Mühendislik Bilimleri ve Tasarım Dergisi
7(3), 561 – 571, 2019
e-ISSN: 1308-6693

Journal of Engineering Sciences and Design
DOI: 10.21923/jesd.523623

Araştırma Makalesi Research Article

GEZGİN SATICI PROBLEMİNİN ÇÖZÜMÜ İÇİN MACAR ALGORİTMASI ESASLI YENİ BİR ÇÖZÜM YAKLAŞIMI

Kenan KARAGÜL*

Pamukkale Üniversitesi, Honaz MYO, Yönetim ve Organizasyon Bölümü, Denizli, Türkiye

Anahtar Kelimeler

Gezgin satıcı problemi, Macar algoritması, Munkres algoritması, En yakın komşu sezgiseli, 2-Opt algoritması.

Öz

Bu çalışmada kombinatoryal optimizasyon alanının ünlü problemlerinden olan gezgin satıcı ve atama problemleri arasındaki ilişkiden faydalanan yeni bir çözüm algoritması önerilmektedir. Atama problemleri için optimal çözümü veren Macar Algoritması ile simetrik gezgin satıcı problemi için başlangıç çözümleri elde edilmiştir. Elde edilen başlangıç çözümleri En Yakın Komşu ve 2-Opt (NNH_2-Opt) sezgiselleri kullanılarak çözülmüştür. Önerilen yaklaşım sıklıkla kullanılan gezgin satıcı test problemleri ile analiz edilmiş ve bilimsel yazında yer alan bazı çalışmaların sonuçları ile kıyaslama yapılmıştır. Sonuç olarak, önerilen yöntemin hem çözüm hızı hem de çözüm kalitesi bakımından kıyaslanan yöntemlere göre iyi olduğu gösterilmiştir. Özellikle, problem boyutu büyüdükçe kıyaslanan yöntemlerin çözüm süresi uzarken, önerilen yöntem büyük boyutlu problemler için de hızlı çözümler sunabilmektedir.

A NOVEL SOLUTION APPROACH FOR SOLVING TRAVELING SALESMAN PROBLEM BASED ON HUNGARIAN ALGORITHM

Keywords

Travelling salesman problem, Hungarian algorithm, Munkres algorithm, Nearest neighbor heuristic, 2-Opt algorithm.

Abstract

In this study, a novel solution algorithm which takes advantage of the relationship between traveling salesman and assignment problems which are famous problems of combinatorial optimization area is proposed. By using the Hungarian Algorithm, which provides the optimal solution for the assignment problems, initial solutions were obtained for the symmetric traveling salesman problem. The obtained initial solutions were solved using the Nearest Neighbor and 2-Opt (NNH_2-Opt) heuristics. The proposed approach has been analyzed with the frequently used traveling salesman test problems and compared with the results of some studies in the scientific literature. As a result, it has been shown that the proposed method is superior to the other methods with regard to solution speed and quality. In particular, as the size of the problem increases, the solution times of the compared methods are getting longer, while the proposed method can also provide fast solutions for large-scale problems.

Alıntı / Cite

Karagül, K. (2019). Gezgin Satıcı Probleminin Çözümü İçin Macar Algoritması Esaslı Yeni Bir Çözüm Yaklaşımı, Mühendislik Bilimleri ve Tasarım Dergisi, 7(3), 561-571.

YazarKimliği / Author ID (ORCID Number)	MakaleSüreci / Article Process	
K. Karagül, 0000-0001-5397-4464	**BaşvuruTarihi / Submission Date**	07.02.2019
	RevizyonTarihi / Revision Date	15.03.2019
	Kabul Tarihi / Accepted Date	27.03.2019
	YayımTarihi / Published Date	15.09.2019

* İlgili yazar / Corresponding author: kkaragul@pau.edu.tr, +90-258-811-5070

1. Giriş

Üretilen ürünlerin, hammadde noktalarından müşterilere ulaştırılıncaya kadar var olan toplam maliyetin önemli bir mikarı lojistik operasyonlara tahsis edilmektedir. Bu nedenle ulaştırma problemleri hem teori hem uygulama açısından oldukça önemlidir. Ulaştırma problemi, m adet kaynaktan n adet talep noktasına ürünlerin en az maliyetle dağıtımının planlanmasında ortaya çıkan optimizasyon problemidir. Atama problemi (AP) ise n adet işe atanacak n adet kişinin fayda skorlarının gösterildiği bir matristen hareketle, her bir kişinin sadece tek bir işe atandığında elde edilecek en büyük faydanın belirlendiği problemdir (Kuhn, 1955; Munkres, 1957). Ulaştırma problemi ve AP birbiriyle benzer şekilde ele alınan, yakın ilişkili problemlerdir. Genel olarak bakıldığında her iki problem de kapasiteli ağ akış probleminin özel türüdür (Dantzig ve Thapa, 1997). Diğer taraftan, yine bilimsel yazında çok çalışılan ve temel yöneylem araştırması problemlerinden biri olan gezgin satıcı problemi (GSP) yukarıda bahsedilen problemler ile büyük oranda benzerlik gösterir.

Günümüzde gerek araştırmacılar gerekse endüstriyel uygulayıcılar gezgin satıcı problemine (GSP) hızlı ve etkin çözümler üretebilecek yöntemler geliştirmek için yoğun çaba harcamaktadır. Bu çalışmada, GSP'nin çözümü için Macar Algoritması esaslı çözüm yöntemleri önerilmektedir. Ulaştırma problemi, AP ve GSP arasındaki benzerlikler üzerinden hareketle yeni çözüm yaklaşımları sunulmaya çalışılmıştır. Bu bağlamda, AP için optimal çözüm üreten Macar algoritması kullanılarak GSP için başlangıç çözümleri elde edilmektedir. Bu çıktılarla GSP çözüm sezgiselleri kullanılarak GSP için hızlı ve etkin çözümler bulunması hedeflenmektedir.

Çalışmanın ikinci bölümünde Macar Algoritması ve GSP ile ilgili bilimsel yazın kısaca sunulmuştur. Üçüncü bölümde önerilen çözüm yaklaşımı, dördüncü bölümde deneysel çalışmalar ve son kısımda ise sonuç ve öneriler yer almaktadır.

2. Bilimsel Yazın Taraması

2.1. Gezgin Satıcı ve Atama Problemleri İle İlgili Çalışmalar

GSP bir satıcının belirli bir kasabadan başlayarak, satış bölgesinde yer alan tüm kasabaları sadece bir kez ziyaret etmek koşulu ile tekrar başlangıç kasabasına dönmesini ifade eder. Satıcının bu turu kapalı bir çevrimdir ve problem olası ziyaret sıralamalarının tümünü ifade eden çözüm uzayındaki en kısa turu veren çözümü elde etmektir. GSP için bir çok farklı problem tipi tanımlanmıştır. Ancak bu kapsamlı tanımlamalar yerine burada sadece uzaklık matrisine bağlı iki türü tanımlanacaktır. Uzaklık matrisine göre simetrik ve asimetrik olmak üzere iki türü vardır. Simetrik GSP için uzaklık matrisi $C=[c_{ij}]$ Her i ve j için c_{ij}, i kasabasından j kasabasına olan mesafe ve c_{ji} tersini ifade eder ve $c_{ij}=c_{ji}$ koşulunu sağlar. Asimetrik GSP için ise $c_{ij}\neq c_{ji}$ koşulunu sağlar.

