itüdergisi/***d***
mühendislik
Cilt:8, Sayı:4, 160-172
Ağustos 2009

Bulanık karar ortamında karınca kolonisi optimizasyonu yöntemiyle araç rotalama

Sezgin KILIÇ*, Cengiz KAHRAMAN
İTÜ Fen Bilimleri Enstitüsü, Endüstri Mühendisliği Programı, 34469, Ayazağa, İstanbul

Özet

Bu çalışmada, bulanık kümeler ve olabilirlik teorilerinden faydalanılarak zaman aralıklı araç rotalama problemi (ZAARP) için bulanık karar ortamında kullanılabilecek bir gürbüz bulanık programlama modeli önerilmiştir. Geçmiş çalışmalar incelendiğinde ZAARP'nin genellikle parametrelerindeki belirsizliklerin ve kısıtlarındaki esnekliklerin göz ardı edilerek modellendiği görülmüştür. Bu tip modellere üretilen çözümler uygulama aşamasında çoğunlukla geçerliliklerini yitirmekte ve kullanıcılar tarafından elle düzeltilmeyi gerektirmektedirler. Stokastik modellerin kullanıldığı çalışmalarda ise önerilen modellerin çok fazla hesaplama yükü gerektirdiği ve parametrelerinin belirlenmesi için problemle ilgili geçmiş verilere ihtiyaç duyulduğu görülmektedir. Bu nedenlerle stokastik modeller de gerçek hayatta karşılaşılan problemlerin çözümünde rahatlıkla kullanılamamaktadır. Bu çalışmada belirsizliklerin ve esnekliklerin modellenmesi için bulanık aralıklar ve bulanık kümeler kullanılmıştır. Gereklilik ve olabilirlik ölçütleri ile planlayıcının belirlediği eşik güvenilirlik ve müşteri tatmini düzeylerine sahip çözümler oluşturulmuştur. Bulanık programlama modeli ile yüksek veri işleme maliyeti düşürülürken modellerin geçerlilikleri de arttırılmıştır. Önerilen modellere çözüm oluşturmak amacıyla karınca kolonisi optimizasyonu tabanlı bir algoritma geliştirilmiştir. Bulanık değerler kesin değerlerin genelleştirilmiş hali olarak ele alındığından geliştirilen algoritma kesin veri ve/veya bulanık veri durumlarında çözüm oluşturabilmektedir. Örnek problemler üzerinde gerçekleştirilen deneylerde planlayıcıların tercih ve önceliklerine göre alternatif çözümlerin üretilebileceği ve oluşturulan çözümler hakkında planlayıcılara ve müşterilere daha fazla bilgi sağlanabileceği gösterilmiştir.

Anahtar Kelimeler: *Bulanık kümeler, olabilirlik teorisi, araç rotalama problemi, karınca kolonisi optimizasyonu.*

*Yazışmaların yapılacağı yazar: Sezgin KILIÇ. s.kilic@hho.edu.tr; Tel: (212) 5575860.
Bu makale, birinci yazar tarafından İTÜ Fen Bilimleri Enstitüsü, Endüstri Mühendisliği Programında tamamlanmış olan "Bulanık karar ortamında karınca kolonisi optimizasyonu yöntemiyle araç rotalama" adlı doktora tezinden hazırlanmıştır. Makale metni 15.09.2008 tarihinde dergiye ulaşmış, 22.09.2008 tarihinde basım kararı alınmıştır. Makale ile ilgili tartışmalar 30.11.2009 tarihine kadar dergiye gönderilmelidir.

Vehicle routing in a fuzzy environment using ant colony optimization approach

Extended abstract

Many companies use fleets of vehicles within their activity in a range of sectors. More often than not, meeting customers' requirements, taking into account their geographical spread and delivery time windows, as well as managing the company's operating and financial constraints, turns into a nightmare. The vehicle routing problem with time windows (VRPTW) is a well-known and complex combinatorial optimization problem concerned with finding efficient routes, beginning and ending at a central depot, for a fleet of identical vehicles to serve a number of customers with capacity and time window constraints where each customer is visited exactly once by a vehicle. The capacity constraint signifies that the total load on a route cannot exceed the capacity of the assigned vehicle. The time window constraint signifies that each vehicle must start the service each customer in the period specified by the customer. The objective is to find the feasible solution (hierarchically or not) with minimal number of vehicles or with the minimal total distance.

