isparta.
- Yiğit, T., 2006. Meslek Liseleri Haftalık Ders Çizelgelerinin Genetik Algoritmalar Yardımıyla Oluşturulması. Gazi Üniversitesi Endüstriyel Sanatlar Eğitim Fakültesi Dergisi, 19, 25-39.