GSP tanımlanması ve anlatılması kolay, ancak çözümü oldukça zor bir problemdir. Küçük boyutlu problemler kesin matematiksel yöntemlerle çözülebilirken, çok büyük problemlerin kesin matematiksel yöntemlerle çözümü mümkün değildir. GSP bilimsel yazında NP-Zor sınıfında yer alan bir problem olarak belirli hale gelmiştir. Kombinatoryal optimizasyon problemleri sınıfında yer alan GSP için literatürün büyük çoğunluğu sezgisel ve metasezgisel yaklaşımlardan oluşmaktadır. Sezgisel ve metasezgisellerin yoğun şekilde kullanılması bir tesadüf değildir. Çünkü ancak bu yaklaşımların kullanımıyla optimal ve/veya optimale yakın çözümlere kabul edilebilir sürelerde ulaşılabilmektedir (Ratliff ve Rosenthal, 1983). Literatürün çok büyük bölümü GSP çözümü için sezgisel ve/veya metasezgisellere ayrıldığı için tüm literatürün ortaya konması olası değildir. Bu noktada, genetik algoritma (Zhao vd., 2009; Joines vd., 2017), akışkan genetik algoritma (Şahin ve Karagül, 2019), evrimsel hesaplamaya dayalı harmoni arama algoritması (Karagül vd., 2016), parçacık sürü optimizasyonu (Dorigo ve Gambardella, 1997), karınca kolonisi optimizasyonu(Mavrovouniotis ve Yang, 2013), tabu arama (Gendreau vd., 1998), benzetimli tavlama (Malek vd., 1989) GSP'nin çözümünde kullanılan sezgisel ve metasezgisel yöntemlere örnek olarak verilebilir.

Halim ve Ismail (2017) en yakın komşu (NN), genetik algoritma (GA), benzetimli tavlama, karınca kolonisi optimizasyonu (ACO) ve ağaç fizyolojisi optimizasyon algoritmalarının (TPO) GSP çözüm performanslarını karşılaştırmıştır. Antosiewicz vd., (2013) GSP'nin çözümü için altı adet metasezgisel yöntemi karşılaştırmıştır. Yapılan karşılaştırma sonucunda benzetimli tavlama en iyi çözümleri bulurken, tabu arama düşük varyanslı hızlı sonuçlar üretmiştir. Chitty (2017) büyük boyutlu GSP test problemlerinin çözümü için Karınca Kolonisi Optimizasyonu (ACO) yöntemini çözüm yaklaşımı olarak kullanmıştır. Önerilen yöntem ile elde edilen sonuçlar Halim ve Ismail (2017), Antosiewicz vd., (2013) ve Chitty (2017)'de yer alan sonuçlar ile çözüm süresi ve performansı bakımından kıyaslanmıştır.

GSP ve AP, uygulama ile çok yakından ilgili olmaları ve oldukça basit ve anlaşılır yapıları nedeniyle çok büyük ilgi gören klasik kombinatoryal optimizasyon problemleridir. AP için nxn'lik bir atama, n sayıda iş kümesinin bir permütasyonunu ifade eder. Bunun anlamı AP'nin kombinatoryal formülasyonudur ve n! içerir. GSP bir çevrime sahip permütasyon kümesine ek kısıtların eklenmesi ile elde edilir. n kümesinin tüm çevrimlerini içeren permütasyonlar kümesi (n-1)! elemana sahiptir. Bu bağlamda graf teorisine göre çevrimsel permütasyon bir turdur. Bir çevrim bir grafta her düğümden kesinlikle bir kez geçiyorsa

Hamiltonyan ya da bir tur olarak adlandırılır. AP için atama politopu (İki veya daha fazla boyutta tanımlı çokgen) tüm uç noktalarının dışbükey örtüsü (convex hull) (Matematikte Dışbükey örtü veya zarf)çevrimsel permütasyonlara karşılık gelir ve GSP politopu olarak adlandırılır (Burkard, 1979). Gilmore vd. (1964), Little vd. (1963) ve Lawler (1971) tarafından yapılan çalışmalarda atama problemi çözüm yaklaşımları ile yakın ilişkili GSP çözüm önerileri getirilmiştir. Balas ve Christofides (1981) asimetrik GSP için atama problemine dayanan çözüm yaklaşımı önermişlerdir. Lucena (1990) tarafından zamana bağlı GSP için teslim durumu analiz edilmiş ve atama ile ilişkili çözüm yaklaşımı önerilmiştir. Bir başka literatür çalışmasında Macar algoritması muğlak maliyetli GSP çözmek için kullanılmıştır (Nayak vd., 2017). Basirzadeh (2014) atama yaklaşımı ile asimetrik GSP için bir çözüm yaklaşımı önermiş ve iki küçük örnek üzerinde önerilen yöntemin çözümlerini göstermiştir. Mondal vd. (2013) tarafından yapılan çalışmada kodlar Fortran dilinde geliştirilmiş ve önerilen yaklaşım küçük problemlerle gösterilmiştir. Mondal vd. (2013) tarafından önerilen yaklaşımda yine asimetrik GSP içindir.

2.2. Macar Algoritması İle İlgili Çalışmalar

Macar algoritması, doğrusal programlama tekniğinin ortaya çıkışından yaklaşık 15 yıl önce D. König ve E. Egerváry adlı Macar matematikçiler tarafından önerilmiştir (Kuhn, 1955). Bu yöntem, ilgili talepler doğrultusunda homojen ürünlerin belirli kaynaklardan belirli talep noktalarına maliyetlerin en küçüklenmesini temel alarak taşınması için geliştirilmiş bir yöntemdir. İlk geliştirildiği dönemde ağ akış problemlerinin çözümünde kullanılırken, devam eden süreçte önce ulaştırma problemleri, sonrasında da doğrusal programlama problemleri için genelleştirilmiştir (Balinski ve Gomory, 1964).

AP çözümü için temel olarak iki yöntem önerilmiştir. Bunlardan birisi Kuhn'un Macar Algoritması, diğeri ise Munkres'in Macar Algoritmasıdır. Macar algoritmasının en önemli katkısı, günümüzde bütünleşik optimizasyon problemlerinin çözümü için geliştirilen algoritmalar alanındaki hızlı gelişmelerin başlangıç noktası olmasıdır (Frank, 2005).

Macar algoritmasının ulaştırma probleminin çözümüne ilişkin uzantıları literatürde yer almaktadır. Robinson (1949) asimetrik GSP'nin çözümü için Macar algoritması esaslı bir yöntem önermiştir. Balinski ve Gomory (1964) atama ve ulaştırma problemleri için iyi bilinen Macar yönteminin duali olan basit bir hesaplama yöntemi önermiştir. Bertsekas (1981) klasik atama problemi için Macar algoritmasına alternatif bir algoritma geliştirmiştir. Önerilen algoritmanın rassal olarak üretilmiş atama problemleri üzerinde yapılan testlerde üstünlük sağladığı görülmektedir. Jonker ve Volgenant (1986) Macar algoritmasını geliştirmek üzere kolay uygulanabilir üç farklı öneri sunmuştur. Yapılan geliştirmeler Macar algoritmasına göre daha etkin ve daha hızlı çözümler sağlamıştır. Kolinski ve Kolinski (2013) Macar algoritmasını örgütsel bakış açısı ile operasyonel etkinlik değerlendirmesinde kullanmıştır.

Literatür incelendiğinde çok eski zamanlara dayanan çalışmalarda GSP ve AP arasındaki ilişkilerin irdelendiği ve bazı çözüm önerileri getirildiği görülmektedir. Ancak son dönemlerde simetrik GSP'nin çözümü için önerilmiş herhangi bir çözüm yaklaşımına rastlanmamıştır. Önceki çalışmalardan farklı olarak bu çalışmada simetrik GSP'nin çözümü üzerinde durulmaktadır. Takip eden bölümde önerilen yöntemin detayları yer almaktadır.