VRPTW has been a subject of intensive research focused mainly on the heuristic and the metaheuristic approaches. The VRPTW is still one of the most difficult problems in combinatorial optimization and this problem contributes directly to a real opportunity to reduce costs in the important area of logistics. Transportation management, and more specifically the vehicle routing, has a considerable economical impact on all logistic systems. However, the classical definitions of the vehicle routing problem often lack handling of uncertain parameters and flexible constraints such as the traveling times between customers and the latest delivery times for the custoners. In addition, a best/optimal solution generated by a heuristic/exact method, for the classical VRPTW do not mean any knowledge to the user about its realization when applicated. Whereas, the solutions generated with the classical models usually became infeasible when implemented and the planners are often involved to make corrections by hand. The natural approach to modeling the uncertainty is a stochastic one. Unfortunately, the stochastic models are often hard to solve. Moreover, it may be hard or expensive to assume any specific probability distributions for the unknown parameters. For these reasons stochastic models are behind the needs of users. Up to past decades, operational research methods seem to be inadequate for the large sized combinatorial optimization problems due to their large computational effort and long solution time. But, recent developments in data processing and communication technologies and recently proposed metaheuristic methods that can generate solutions to large sized combinatorial problems made these classical disadvantages less important for the researchers. Subsequently, validity of used models became a more important issue for the researchers

In this study, the fuzzy set and the possibility theories are utilized in order to propose a fuzzy robust programming model for the VRPTW that can be used in the uncertain decision environments. The fuzzy programming model proposed in this study exploit fuzzy sets and fuzzy intervals in order to model flexibilities on latest delivery times and uncertainties for traveling times between customers. A necessity measure is used to generate knowledge about the satisfaction of delivery time constraints when a route is realized by the vehicle. In addition, a possibility measure is used to evaluate the customer satisfaction levels. Using the necessity and the possibility measures, solutions that have the maximum risk level to be unfeasible and the minimum customer satisfaction, which are specified by the user, can be generated. Validities of the models are increased while decreasing the computational effort with fuzzy programming models. In order to generate solutions for the proposed model an ant colony optimization based algorithm is developed. The algorithm is capable of solving both the classical and the fuzzy programming models for the VRPTW.

Results of the experimental studies with the benchmark problems indicate that the proposed fuzzy programming model and the ant colony optimization algorithm can be usable for solving practical problems in means of solution time and quality. The proposed approach can be integrated with a decision support system in order to generate alternative solutions achieving the planners' and the customers' preferences along with acquiring more information about the realization of the solutions.

Keywords: *Fuzzy sets, possibility theory, vehicle routing problem, ant colony optimization.*

Giriş

Uluslararası ticaret hacmindeki büyüme, rekabet avantajı elde edebilmek için farklı coğrafyalarda yeni üretim merkezlerinin oluşturulması, kaliteli ve ucuz ürün veya hammaddenin dünyanın neredeyse her yerinden aranabilir ve temin edilebilir hale gelmesi bölgeler arası eşya hareketini giderek arttırmaktadır. E-ticaretin gelişmesi özellikle küçük eşya trafiğinde önemli bir artışa neden olmuştur. Reimann ve diğerleri (2004) ortalama olarak bir ürün toplam maliyetinin %20 kadarının ulaştırma kaynaklı olduğunu belirtmiştir. Dağıtım alanındaki maliyet azaltma problemi geleneksel olarak Araç Rotalama Problemi (ARP) olarak adlandırılmaktadır. ARP; bir araç grubunun, bir müşteri grubuna talep ettikleri emtiayı (mallar, eşyalar) teslim etmek için merkezi bir depodan başlayarak ve tekrar depoya dönmek üzere verimli bir şekilde rotalandırılmasıdır.

ARP için kullanılmakta olan mevcut sistemlerin en önemli eksiklerinden biri uygulama safhasında her şeyin yapılan planlamaya uygun olacağı varsayımıdır. Ancak belirsizliklerin gözardı edildiği modeller için oluşturulan çözümler genellikle uygulama aşamasında düzeltilmeyi gerektirmektedir. Bu durum ulaştırma modellerinde belirsizliklerin de model içerisinde yer alması gerekliliğini ortaya koymaktadır. Belirsizliklerin modellenmesinde kullanılan en yaygın yaklaşım stokastik modellerdir. Ancak bu durum problemi daha karmaşık hale getirmekte ve çözüm süresini uygulamaya elverişli sınırların oldukça dışına çıkarmaktadır. Ayrıca, olasılık dağılımlarının belirlenebilmesi problemle ilgili geçmiş verilerin ulaşabilir olmasını gerektirmekte ve bu durum da genellikle maliyetli ve zor süreçlerle sağlanabilmektedir. Mevcut sistemlerdeki diğer bir eksiklik ise müşteri tercihlerinin modellenmesi ile ilgilidir. Müşteriler genellikle teslimat zamanları ile ilgili tercihlere ve kesin sınırlara sahiptir. Ancak çoğunlukla bu tercihler gözardı edilerek sadece kesin sınırlara sahip bir teslimat zaman aralığı modelde yer almaktadır. Araç bu zaman aralığı içerisinde teslimat yapabiliyorsa çözüm uygun olarak kabul edilmekte aksi halde reddedilmektedir. Bu tip modellerde iki önemli dezavantaj ortaya çıkmaktadır. Birincisi, dar zaman aralıkları nedeniyle uygun bir çözümün bulunamaması, ikincisi ise geniş zaman aralıkları nedeniyle oluşturulan çok sayıda uygun çözüm içerisinden en fazla müşteri tatmini sağlayan çözümü seçebilmenin mümkün olmamasıdır.