3. Materyal ve Yöntem

Çalışma kapsamında önerilen yöntem, Macar algoritması ile elde edilen çözümlerin GSP çözüm yaklaşımına (NNH_2-Opt) girdi olarak verilmesi esasına dayanmaktadır. Başka bir deyişle, kaliteli Macar algoritması çözümlerinin GSP çözüm yöntemleri için etkin başlangıç çözümleri olarak kullanılması hedeflenmiştir. Önerilen yöntemin detaylarına geçmeden önce En Yakın Komşu ve 2-Opt yöntemleri hakkında kısa bilgiler takip eden bölümlerde sunulmaktadır.

3.1. En Yakın Komşu Sezgiseli

En yakın komşu özellikle rota kurucu olarak görev yapan basit ama kullanışlı bir sezgiseldir. Yöntemin adımları şu şekildedir (Şahin ve Kulak, 2013);

Adım 1: Başlangıç noktasından en kısa mesafeli dağıtım noktasını belirle.
Adım 2: İlk dağıtım noktasından diğer dağıtım noktalarına olan mesafeyi belirle;
Adım 3: Mevcut mesafeler arasında en kısa olanı seç ve ikinci dağıtım noktasını belirle,
Adım 4: Tüm dağıtım noktaları tamamlanana kadar Adım 2 ve 3 ü tekrar et.
Adım 5: Dağıtım noktalarının belirlenme sırasına göre dağıtım noktalarını birleştir ve rotayı göster.

3.2. 2-Opt Sezgiseli

Çeşitli yöntemlerle elde edilen rotaların geliştirilmesi için Croes (1958) tarafından önerilen 2-Opt yöntemi literatürde yaygın olarak kullanılmaktadır. 2-opt algoritmasının adımları aşağıda listelenmiştir (Eryavuz ve Gencer, 2001; Şahin ve Kulak, 2013);

Adım 1: Rastsal olarak turdaki parça çiftlerini belirle.
Adım 2: Tur bozulmayacak şekilde, parça çiftlerinin yerini değiştir.

Adım 3: Yeni oluşan tur önceki tura göre bir gelişme sağlamış ise parça çiftleri yeni yerlerinde kalır, gelişme sağlanmamış ise eski yerine iade edilir.

3.3. Önerilen Çözüm Yaklaşımları

3.3.1. Önerilen Yaklaşım 1: Macar-1

Macar algoritmasına dayanan ilk çözüm yaklaşımı önerisi Macar-1 adıyla aşağıdaki şekilde önerilmiştir.

Adım 1: GSP uzaklık matrisini girdi verisi olarak al ve Macar algoritması için maliyet matrisi olarak kullan.
Adım 2: Macar algoritmasının çözümünü GSP için başlangıç çözümü olarak kullan.
Adım 3: Başlangıç çözümlerini NNH_2-Opt yaklaşımı ile çöz ve GSP sonucunu elde et.

3.3.2. Önerilen Yaklaşım 2: Macar-4

Macar algoritmasına dayanan ikinci çözüm yaklaşımı önerisi Macar-4 adıyla aşağıdaki şekilde önerilmiştir.

Adım 1: GSP uzaklık matrisini girdi verisi olarak al.
Adım 2: GSP uzaklık matrisinin üst üçgeni dışındaki tüm elemanlarına sonsuz değeri ata.
Adım 3: Elde edilen matrisi Macar algoritmasının maliyet matrisi olarak kullan ve çözümü bul.çözümünü GSP için başlangıç çözümü olarak kullan.Başlangıç çözümlerini NNH_2-Opt yaklaşımı ile çöz ve GSP sonucunu elde et.
Adım 4: Macar algoritmasının çözümünü GSP için başlangıç çözümü olarak kullan.
Adım 5: Başlangıç çözümlerini NNH_2-Opt yaklaşımı ile çöz ve GSP sonucunu elde et.

Yöntemler GSP maliyet matrisinin Macar algoritmasına atama problemi matrisi olarak verilmesi ile başlar ve atama çözümü GSP çözüm algoritması için başlangıç çözümü olarak belirlenir. Bu noktada iki farklı yaklaşım geliştirilmiştir. Birinci yaklaşımda, standart GSP maliyet matrisi Macar algoritmasına girdi olarak verilmiş ve Macar-1 olarak adlandırılmıştır. İkinci yaklaşımda ise GSP maliyet matrisinin alt üçgeni olarak ifade edilen kısmının sonsuz değerler atanması ile elde edilen matris Macar algoritması için girdi olarak verilmiş ve bu yöntem ise Macar-4 olarak adlandırılmıştır. Önerilen yaklaşımlar Ek-1'de koordinatları ve uzaklık matrisi verilen küçük bir problem üzerinde açıklanmıştır. Örnek problem Antosiewicz vd., (2013) tarafından GSP için üretilmiş en küçük boyutlu iki problemden biridir. Uzaklık matrisleri ve önerilen çözüm yöntemi ile elde edilen çözümler sırasıyla Tablo 1 ve Tablo 2'de sunulmuştur. Tablo 1'de Macar-1 yaklaşımının girdi matrisi ve Macar algoritmasının GSP çözümü (1062) ile NNH_2-Opt yaklaşımının çözümü (426) gösterilmiştir. Tablo 2'de ise Macar-4 yaklaşımı için kullanılan girdi matrisi, Macar algoritması ile elde edilen GSP çözümü (1062) ve NNH_2-Opt yaklaşımının çözümü (397) yer almaktadır. Elde edilen 397 değeri aynı zamanda bu problem için optimal çözüm değeridir.

Tablo 1. GSP Çözümü İçin Macar-1 Girdi Matrisi

	1	**2**	**3**	**4**	**5**	**6**	**7**	**8**	**9**	**10**	**11**	**12**	**13**	**14**	**15**	**16**	**17**	**18**	**19**	**20**
1	0	84	51	81	111	68	31	56	117	48	62	69	80	90	26	55	44	71	69	60
2	84	0	60	23	28	65	56	35	34	38	22	17	52	6	67	29	44	18	52	66
3	51	60	0	72	87	88	26	55	85	45	48	54	88	66	56	43	23	58	19	83
4	81	23	72	0	35	45	59	25	49	34	24	18	29	24	59	30	51	14	69	47
5	111	28	87	35	0	79	84	58	19	64	49	42	61	22	92	56	73	41	77	82
6	68	65	88	45	79	0	64	36	94	44	51	51	20	68	42	50	66	48	95	8
7	31	56	26	59	84	64	0	36	88	26	36	44	68	62	30	29	13	46	41	58
8	56	35	55	25	58	36	36	0	68	11	15	18	33	40	34	14	32	18	59	34
9	117	34	85	49	19	94	88	68	0	71	56	50	77	28	101	63	75	50	71	96
10	48	38	45	34	64	44	26	11	71	0	15	22	44	43	30	9	22	23	51	40
11	62	22	48	24	49	51	36	15	56	15	0	7	44	28	45	8	27	11	47	49
12	69	17	54	18	42	51	44	18	50	22	7	0	41	22	51	15	34	4	52	50
13	80	52	88	29	61	20	68	33	77	44	44	41	0	53	54	46	66	38	91	26
14	90	6	66	24	22	68	62	40	28	43	28	22	53	0	73	35	51	22	57	69
15	26	67	56	59	92	42	30	34	101	30	45	51	54	73	0	38	39	51	70	35
16	55	29	43	30	56	50	29	14	63	9	8	15	46	35	38	0	21	17	45	47
17	44	44	23	51	73	66	13	32	75	22	27	34	66	51	39	21	0	38	31	61
18	71	18	58	14	41	48	46	18	50	23	11	4	38	22	51	17	38	0	56	48
19	69	52	19	69	77	95	41	59	71	51	47	52	91	57	70	45	31	56	0	91
20	60	66	83	47	82	8	58	34	96	40	49	50	26	69	35	47	61	48	91	0

[GSP İçin Macar-1 Çözümü]
[1 2 3 4 5 6 7 8 9 10 11 12 13 14 15 16 17 18 19 20]
Maliyet : 1062
[GSP İçin NNH_2-Opt Çözümü]
[9 5 14 2 4 18 12 11 16 17 10 8 13 6 20 15 1 7 3 19]
Maliyet : 426

Tablo 2. GSP Çözümü İçin Macar-4 Girdi Matrisi

	1	**2**	**3**	**4**	**5**	**6**	**7**	**8**	**9**	**10**	**11**	**12**	**13**	**14**	**15**	**16**	**17**	**18**	**19**	**20**
1	Inf	84	51	81	111	68	31	56	117	48	62	69	80	90	26	55	44	71	69	60
2	Inf	Inf	120	46	56	130	112	70	68	76	44	34	104	12	134	58	88	36	104	132
3	Inf	Inf	Inf	144	174	176	52	110	170	90	96	108	176	132	112	86	46	116	38	166
4	Inf	Inf	Inf	Inf	70	90	118	50	98	68	48	36	58	48	118	60	102	28	138	94
5	Inf	Inf	Inf	Inf	Inf	158	168	116	38	128	98	84	122	44	184	112	146	82	154	164
6	Inf	Inf	Inf	Inf	Inf	Inf	128	72	188	88	102	102	40	136	84	100	132	96	190	16
7	Inf	Inf	Inf	Inf	Inf	Inf	Inf	72	176	52	72	88	136	124	60	58	26	92	82	116
8	Inf	Inf	Inf	Inf	Inf	Inf	Inf	Inf	136	22	30	36	66	80	68	28	64	36	118	68
9	Inf	Inf	Inf	Inf	Inf	Inf	Inf	Inf	Inf	142	112	100	154	56	202	126	150	100	142	192
10	Inf	Inf	Inf	Inf	Inf	Inf	Inf	Inf	Inf	Inf	30	44	88	86	60	18	44	46	102	80
11	Inf	Inf	Inf	Inf	Inf	Inf	Inf	Inf	Inf	Inf	Inf	14	88	56	90	16	54	22	94	98
12	Inf	Inf	Inf	Inf	Inf	Inf	Inf	Inf	Inf	Inf	Inf	Inf	82	44	102	30	68	8	104	100
13	Inf	Inf	Inf	Inf	Inf	Inf	Inf	Inf	Inf	Inf	Inf	Inf	Inf	106	108	92	132	76	182	52
14	Inf	Inf	Inf	Inf	Inf	Inf	Inf	Inf	Inf	Inf	Inf	Inf	Inf	Inf	146	70	102	44	114	138
15	Inf	Inf	Inf	Inf	Inf	Inf	Inf	Inf	Inf	Inf	Inf	Inf	Inf	Inf	Inf	76	78	102	140	70
16	Inf	Inf	Inf	Inf	Inf	Inf	Inf	Inf	Inf	Inf	Inf	Inf	Inf	Inf	Inf	Inf	42	34	90	94
17	Inf	Inf	Inf	Inf	Inf	Inf	Inf	Inf	Inf	Inf	Inf	Inf	Inf	Inf	Inf	Inf	Inf	76	62	122
18	Inf	Inf	Inf	Inf	Inf	Inf	Inf	Inf	Inf	Inf	Inf	Inf	Inf	Inf	Inf	Inf	Inf	Inf	112	96
19	Inf	Inf	Inf	Inf	Inf	Inf	Inf	Inf	Inf	Inf	Inf	Inf	Inf	Inf	Inf	Inf	Inf	Inf	Inf	182
20	Inf	Inf	Inf	Inf	Inf	Inf	Inf	Inf	Inf	Inf	Inf	Inf	Inf	Inf	Inf	Inf	Inf	Inf	Inf	Inf

[GSP İçin Macar-4 Çözümü]
[2 3 4 5 6 7 8 9 10 11 12 13 14 15 16 17 18 19 20 1]
Maliyet : 1062
[GSP İçin NNH-2_Opt Çözümü]
[4 5 9 14 2 18 12 11 16 8 10 17 19 3 7 1 15 20 6 13]
Maliyet : 397

4. Araştırma Bulguları

4.1. Deneysel Sonuçlar

Yapılan ön değerlendirmeler sonucunda Macar-1 algoritmasının etkin çözümler üretemediği gözlemlenmiştir. Bu nedenle Macar-4 yaklaşımı ile literatürdeki GSP çözümleri arasındaki durum değerlendirmeye alınmıştır. Yapılan tüm analizlerde Windows 10 işletim sistemi üzerinde Matlab 2016b ve Intel Core i7-4800MQ, 2.70 GHz, 16 MB dizüstü bilgisayar tek çekirdek ile kullanılmıştır. Bu amaçla ilk aşamada Antosiewicz vd., (2013) tarafından kullanılan sekiz adet GSP problemi analiz edilmiş ve bir durum değerlendirmesi yapılmıştır. Karşılaştırmalar Tablo 3'te sunulmuştur. Bu tabloda sekiz adet problemin Test, OPT, GA, HS, PSO, QA, SA, TS, 2-OPT, Macar-4 başlıkları sırası ile problem adı, Optimal çözüm, Genetik Algoritma, Harmonik Arama, Parçacık Sürü Optimizasyonu, Kuantum Algoritması, Benzetimli Tavlama, Tabu Arama, 2_Opt ve Macar-4 girdisine dayanan NNH-2_Opt çözümlerini göstermektedir. Bu tablodaki sezgisel çözümler ve optimal çözümler Antosiewicz vd. (2013) makalesinden alınmıştır.

Tablo 3. Küçük Boyutlu GSP Çözümleri Karşılaştırması

Test	OPT	GA	HS	PSO	QA	SA	TS	2-OPT	Macar-4
20 (a)	**397**	510	524	544	480	408	430	524	397
20 (b)	**367**	535	403	556	494	367	436	553	367
50 (a)	**560**	1613	1109	1790	1041	586	703	996	592
50 (b)	**571**	1576	1116	1746	1008	695	700	1011	587
80 (a)	**709**	2693	2446	2931	2154	802	909	1325	723
80 (b)	**687**	2812	2541	2098	2273	779	903	1280	703
att48	**333**	398	524	883	485	342	385	570	350
eil76	**538**	785	1284	1783	1170	582	642	887	558
Ortalama	**520,25**	**1365,25**	**1243,38**	**1541,38**	**1138,13**	**570,13**	**638,50**	**893,25**	**534,63**

Tablo 3 incelendiğinde ortalama çözüm değerleri tüm problemler için optimal ortalama değeri 520,25'ten oldukça uzaktadır. En yakın ortalama değer 534 ile Macar-4 yaklaşımına aittir. Macar-4 yaklaşımı 1 ve 2 nolu problemlerde optimal değere ulaşırken, optimalden sapma ortalaması %2,76 olarak gerçekleşmiştir. Aynı zamanda çözüm süreleri açısından bir karşılaştırma yapıldığında her bir problem 100 sn çalıştırılarak sezgisel algoritmaların çözümleri elde edilmiştir. Macar-4 yaklaşımına dayanan GSP çözümü 20(a) için 0,0652 sn ve 80 (b) problemi için 0,0914 sn ve 100 sn ile kıyaslanamayacak kadar küçüktür.