ARP'ni belirsizlikleri ve esneklikleri gözardı ederek ele alan geleneksel yaklaşımlar için en önemli dezavantaj son yıllara kadar çözüm bulma süresinin uzunluğu olarak görülmekteydi. Ancak modern işlemcilerin yüksek hızda veri işlemeye olanak sağlaması ve metasezgisel yöntemlerin kullanımı ile büyük boyutlu problemlere makul sürelerde iyi çözümler oluşturabilmek artık mümkündür. Ancak bu gelişmeler karar vericiler için ulaştırma alanında yöneylem araştırması yöntemlerinin çekiciliğini yeterli düzeyde arttıramamıştır. Günümüzde mevcut yöntemler için en önemli dezavantaj modelleme aşamasındaki yetersizliktir. Bu çalışmada, ARP'nin uygulama alanında en sık karşılaşılan versiyonu olan ve her müşteri için en erken ve en geç teslimat zamanları kısıtının bulunduğu Zaman Aralıklı Araç Rotalama Problemi (ZAARP) için bulanık kümeler ve olabilirlik teorilerinden faydalanılarak gerçek hayatta karşılaşılan belirsizlikleri ve esneklikleri içeren bir modelin geliştirilmesi amaçlanmıştır. Belirsizliğin ve esnekliğin modellenebilmesi için bulanık kümelerin ve olabilirlik teorisinin güçlü bir araç olarak kullanılabileceği iş çizelgeleme problemleri ile ilgili gerçekleştirilen bazı çalışmalarda ortaya konmuştur. (Kılıç ve Kahraman, 2007; Kılıç ve Kahraman, 2006; Zheng ve Liu, 2006; Dubois vd., 2003; Chanas ve Kasperski, 2003; Fortemps, 2000; Sakawa and Kubota, 2000; Dubois vd., 1995). Geçmiş çalışmalar incelendiğinde ZAARP için belirsizliklerin ve esnekliklerin bir arada ele alındığı bir çalışmaya rastlanmamıştır. Bu çalışmada önerilen modele uygulamaya elverişli sürelerde çözüm oluşturulabilmesi, en iyi olmasa da en iyi çözüme yakın çözümlerin elde edilebilmesi ve probleme özgü özel bir yöntem olmaması için metasezgisel bir yöntem olan karınca kolonisi optimizasyonu (KKO) kullanılmıştır. Bu tercihin nedeni KKO'nun gezgin satıcı tipindeki problemlerde diğer yöntemlere göre daha başarılı sonuçlar vermesi ve ZAARP'nin de temelde gezgin satıcı problemine benzer olmasıdır.

Olabilirlik teorisi

X değişkeni hakkındaki belirsizliği temsil eden olabilirlik dağılımı (Zadeh, 1978), U tanım kümesindeki her u elemanına bir olabilirlik derecesi ($\pi_X(u) \in [0,1]$) atamaktadır. Olabilirlik dağılımı bulanık bir A kümesinin üyelik fonksiyonu ile tanımlanarak $\pi_X(u)=\mu_A(u)$ ile gösterilebilir. $\pi_X(u)=0$, $X=u$ durumunun imkânsız olduğunu anlatır. $\pi_X(u)=1$ ise $X=u$ durumunun sürpriz olmayacağını (makul bir olay olduğunu) ve hariç tutulamayacağını anlatır. Olasılığın 1 olması durumuna göre oldukça zayıf bir ifadedir. X değişkeni için U kümesindeki elemanlardan sadece bir tanesi gerçek değer olacağından en az bir u elemanı için $\pi_X(u)=1$'dir ve bu durum normalizasyon koşulu olarak adlandırılır. En az bir değerin tam anlamıyla olabilir olduğunu ortaya koymaktadır. $\forall u \in U$ için $\pi_X(u)<1$ ifadesi mantıksal olarak tutarlı değildir çünkü bu durumda U kümesindeki her eleman X değişkeni için kısmi olarak imkansızlık içerecektir. Dubois ve Prade (1988) çalışmasında, eksik bilgi durumunda olabilirlik dağılımlarının oluşturulması ve yorumlanması konuları detaylı olarak incelenmiştir.