Tablo 4. GSP Çözümlerinin Karşılaştırması

		NNH-2_Opt												
Test	**OPT**	**1**	**2**	**3**	**4**	**5**	**6**	**7**	**8**	**9**	**10**	**Ort**	**NN**	**Macar-4**
20 (a)	**397**	397	397	404	438	402	402	401	404	401	397	404,3	406,5	397
20 (b)	**367**	367	367	367	367	367	367	367	367	367	367	367,0	380,0	367
50 (a)	**560**	593	588	602	584	600	598	574	612	570	592	591,3	656,1	592
50 (b)	**571**	597	587	612	589	580	597	582	602	595	587	592,8	615,2	587
80 (a)	**709**	722	736	764	729	739	741	716	719	728	737	733,1	797,4	723
80 (b)	**687**	700	742	708	694	699	697	726	716	726	703	711,1	721,4	703
att48	**333**	345	350	342	350	345	350	352	337	348	362	348,1	392,4	350
eil76	**538**	555	546	567	563	564	552	567	559	565	555	559,3	612,7	558
Ortalama	**520,25**	**534,50**	**539,13**	**545,75**	**539,25**	**537,00**	**538,00**	**535,63**	**539,50**	**537,50**	**537,50**	**538,38**	**572,7**	**534,63**

Tablo 4'te sekiz adet küçük GSP problemi için NNH_2-Opt her problem için on kez koşturulmuş ve Ort sütununda bu koşturmalara ilişkin ortalama değerler gösterilmiştir. NN olarak adlandırılan sütunda ise En Yakın komşu algoritmasına ilişkin çözümler gösterilmiştir. Son sütunda yine Macar-4 yaklaşımına dayanan NNH_2-Opt çözümleri gösterilmiştir. Ortalamalar üzerinden bakıldığında NNH_2-Opt yaklaşımının ve standart NN yaklaşımlarının daha kötü çözümler ürettiği görülmektedir. Ancak elde edilen çözümlere bakıldığında NN yaklaşımının en kötü çözümleri verdiği, NNH_2-Opt yaklaşımın optimal çözümleri yakaladığı görülmektedir.

Tablo 5'te Halim ve Ismail (2017)'de yer alan NN, GA, SA, TS, ACO, TPO sezgisel algoritmaları ile TSPLIB (Traveling Salesman Problem Library, Literatürde en çok kullanılan GSP test problemleri kütüphanesi)'deki bir grup problem analiz edilmiştir. Bu makalede elde edilen araştırma sonuçları Macar-4 algoritmasına dayanan GSP çözümleri ile çözüm kalitesi ve süre açısından karşılaştırılmıştır. Deneyler için kullanılan veri setleri Heidelber Üniversitesi web sayfasından alınmıştır (TSPLIB95, 2018).

Tablo 5 incelendiğinde, Macar-4 yönteminin çözüm süreleri rd400 problemi dışındaki tüm problemler için 1 sn'den daha küçüktür. Diğer yöntemlerin çözüm süreleri ise ilgili çalışmada yer alan süre grafikleri üzerinden yapılan değerlendirmeye göre oldukça uzundur.

Tablo 5'teki problemlerinin çözümlerine ilişkin göreli karşılaştırmalar Tablo 6'da sunulmuştur. Her bir yaklaşımdan elde edilen ortalama çözüm değeri optimal çözümlere oranlanmıştır. Hem optimal çözüme göre hem de çözümler arasındaki göreli üstünlük bu sayede açıkça görülmektedir. Bağıl oran sütunundaki 1 değeri optimal çözümü, 1'den büyük değerler ise optimale yaklaşımı ifade etmektedir.

Tablo 6 incelendiğinde ilk sütundaki problemler için Macar-4 yaklaşımına dayanan GSP çözümü göreli olarak kötü ancak rekabetçidir. Ancak ikinci sütunda yer alan çözümlerde Macar-4 yaklaşımının çözüm üstünlüğü açıkça görülmektedir. Sonuç olarak, problem boyutunun büyümesiyle birlikte önerilen yöntem diğer yöntemlere kıyasla hem süre hem de kalite bakımından oldukça iyi sonuçlar sağlamaktadır. Önerilen yöntemin büyük boyutlu problemlerin çözümündeki performansını değerlendirmek için Chitty (2017) tarafından kullanılan veri setlerinden yararlanılmıştır. 5 adet büyük veri setinin Macar-4 yöntemiyle elde edilen çözüm değerleri ve süreleri Karınca Kolonisi Optimizasyon Algoritması ile edilen sonuçlar ile kıyaslanmıştır. Elde edilen sonuçlar Tablo 7'de gösterilmektedir.

Tablo 6 incelendiğinde ortalama çözüm kaliteleri açısından Karınca Kolonisi Optimizasyon Algoritmasının daha iyi bir performans sergilediği görülmektedir. Ancak yine problem boyutu büyüdükçe çözüm kalitesi üstünlüğü Macar-4 temelli GSP çözüm yaklaşımına geçmektedir. Bir diğer boyut olan çözüm süreleri incelendiğinde Macar-4 yönteminin tartışmasız olarak çok üstün durumda olduğu görülmektedir.

5. Sonuç ve Tartışma

Bu çalışma da gezgin satıcı problemini çözmek için Macar algoritmasına dayanan çözüm yaklaşımları önerilmiştir. Çalışmanın temeli, atama problemlerini optimal olarak çözen Macar algoritmasına dayanmaktadır. Buradan hareketle GSP probleminin çözümü için bir katkı oluşturulabilir mi sorusu araştırılmıştır. Yapılan araştırma GSP uzaklık matrisinin standart girdi olarak Macar algoritmasına verilmesi ile elde edilen atamanın GSP için iyi bir çözüm elde edilip edilmediği analiz edilmiştir. Görülmüştür ki atama problemi için optimal çözümler üreten Macar algoritması GSP için iyi çözümler üretememektedir. Bunun üzerine GSP maliyet matrisinde küçük değişiklikler yapılarak daha iyi çözümler üretilip üretilemediği araştırılmış ancak çözümlerin yine optimal GSP çözümüne çok uzak olduğu görülmüştür. Ancak Macar-4 yaklaşımı olarak adlandırılan uzaklık matrisi üzerinde yapılan değişikliklerin GSP için iyi başlangıç çözümleri olduğu görülmüştür. Bu bağlamda yapılan analizler ile Macar-4 yaklaşımı ile elde edilen çıktıların En Yakın Komşu ve 2-Opt yaklaşımlarını birlikte kullanan hibrit yaklaşım ile oldukça iyi sonuçlar verdiği gözlemlenmiştir. Bu gözlemler bilimsel yazında yer alan GSP test problemleri ile yapılan analizler sonucunda da doğrulanmıştır.

Tablo 5. GSP Test Problemleri Karşılaştırması

Problem	Algoritma	Optimal	Ortalama Çözüm	Sapma %	Std. Sapma	En İyi	En Kötü	Süre (sn)
	NN	**426**	505,08	18,56	1,17	503,17	505,99	
	GA	**426**	454,10	6,60	1,35	452,90	455,90	
	SA	**426**	439,13	3,08	2,29	437,42	443,04	
eil51	**TS**	**426**	439,10	3,08	4,00	434,01	443,58	
	ACO	**426**	467,46	9,73	0,91	466,54	468,43	
	TPO	**426**	437,26	2,64	1,65	435,28	438,91	
	Macar-4	**426**	**444**	**4,23**				**0,01**
	NN	**7542**	8182,78	8,50	1,66	8180,66	8185,26	
	GA	**7542**	7946,40	5,36	280,66	7546,00	8269,00	
	SA	**7542**	7960,67	5,55	44,69	7903,77	8020,72	
berlin52	**TS**	**7542**	7740,10	2,63	148,90	7544,37	7937,87	
	ACO	**7542**	7922,32	5,04	44,55	7872,59	7985,41	
	TPO	**7542**	7705,80	2,17	101,59	7544,00	7810,00	
	Macar-4	**7542**	**7944**	**5,33**				**0,01**
	NN	**675**	761,51	12,82	0,91	760,67	762,99	
	GA	**675**	700,72	3,81	10,07	685,75	711,07	
	SA	**675**	696,33	3,16	1,17	695,10	698,00	
st70	**TS**	**675**	690,27	2,26	9,23	680,99	703,74	
	ACO	**675**	756,55	12,08	11,20	739,87	768,75	
	TPO	**675**	697,12	3,28	2,19	694,91	699,86	
	Macar-4	**675**	**709**	**5,04**				**0,02**
	NN	**538**	612,26	13,80	0,73	611,38	613,16	
	GA	**538**	570,03	5,95	5,77	560,83	575,70	
	SA	**538**	567,15	5,42	1,84	564,68	569,22	
eil76	**TS**	**538**	561,71	4,41	5,07	554,54	568,65	
	ACO	**538**	590,69	9,79	2,87	586,43	594,06	
	TPO	**538**	556,77	3,49	11,03	545,65	574,31	
	Macar-4	**538**	**558**	**3,72**				**0,02**
	NN	**108159**	130921,92	21,05	1,06	130920,67	130923,18	
	GA	**108159**	122981,65	13,70	6098,68	117673,20	130630,95	
	SA	**108159**	113000,23	4,48	1788,28	110620,77	115152,60	
pr76	**TS**	**108159**	109930,19	1,64	688,21	109046,25	110943,51	
	ACO	**108159**	118733,31	9,78	2051,79	116259,14	121226,86	
	TPO	**108159**	113843,92	5,26	2777,70	111341,00	117865,61	
	Macar-4	**108159**	**114283**	**5,66**				**0,01**
	NN	**1211**	1368,75	13,03	1,54	1366,44	1370,53	
	GA	**1211**	1285,61	6,16	1,15	1284,62	1287,56	
	SA	**1211**	1277,36	5,48	0,85	1276,54	1278,66	
rat99	**TS**	**1211**	1243,47	2,68	8,35	1233,45	1252,59	
	ACO	**1211**	1324,30	9,36	2,47	1320,54	1326,40	
	TPO	**1211**	1265,85	4,53	0,91	1264,74	1267,18	
	Macar-4	**1211**	**1317**	**8,75**				**0,02**
	NN	**21282**	24697,83	16,05	1,65	24695,35	24699,54	
	GA	**21282**	22726,20	6,79	504,18	22278,00	23368,00	
	SA	**21282**	22277,50	4,68	708,29	21837,88	22782,68	
kroA100	**TS**	**21282**	22521,64	5,82	215,30	22293,45	22794,73	
	ACO	**21282**	22941,68	7,80	29,83	22908,97	22990,15	
	TPO	**21282**	22463,60	5,55	445,45	21795,00	22852,00	
	Macar-4	**21282**	**21393**	**0,52**				**0,05**
	NN	**629**	735,98	17,01	0,40	735,43	736,37	
	GA	**629**	685,89	9,04	3,81	680,67	689,56	
	SA	**629**	672,13	6,86	5,93	664,29	679,72	
eil101	**TS**	**629**	667,61	6,14	5,16	661,66	674,41	
	ACO	**629**	752,91	19,70	3,66	748,03	757,40	
	TPO	**629**	675,00	7,31	9,15	658,66	679,54	
	Macar-4	**629**	**630**	**0,16**				**0,03**
	NN	**6110**	7198,30	17,81	1,95	7195,17	7200,18	
	GA	**6110**	6610,80	8,20	159,12	6426,00	6777,00	
	SA	**6110**	6558,70	7,34	136,79	6335,90	6699,94	
ch130	**TS**	**6110**	6717,06	9,94	451,71	6214,81	7334,39	
	ACO	**6110**	6913,99	13,16	11,76	6900,30	6929,02	
	TPO	**6110**	6515,28	6,63	80,60	6409,03	6594,13	
	Macar-4	**6110**	**6388**	**4,55**				**0,09**
	NN	**6528**	7077,89	8,42	1,09	7076,50	7079,11	
	GA	**6528**	7004,76	7,30	3,46	7000,54	7009,40	
	SA	**6528**	7061,83	8,18	97,04	6951,57	7176,90	
ch150	**TS**	**6528**	6862,34	5,12	180,33	6616,01	7051,91	
	ACO	**6528**	7350,48	12,60	15,47	7331,64	7370,45	
	TPO	**6528**	6942,43	6,35	39,11	6900,20	6994,48	
	Macar-4	**6528**	**6758**	**3,52**				**0,13**
	NN	**2323**	2628,38	13,15	1,57	2625,65	2629,56	
	GA	**2323**	2414,52	3,94	5,90	2407,45	2420,54	
	SA	**2323**	2537,99	9,25	24,82	2497,54	2560,45	
rat195	**TS**	**2323**	2373,94	2,19	11,66	2359,36	2388,40	
	ACO	**2323**	2465,11	6,12	40,07	2401,43	2499,44	
	TPO	**2323**	2573,47	10,78	51,66	2516,24	2656,84	
	Macar-4	**2323**	**2392**	**2,97**				**0,07**
	NN	**15780**	18062,37	14,46	0,84	18061,17	18063,17	
	GA	**15780**	16582,86	5,09	172,00	16405,87	16829,83	
	SA	**15780**	16380,49	3,81	247,95	16035,16	16728,84	
d198	**TS**	**15780**	16083,48	1,92	32,19	16043,14	16124,63	
	ACO	**15780**	18031,92	14,27	155,01	17806,47	18206,47	
	TPO	**15780**	16645,64	5,49	126,95	16440,25	16767,17	
	Macar-4	**15780**	**16036**	**1,62**				**0,07**
	NN	**2579**	3094,21	19,98	0,43	3093,78	3094,89	
	GA	**2579**	2789,83	8,82	47,47	2787,75	2894,43	
	SA	**2579**	2830,18	9,74	87,54	2766,43	2976,77	
a280	**TS**	**2579**	2800,79	8,60	13,18	2786,31	2816,81	
	ACO	**2579**	2867,85	11,20	88,22	2733,74	2965,85	
	TPO	**2579**	2790,54	7,89	13,63	2763,00	2795,04	
	Macar-4	**2579**	**2740**	**6,24**				**0,04**
	NN	**15281**	18219,35	19,23	1,96	18216,53	18221,99	
	GA	**15281**	16567,29	8,42	145,90	16346,38	16752,11	
	SA	**15281**	16816,65	10,05	47,86	16763,14	16880,70	
rd400	**TS**	**15281**	20723,56	35,62	15,13	20703,33	20739,47	
	ACO	**15281**	19259,06	26,03	75,28	19165,00	19365,00	
	TPO	**15281**	18190,84	19,04	116,68	18049,89	18372,33	
	Macar-4	**15281**	**15887**	**3,97**				**1,10**
	NN	**50778**	58952,63	16,10	2,18	58950,14	58955,99	
	GA	**50778**	55718,90	9,73	750,90	54424,78	56337,00	
	SA	**50778**	57421,04	13,08	730,06	56207,01	57987,05	
pcb442	**TS**	**50778**	83123,01	63,70	42,22	83059,00	83172,00	
	ACO	**50778**	63436,70	24,93	504,87	62543,00	63741,52	
	TPO	**50778**	60750,43	19,64	4264,65	56742,00	65929,80	
	Macar-4	**50778**	**53274**	**4,92**				**0,70**