Olabilirlik teorisi (Zadeh, 1978), temel olarak olabilirlik dağılımlarına dayanmaktadır. Olasılık teorisine bir alternatif veya olasılık teorisinin tamamlayıcısı olarak düşünülebilir. Olabilirlik teorisi tam olmayan bilgiyi kodlamaktadır, olasılık teorisi ise rastgele ve gerçekten gözlenmiş olaylara dayanmakta veya subjektif bir iddiayı yansıtmaktadır. Olabilirlik teorisinde bulanık bir X değişkeni hakkında tamamen bilgisizlik durumunda $\forall u \in U$ için $\pi_X(u)=1$'dir (Dubois vd., 2003). Çünkü aksi yönde bir bilgi mevcut değildir.

Olabilirlik ve gereklilik kavramları

X değişkenini gerçekleşecek değerinin U tanım kümesinin bir alt kümesi olan E kümesine ait olması olayının olabilirliği $\Pi(X \in E)$ ile gösterilerek (1) nolu denklem ile hesaplanabilir.

$$\prod(X \in E) = \sup_u \min\left(\pi_X(u), \mu_E(u)\right) \tag{1}$$

Olasılık teorisi bir olayın gerçekleşme beklentisini bir sayı kullanarak açıklar. Olabilirlik teorisinde ise olayların gerçekleşme beklentisi için olabilirlik ve gereklilik (kesinlik) olmak üzere iki ölçüt kullanılmaktadır. $X \in E$ olayının gerekliliği $N(X \in E)$ ile gösterilir ve (2) nolu denklemle tanımlanır. X değişkeninin olabilirlik dağılımını temsil eden bulanık A kümesinin ne kadarının E kümesinin çekirdek kısmı içerisinde bulunduğunun bir ölçütüdür. E^t, E kümesinin tümleyenidir. $N(X \in E)=1$ olabilmesi için A bulanık kümesinin destek kısmının tamamıyla E kümesinin çekirdek kısmı içerisinde olması gerekir. Yani, X değişkeni için olabilirliği bulunan tüm değerlerin E kümesine üyelik derecesi 1 olmalıdır. $X \in E$ olayının kesinlikle doğru olabilmesi için $X \notin E$ imkansız olmalıdır.

$$N(X \in E) = 1 - \prod(X \in E^t) \tag{2}$$

Olasılık teorisindeki durumdan farklı olarak (3) ve (4) nolu eşitsizliklerde gösterildiği gibi olabilirlik ve gereklilik ölçütleri dual değildirler.

$$\prod(X \in E) + \prod(X \in E^c) \geq 1 \tag{3}$$

$$N(X \in E) + N(X \in E^c) \leq 1 \tag{4}$$

Olabilirlik ile olasılık kavramları arasındaki en büyük farklardan biri burada ortaya çıkmaktadır. Bir olayın olasılığı aynı zamanda tümleyen olayın olasılığını da belirlerken olabilirlik veya gereklilik ölçütlerinde olay ve tümleyen olay arasında daha zayıf bir ilişki vardır.

Bulanık aralık ve bulanık sayı

Bulanık Aralık (BA), başlangıç ve bitiş noktaları belirsizlik içeren bir gerçel sayı aralığını modellemektedir. Gerçek değeri kesin olarak bilinemeyen bir X değişkeninin olabilirlik dağılımı, bulanık bir A kümesinin üyelik fonksiyonu ile tanımlansın. μ_A fonksiyonu üstten yarı-sürekli (upper semi-continuous) ise, normal ve dışbükey olan A bulanık kümesi BA olarak adlandırılabilir. BA, bilinmeyen parametre değerinin alabileceği değerler için olabilirlik dağılımını oluşturmaktadır. X değişkeni ve A bulanık aralığı için "X, A'dır" ifadesi (5) nolu denklem ile X değişkeni için olabilirlik dağılımını oluşturur.

$$\Pi(X = u) = \mu_{\tilde{A}}(u) \qquad u \in \Re \tag{5}$$

$[a,b] \subset \Re$ olduğu varsayıldığında, $X \in [a,b]$ olayının olabilirlik ve gereklilik ölçütleri (6) ve (7) nolu denklemler ile tanımlanabilir:

$$\Pi(X \in [a,b]) = \sup_{u \in [a,b]} \mu_{\tilde{A}}(u) \tag{6}$$

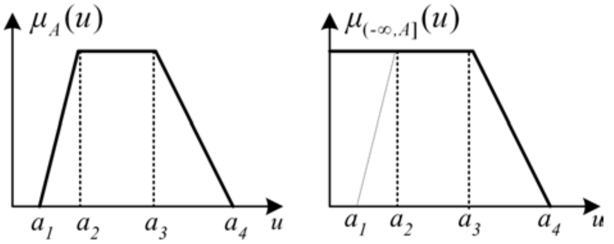
$$N(X \in [a,b]) = \inf_{u \notin [a,b]} (1 - \mu_{\tilde{A}}(u)) \tag{7}$$