Tablo 6. GSP Test Problemleri Göreli Karşılaştırması

Problem	Algoritma	Bağıl Oran	Problem	Algoritma	Bağıl Oran
	NN	1,19		NN	1,18
	GA	1,07		GA	1,08
	SA	1,03		SA	1,07
eil51	TS	1,03	ch130	TS	1,10
	ACO	1,10		ACO	1,13
	TPO	1,03		TPO	1,07
	Macar-4	**1,04**		**Macar-4**	**1,05**
	NN	1,08		NN	1,08
	GA	1,05		GA	1,07
	SA	1,06		SA	1,08
berlin52	TS	1,03	ch150	TS	1,05
	ACO	1,05		ACO	1,13
	TPO	1,02		TPO	1,06
	Macar-4	**1,05**		**Macar-4**	**1,04**
	NN	1,13		NN	1,13
	GA	1,04		GA	1,04
	SA	1,03		SA	1,09
st70	TS	1,02	rat195	TS	1,02
	ACO	1,12		ACO	1,06
	TPO	1,03		TPO	1,11
	Macar-4	**1,05**		**Macar-4**	**1,03**
	NN	1,14		NN	1,14
	GA	1,06		GA	1,05
	SA	1,05		SA	1,04
eil76	TS	1,04	d198	TS	1,02
	ACO	1,10		ACO	1,14
	TPO	1,03		TPO	1,05
	Macar-4	**1,04**		**Macar-4**	**1,02**
	NN	1,21		NN	1,20
	GA	1,14		GA	1,08
	SA	1,04		SA	1,10
pr76	TS	1,02	a280	TS	1,09
	ACO	1,10		ACO	1,11
	TPO	1,05		TPO	1,08
	Macar-4	**1,06**		**Macar-4**	**1,06**
	NN	1,13		NN	1,19
	GA	1,06		GA	1,08
	SA	1,05		SA	1,10
rat99	TS	1,03	rd400	TS	1,36
	ACO	1,09		ACO	1,26
	TPO	1,05		TPO	1,19
	Macar-4	**1,09**		**Macar-4**	**1,04**
	NN	1,16		NN	1,16
	GA	1,07		GA	1,10
	SA	1,05		SA	1,13
kroA100	TS	1,06	pcb442	TS	1,64
	ACO	1,08		ACO	1,25
	TPO	1,06		TPO	1,20
	Macar-4	**1,01**		**Macar-4**	**1,05**
	NN	1,17			
	GA	1,09			
	SA	1,07			
eil101	TS	1,06			
	ACO	1,20			
	TPO	1,07			
	Macar-4	**1,00**			

Analizler bölümünde ortaya çıkan sonuçlar incelendiğinde önerilen yaklaşımın çözüm kalitesi bakımından optimal çözümden sapma değerinin tüm problemler için yaklaşık %5 civarında olduğu görülmektedir. Çözüm hızı olarak önerilen yaklaşım tartışmasız bir şekilde karşılaştırılan tüm yöntemlerle açık ara üstünlüğe sahiptir. Buradan hareketle önerilen yöntemin hem çözüm performansı hem de çözüm hızı açısından oldukça rekabetçi ve gelecek vadeden bir yaklaşım olabileceği ileri sürülebilir. Elde edilen sonuçlara rağmen akademik olarak konu halen tartışmaya açık durumdadır. Ancak endüstriyel uygulamalar ve/veya teorik araştırmaların farklı alanlarında uygulama fırsatları ortaya koyması boyutu ile önerilen yaklaşım dikkate değer sonuçlar üretmiştir. Çünkü optimalden yaklaşık %5 sapma ile bu kadar hızlı çözümlere erişmek birçok alanda çok kritik sonuçlar elde edilmesini sağlayabilir.

Gelecekte yapılacak çalışmalarda bu yaklaşım akademik anlamda da veri tabanı yönetim sistemleri, büyük veri çalışmaları ya da GSP'nin farklı şekillerde ele alınan problemleri için yeni bir yaklaşım olarak önerilebilir.

Tablo 7. Büyük GSP Test Problemleri Karşılaştırması

		Karınca Kolonisi Optimizasyon Algoritması		Macar-4		
Problem	**Optimal**	**Ortalama Sapma (%)**	**Ortalama Süre (sn)**	**Ortalama Sapma (%)**	**Ortalama Süre (sn)**	**Çözüm**
pcb442	50778	3,87	44,67	4,92	0,70	53274
d657	48912	4,45	83,97	4,63	1,82	51177
rat783	8806	5,20	110,43	5,59	3,18	9298
pr1002	259045	5,56	170,48	6,36	3,04	275532
pr2392	378032	7,47	834,08	5,79	22,44	399934
Ortalama	**149115**	**5,31**	**248,73**	**5,46**	**6,23**	**157843**
pcb3038*	137694			5,68	160	145520

* : Bu problemin çözümü ilgili makalede bulunmamaktadır.

Teşekkür

Bu çalışma TÜBİTAK TEYDEP 1507 KOBİ AR-GE Başlangıç Destek Programı çerçevesinde gerçekleştirilen 7180837 nolu ve "Lojistik Maliyetlerin Sektör Bazlı Hibrit Uygulamalar İle İyileştirilmesi" adlı proje kapsamında desteklenmiştir. TÜBİTAK' a katkı ve desteklerinden dolayı teşekkür ederim.

Conflict of Interest / Çıkar Çatışması

Yazar tarafından herhangi bir çıkar çatışması beyan edilmemiştir.

No conflict of interest was declared by the author.

Kaynaklar

Antosiewicz, M., Koloch, G., Kamiński, B.,2013. Choice of Best Possible Metaheuristic Algorithm for the Travelling Salesman Problem with Limited Computational Time: Quality, Uncertainty and Speed, Journal of Theoretical and Applied Computer Science, vol. 7, no. 1, pp. 46-55.

Balas, E., Christofides, N., 1981. A Restricted LagrangeanApproach to the Traveling Salesman Problem. Mathematical Programming. 21(1), 19–46.

Balinski, M. L., Gomory, R. E., 1964. A Primal Method for the Assignment and Transportation Problems. Management Science, 10(3):578-593. http://dx.doi.org/10.1287/mnsc.10.3.578

Basirzadeh, H., 2014. Ones Assignment Method for Solving Traveling Salesman Problem. Journal of Mathematics and Computer Science. Vol. 10, Iss. 4, pp. 258-265.

Bertsekas, D.P., 1981. A New Algorithm for the Assignment Problem. Mathematical Programming. 21: 152. https://doi.org/10.1007/BF01584237

Burkard, R.E., 1979. Travelling Salesman and Assignment Problems: A Survey. Annals of Discrete Mathematics. Vol. 4, pp. 193-215

Chitty, D. M., 2017. Applying ACO To Large Scale TSP Instances. UK Workshop on Computational Intelligence, pp. 104-118. Springer, Cham, 2017

Croes, G. A. (1958). A Method for Solving Traveling-Salesman Problems. Operations Research, 6 (6), 791–812.

Dantzig, G.B., Thapa, M.N., 1997. Linear programming 1: introduction. Springer-Verlang New York, USA.

Dorigo, M., Gambardella, L.M., 1997. Ant Colony System: ACooperative Learning Approach to the Traveling Salesman Problem. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 1(1), 53-66.

Frank, A., 2005. On Kuhn's Hungarian Method—A tribute from Hungary.Naval Research Logistics Quarterly. Vol. 52, Iss. 1, pp. 2-5.

Gendreau, M., Laporte, G., Semet, F., 1998. A TabuSearch Heuristic for the Undirected Selective Travelling Salesman Problem. European Journal of Operational Research, 106(2-3), 539-545.

Halim, A.H., Ismail, I., 2017. Combinatorial Optimization: Comparison of Heuristic Algorithms in Travelling Salesman Problem, Archives of Computational Methods in Engineering, 1-14.

https://doi.org/10.1002/net.3230200605

Jewell, W.S.,1977. The Analytic Methods of Operations Research. Phil. Trans. R. Soc. Lond. A., 287, 373-404.

Joines, A., Kay, M.G., Karabacak, M.F., Karagül, K., Tokat, S. Performance analysis of Genetic Algorithm Optimization Toolbox via Traveling Salesperson Problem. Editor: Sayers W.