Uygulama alanında, belirsizlik içeren bir değişkenin alacağı değer ile ilgili tahminler genellikle iyimser ve kötümser durumlar için ayrı ayrı yapılır. Kötümser tahmin durumunda aralık geniş olacağından birbirini takip eden hesaplamalar sonucunda elde edilecek sonuçlar kullanıcıya kullanışlı bir bilgi sağlayamayacaktır. İyimser tahmin durumunda ise aralık dar olacağından ilgili değişkenin aralık dışında değer alması durumunda elde edilecek sonuçlar yanıltıcı olacaktır. BA, tanımladığı değişken için, en kötümser tahmin ile en iyimser tahmin aralığındaki tüm bilgiyi modelleyebilir. BA, belirsiz bir niceliğin daha fazla bilgi ile temsil edilebilmesine olanak sağlar. Kaufmann ve Gupta (1985), BA ile güven aralığı kavramı arasındaki ilişkiyi ortaya koymuştur. BA "güven aralığı kavramının genelleştirilmesi olarak" ele alınabilmektedir.

Bulanık sayı kavramı ise özel bir bulanık aralığı tanımlamaktadır. Bulanık bir B aralığının üyelik fonksiyonu tek bir mod değerine sahipse B bulanık aralığı bulanık bir sayı olarak tanımlanabilir. Kesin bir $u \in \Re$ sayısı, $\mu_u(u)=1$ ve $x \neq u$ için $\mu_u(x)=0$ olmak üzere bulanık bir sayı olarak tanımlanabilir.

Bulanık eşik

Bulanık bir aralık artan veya azalan bir üyelik fonksiyonuna sahip ise bulanık eşik olarak adlandırılır. Bulanık eşikler genellikle BA ile tanımlanan bir değişkenden büyük veya küçük olan değerleri modellemek için kullanılırlar. Örnek olarak, X değişkenini temsil edilen A bulanık aralığı ve $(-\infty, A]$ bulanık eşiği Şekil 1'de gösterilmiştir. Yamuk şekilli A bulanık aralığı (a_1, a_2, a_3, a_4) dörtlüsü ile tanımlanmıştır. $(-\infty, A]$ bulanık eşiğinin $\mu_{(-\infty,A]}$ fonksiyonu ile temsil edilen olabilirlik dağılımı kesin u sayılarının X değişkenin gerçekleşecek değerine eşit veya daha küçük olma olabilirliklerini temsil etmektedir.



Şekil 1. A bulanık aralığı ve $(-\infty, A]$ *bulanık eşiği*

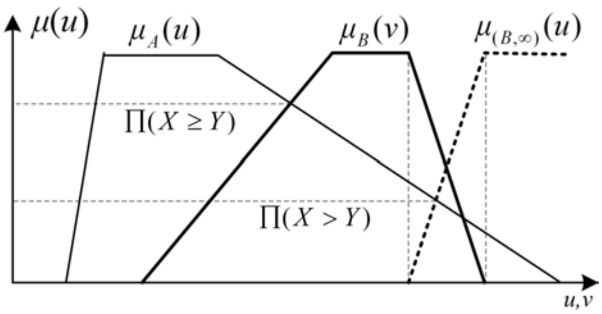
Bulanık öncelik ilişkileri

Öncelik ilişkileri BA'ların gerçekleşecek değerlerinin öncelikleri hakkında bilgi sağlamaktadır. X ve Y değişkenlerinin olabilirlik dağılımları A ve B BA'ları ile tanımlanmış olsun. X değişkeninin gerçekleşecek değeri ile Y değişkeninin gerçeklececek değeri arasındaki öncelik ilişkileri için Dubois ve Prade (1988) Şekil 2'de gösterilen aşağıdaki olabilirlik ve gereklilik indislerini önermişlerdir.

$$\Pi(X \geq Y) = \sup_{u \geq v} \min\{\mu_{\tilde{A}}(u), \mu_{\tilde{B}}(v)\} \tag{8}$$

$$\Pi(X > Y) = \sup_{u} \inf_{v \geq u} \min\{\mu_{\tilde{A}}(u), 1 - \mu_{\tilde{B}}(v)\} \tag{9}$$