Contemporary Issues in Social Sciences and Humanities, 213-221, Landon, UK, AGP Research, 2017.

Jonker, R., Volgenant, T., 1986. Improving the Hungarian Assignment Algorithm. Operations Research Letters. Vol. 5, Iss. 4, pp. 171-175.

Karagul, K., Aydemir, E., Tokat, S., 2016. Using 2-Opt Based Evolution Strategy for Travelling Salesman Problem.An International Journal of Optimization and Control: Theories & Applications (IJOCTA), 6(2), 103-113.

Kolinski, A., Kolinski, M., 2013. The Use of Hungarian Method in the Evaluation of Production Efficiency (Chapter) in (Eds. RyszardKnosala) Innovations in Management and Production Engineering. Publishing House of Polish Association for Production Management.

Kuhn, H. W., 1955. The Hungarian method for the Assignment Problem. Naval Research Logistics Quarterly. Volume:2, Issue:1-2, s.83-97

Kuhn, H.W., 1956. Variants of the Hungarian Method for Assignment Problems. Naval Research Logistics Quarterly. Volume:3, Issue:4, p. 253-258.

Lawler, E.L., 1971. A solvable case of the traveling salesman problem. Mathematical Programming. Vol. 1, Iss. 1, pp. 267–269.

Little,J.D.C., Murty, K.G., Sweeney, D.W.,Karel, C., 1963. An Algorithm for the Traveling Salesman Problem.Operations Research.Vol. 11, No. 6, pp. 972-989

Lucena, A., 1990. Time-dependent traveling salesman problem–the deliveryman case. Networks. Vol. 20, Iss. 6, pp. 753-763.

Malek, M., Guruswamy, M., Pandya, M., Owens, H., 1989. Serial and Parallel Simulated Annealing andTabu Search Algorithms for the Traveling Salesman Problem.Annals of Operations Research, 21(1), 59-84.

Martello, S., 2010. Jenő Egerváry: From the Origins of the Hungarian Algorithm to Satellite Communication. Cent Eur J Oper Res (2010) 18: 47. https://doi.org/10.1007/s10100-009-0125-z

Mavrovouniotis, M., Yang, S., 2013. Ant Colony Optimization with Immigrants Schemes for the Dynamic Travelling Salesman Problem with Traffic Factors. Applied Soft Computing. 13(10), 4023-4037.

Mondal,R. N., Hossain, M. R., Saha, S. K., 2013. An Approach for Solving Traveling Salesman Problem. International Journal of Applied Operational Research. Vol. 3, No. 2, pp. 15-26.

Munkres, J., 1957. Algorithms for the Assignment and Transportation Problems. Journal of the Society for Industrial and Applied Mathematics. Vol. 5, No. 1, pp. 32-38.

Nayak, J., Nanda, S., Acharya, S., 2017. Hungarian Method to Solve Travelling Salesman Problem with Fuzzy Cost. International Journal of Mathematics Trends and Technology. (IJMTT) –Vol. 49, Num. 5, pp. 281-284.

P. C. Gilmore, R. E. Gomory, 1964. Sequencing a One State-Variable Machine: A Solvable Case of the Traveling Salesman Problem. Operations Research. vol. 12, Iss. 5, pp. 655-679. http://dx.doi.org/10.1287/opre.12.5.655

Ratliff, H.D., Rosenthal, A.S., 1983. Order Picking in a Rectangular Warehouse: A Solvable Case of the Traveling Salesman Problem. Operations Research, 31 (3), 507-521.

Robinson, J., 1949. On the Hamiltonian Game (A Travelling Salesman Problem). U.S. Air Force Project RAND. RAND Doc. No:204961.

Şahin, Y., Kulak, O., 2013. Depo Operasyonlarının Planlanması İçin Genetik Algoritma Esaslı Modeller. Uluslararası Alanya İşletme Fakültesi Dergisi, 5(3), 141-153.

Şahin, Y., Karagül, K., 2019. Solving Travelling Salesman Problem Using Hybrid Fluid Genetic Algorithm (HFGA), Pamukkale University Journal of Engineering Sciences, Ahead of Print: PAJES-81084 | DOI: 10.5505/pajes.2018.81084.

Universität Heidelberg. "Index of /software/TSPLIB95 /tsp". http://comopt.ifi.uni-heidelberg.de/ software/TSPLIB95/tsp/ (18.11.2018).

Winston, W. L., 2003. Operations Research: Applications and Algorithms, Cengage Learning, 4th edition.

Zhao, F., Li, S., Sun, J., Mei, D., 2009. Genetic Algorithm for the One-Commodity Pickup-and-Delivery Traveling Salesman Problem. Computers & Industrial Engineering, 56(4), 1642-1648.

Ekler

Ek-1: Örnek küçük problem için koordinatlar ve uzaklık matrisi

[Koordinatlar]		[Uzaklık Matrisi]																				
x	**Y**		**1**	**2**	**3**	**4**	**5**	**6**	**7**	**8**	**9**	**10**	**11**	**12**	**13**	**14**	**15**	**16**	**17**	**18**	**19**	**20**
87,951292	2,658162	**1**	0	84	51	81	111	68	31	56	117	48	62	69	80	90	26	55	44	71	69	60
33,466597	66,682943	**2**	84	0	60	23	28	65	56	35	34	38	22	17	52	6	67	29	44	18	52	66
91,778314	53,807184	**3**	51	60	0	72	87	88	26	55	85	45	48	54	88	66	56	43	23	58	19	83
20,526749	47,633290	**4**	81	23	72	0	35	45	59	25	49	34	24	18	29	24	59	30	51	14	69	47
9,006012	81,185339	**5**	111	28	87	35	0	79	84	58	19	64	49	42	61	22	92	56	73	41	77	82
20,032350	2,761925	**6**	68	65	88	45	79	0	64	36	94	44	51	51	20	68	42	50	66	48	95	8
77,181310	31,922361	**7**	31	56	26	59	84	64	0	36	88	26	36	44	68	62	30	29	13	46	41	58
41,059603	32,578509	**8**	56	35	55	25	58	36	36	0	68	11	15	18	33	40	34	14	32	18	59	34
18,692587	97,015290	**9**	117	34	85	49	19	94	88	68	0	71	56	50	77	28	101	63	75	50	71	96
51,658681	33,808405	**10**	48	38	45	34	64	44	26	11	71	0	15	22	44	43	30	9	22	23	51	40
44,563128	47,541734	**11**	62	22	48	24	49	51	36	15	56	15	0	7	44	28	45	8	27	11	47	49
37,806330	50,599689	**12**	69	17	54	18	42	51	44	18	50	22	7	0	41	22	51	15	34	4	52	50
9,961241	20,337535	**13**	80	52	88	29	61	20	68	33	77	44	44	41	0	53	54	46	66	38	91	26
28,186895	70,415357	**14**	90	6	66	24	22	68	62	40	28	43	28	22	53	0	73	35	51	22	57	69
62,129582	6,183050	**15**	26	67	56	59	92	42	30	34	101	30	45	51	54	73	0	38	39	51	70	35
50,376904	42,796106	**16**	55	29	43	30	56	50	29	14	63	9	8	15	46	35	38	0	21	17	45	47
71,285134	43,671987	**17**	44	44	23	51	73	66	13	32	75	22	27	34	66	51	39	21	0	38	31	61
34,156316	49,113437	**18**	71	18	58	14	41	48	46	18	50	23	11	4	38	22	51	17	38	0	56	48
85,201575	71,837519	**19**	69	52	19	69	77	95	41	59	71	51	47	52	91	57	70	45	31	56	0	91
27,466659	1,394696	**20**	60	66	83	47	82	8	58	34	96	40	49	50	26	69	35	47	61	48	91	0