$$N(X > Y) = 1 - \Pi(Y \geq X) \tag{10}$$



Şekil 2. $\Pi(X>Y)$ *ve* $\Pi(X \geq Y)$ *değerleri*

Bulanık Programlama (BP)
Bulanık Programlama kabaca stokastik olmayan belirsizliklerin bulunduğu matematiksel programlama olarak tanımlanabilir. Gerçek hayat problemleri genellikle iki tip belirsizlik içermektedir. Birinci tip belirsizlik, hemen hemen tüm nesnelerin değişimleri sürekli olan fiziki özelliklere sahip olmasından kaynaklanmaktadır. Ölçümleri anlamlı bir doğrulukla yuvarlamak genellikle mantıklı ve yararlı olmasına rağmen 1 veya 0'a başka bir deyişle yanlış veya doğruya yuvarlama yapılması durumunda önemli zorluklar ortaya çıkmaktadır. Örneğin, uzun veya kısa boylu olmasına kolayca karar verilemeyen birçok insan vardır. Bu insanlar uç/sınır veya arada kalma durumlarını temsil etmektedir ve kesin sınırların belirlenememesi/esneklik içerme (vagueness) anlamındaki belirsizliğe temel oluşturmaktadır. Bulanık kümeler bu tip belirsizliklerin modellenebilmesine imkân sağlamaktadır. BP'da, gerçek hayatta sürekli değerler alan değişkenler amaç fonksiyonu değeri kabul sınırı (aspirasyon kriteri) veya sağ taraf kısıtı olarak bulanık kümeler ile modellenerek kullanılabilir. İkinci tip belirsizlik ise muğlaklık veya şüpheli olma (ambiguity) anlamında ortaya çıkmaktadır. Olasılık anlamındaki belirsizliğin genelleştirilmiş hali olarak da düşünülebilir. Bir elemandan birden çok elemana ilişki içerir. Muğlaklık anlamındaki belirsizlik bilgi eksikliğinden veya doğadaki rassallıktan kaynaklanabilir. BP'da muğlak parametreler BA'lar ile modellenebilir.

Kısıtların sağ taraf değerlerindeki esnekliğin, amaç fonksiyonu ve/veya kısıt katsayılarında ise muğlaklığın bir arada bulunduğu modeller Gürbüz Programlama (GP) modelleri olarak adlandırılmaktadır. BP modellerinin en genel halidir. Geçmiş çalışmaların çoğunda BP problemleri olabilirlik teorisi temel alınarak şans kısıtlı programlama problemi olarak formüle edilmişlerdir. BP modellerinde oluşturulan bir çözümün uygun bir çözüm olup olmayacağı konusunda karar vericiye olabilirlik ve gereklilik ölçütleri kullanılarak bilgi sağlanmaktadır. Bulanık küme teorisi, belirsiz bilginin modellenebilmesi için istatistiksel yöntemleri kullanmadan geçerli ve güçlü modellerin oluşturulabilmesine olanak sağlamıştır. Bulanık modeller ile hem istatistiksel modellerdeki gerçeklik kaybının önüne geçilebilmekte hem de yüksek veri işleme maliyeti düşürülmektedir

ZAARP için GP modeli
$N=\{1,...,n\}$ müşteriler kümesi, $R=\{1,...,r\}$ ise kullanılabilecek araçlar kümesidir. ZAARP; $G=(D,B)$ ağ yapısı üzerinde tanımlanmıştır. $D=\{0, 1, ... , n\}$ düğümler kümesi ve $B=\{(i,j)$: $i,j\in B$, $i\neq j\}$ bağlar kümesinden oluşur. 0 düğümü depoyu diğeri müşterileri temsil eder. Her $D\backslash\{0\}$ düğümü q_i talebine sahiptir (q_0=0). Her (i,j) yolu kullanıldığında c_{ij} maliyeti oluşturur. ZAARP'de amaç kısıtlara uygun olarak tüm müşterilere teslimatın gerçekleştirilebileceği en düşük maliyetli çözümü oluşturmaktır. Her araç için depoda başlayan ve biten bir tur oluşturulur. Her talep noktasına sadece bir araç servis vermeli ve talep tam olarak karşılamalıdır. i müşterisine q_i miktarındaki talebi teslimatı için gerekli süre s_i ile gösterilir. ZAARP için önerilen GP modeli (11)-(20) denklemleri ile oluşturulmuştur. x_{ijg}, (i,j) yolu g aracı tarafından kullanıldığında 1 değeri alan 0-1 tamsayılı karar değişkenidir. d_{ij}, (i,j) yolunun mesafesi olmak üzere; $c_{ij}=d_{ij}$ ve $i=0$ için H yeterince büyük bir sayı olmak üzere $c_{0j}=d_{0j}+H$ kullanılarak hiyerarşik olarak önce kullanılan araç sayısını sonra toplam mesafeyi azaltan bir amaç fonksiyonu elde edilmiştir. GP modelinde, T_{ij} yolculuk sürelerindeki muğlaklık anlamındaki belirsizlik BA'larla modellenmiştir. Bu durum müşterilere varış zamanlarının da BA olarak hesaplanmasına neden olacaktır. En geç teslimat zamanı kısıtları için esneklik veya tolerans anlamındaki belirsizlikler ise müşteri tatmin düzeyini de temsil eden bulanık kümelerle modellenmiştir. i müşterisine araç varış zamanı olan yamuk şekilli V_i BA'lığı, $(v_{1i},v_{2i},v_{3i},v_{4i})$ dörtlüsü ile, i müşterisinin tatmin düzeyi olan yamuk şekilli L_i bulanık kümesi ise $l_{1i}=l_{2i}=0$ olmak üzere $(l_{1i},l_{2i},l_{3i},l_{4i})$ dörtlüsü ile tanımlanmıştır. Belirsizlik yaratan ilk durum müşteriye en geç teslimat başlangıç zamanından önce teslimata başlanabilmesinin riski ile ilgilidir. Bir çözümün geçerli olabilmesi için öncelikle gerçekleşecek V_i değerinin, teslimat başlangıcı için kabul edilebilir en büyük zaman olan l_{4i} kesin değerinden daha küçük ol-

ması gereklidir. Bu kısıtın sağlanamadığı her durumda elde edilen çözüm geçersiz olacağından $N(V_i<l_{4i})$ ölçütü kullanılalarak GP modeli için (12) nolu kısıt kümesi tanımlanmıştır. Böylece elde edilen bir çözümün geçerli olması kesinliğinin en az belirli bir $N_{eşik}$ değeri kadar olması sağlanmaktadır. Belirsizlik yaratan ikinci durum ise gerçekleşecek V_i değerinin ne kadar müşteri tatmini sağlayacağı ile ilgilidir. Müşteri tatmin düzeyinin ölçümü için $\Pi(V_i \le L_i)$ ölçütü kullanılmıştır. (13) kısıt kümesi ile elde edilecek çözümlerin en az $\Pi_{eşik}$ değeri kadar müşteri tatminine sahip olması sağlanmıştır. e_i, i müşterisi için en erken teslimat başlangıç zamanıdır, daha erken varış yapan araçlar e_i anına kadar müşteri önünde beklemektedirler.

$$\min \sum_{g\in R}\sum_{(i,j)\in A} c_{ij}x_{ijg} \tag{11}$$

$$N\left(V_i < l_{4i}\right) \ge N_{eşik} \quad \forall i \in D \tag{12}$$

$$\Pi\left(V_i \le L_i\right) \ge \Pi_{eşik} \quad \forall i \in D \tag{13}$$

$$x_{ijg}.\left(V_j - \max(V_i, e_i) + s_i + T_{ij}\right) \ge 0 \tag{14}$$

$$\sum_{g\in R}\sum_{j\in V} x_{ijg} = 1 \qquad \forall i \in D - \{0\} \tag{15}$$

$$\sum_{i\in D-\{0\}} q_i \sum_{j\in D} x_{ijg} \le K_g \quad \forall g \in R \tag{16}$$

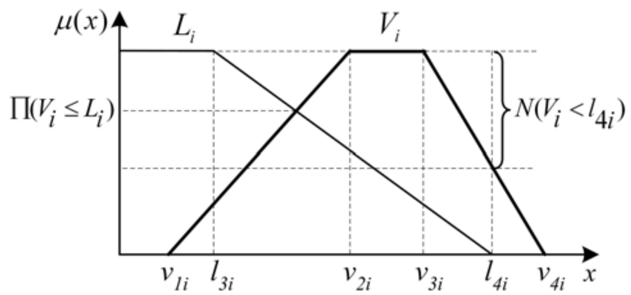
$$\sum_{j\in D} x_{0jg} = 1 \quad \forall g \in R \tag{17}$$

$$\sum_{i\in D} x_{i0g} = 1 \quad \forall g \in R \tag{18}$$

$$\sum_{i\in D} x_{iug} - \sum_{j\in D} x_{ujg} = 0 \quad \forall u \in D - \{0\} \tag{19}$$

$$x_{ijg} \in \{0,1\} \quad \forall (i,j) \in D, \forall g \in R \tag{20}$$

(14) kısıt kümesi i müşterisinden j müşterisine giden g aracının j müşterisine $\max(V_i, e_i)+s_i+T_{ij}$ anından önce servise başlayamamasını sağlamaktadır. (15) kısıt kümesi her müşterinin tam olarak bir defa ziyaret edilmesini, (16) kısıt kümesi ise araçların K_g kapasitelerinden fazla müşteri talebine atanmamasını sağlamaktadır. (17)-(19) kısıt kümeleri her aracın depodan çıkarak kendisine atanan müşterileri ziyaret edip tekrar depoya dönmesini sağlamaktadır. Şekil 3'te GP modelinde varış zamanı ve teslimat zaman aralığı arasındaki ilişki için örnek bir durum gösterilmiştir.



Şekil 3. GP modeli için örnek durum

Karınca Kolonisi Optimizasyonu (KKO)

Karınca Kolonisi Optimizasyonu metasezgiselinde, yapay karıncaların kombinatoryal problem için oluşturulan ağ yapısı üzerinde, doğal karıncalarının yiyecek arama sürecini taklit ederek en kısa yolları bulması amaçlanmaktadır. Bu tip algoritmalar için KKO metasezgiseli tanımı ilk defa Dorigo ve Di Caro (1999) çalışmasında önerilmiştir. Dorigo ve diğerleri (1991) tarafından önerilen Karınca Sistemi (KS) algoritması ise KKO metasezgiseli olarak adlandırılabilecek ilk algoritmadır. KKO algoritmalarının doğal karıncalardan esinlendiği üç temel unsur; üzerinde daha fazla iz bulunan yolun seçilme olasılığının yüksek olması, kısa yollar üzerindeki iz miktarı artış oranının yüksek olması ve yollar üzerinde bulunan izlerin karıncaların dolaylı olarak iletişim kurmasını sağlamasıdır. Yapay karıncalar çözüm oluşturmak üzere serbest bırakıldıkları ağ yapısı üzerinde hangi yöne gideceklerini aday yollar üzerindeki iz miktarlarını ve yolların uzunluklarını değerlendirerek karar vermektedir. Kullandıkları geçiş kuralı, kısa ve iz yoğunluğu fazla olan yolu avantajlı kılmaktadır. Karıncalar bir iz güncelleme kuralı ile kullandıkları yollar üzerine iz bırakmaktadırlar. İyi çözümler için daha fazla iz bırakılmaktadır. Ayrıca bazı yollar üzerinde aşırı iz yoğunluğu oluşmasını önlemek için izlerin buharlaşması sağlanmaktadır. Böylece aramanın erken safhalarında altoptimal bir çözüme yakınsama engellenmekte, arama uzayının yeni bölgelerinin keşfedilmesine olanak sağlanmaktadır. KKO algoritmalarında, her yapay karınca problem için oluşturulan ağ yapısı üzerinde bağımsız hareket ederek probleme bir çözüm oluşturmaktadır. KKO algoritmalarının genel yapısı Şekil 4'te gösterilmiştir.

```
parametre değerlerini gir
başlangıç izlerini oluştur
while durma kriteri sağlanana kadar do
      çözümleri oluştur
      yerel arama-iyileştirme sezgiseli kullan
      çözümleri değerlendir
      izleri güncelle
end while
```

Şekil 4. KKO algoritmalarının genel yapısı

GPM için KKO tasarımı

Bu bölümde, ZAARP için önerilen GP modelinin çözümünde kullanılabilecek bir KKO algoritması tasarlanmıştır. Algoritma, ZAARP'nin çözümü için karınca kolonisi sistemi (Dorigo ve Gambardella, 1997) tabanlı bir yöntem olduğundan ZAARP-KKS olarak adlandırılmış, temel süreçleri aşağıda tanıtılmıştır.

Ağ yapısı ve başlangıç çözümü

Algoritmanın başlangıç aşamasında üzerinde problemin tanımlanmış olduğu $G(D,B)$ ağına kukla depolar eklenerek, kullanılabilecek araç sayısı kadar kukla depo oluşturulur. Kukla depolar gerçek depo ile aynı bağlara sahiptir ve depolar arasındaki uzaklıklar sıfırdır. Her karınca depoda başlayan ve biten bir tur oluşturmakla görevlidir. Bu yapılandırma ile araç rotalama problemi klasik gezici satıcı problemine benzetilmiş olur. Ağ yapısının oluşturulmasından sonra en yakın komşuluk sezgiseli ile oluşturulan başlangıç çözümü kullanılarak tüm yollar üzerine (21) denklemi ile τ_0 miktarında başlangıç izi bırakılmaktadır. L_0, en yakın komşuluk sezgiseli ile bulunan çözümün yolculuk mesafesidir:

$$\tau_0 = \frac{1}{n.L_0} \tag{21}$$

Karıncalar tarafından çözüm oluşturulması

Karıncaların çözüm oluşturma süreci bir karınca için tanıtılmıştır. Bu süreç, her döngü içersinde *m* adet karınca tarafından uygulanmaktadır. Başlangıçta, rasgele seçilen kukla depolardan bir tanesinin üzerine karınca yerleştirilir. Karınca her adımda aday müşterilerden birine hareket etmek suretiyle çözüm oluşturur. Her hareket öncesinde aday müşteriler kümesi belirlenir. i müşterisi üzerinde bulunan k karıncasının hareket edebileceği aday müşteriler kümesini temsil eden J_{ik}, modeldeki kısıtlara uygun olarak oluşturulmakta olan çözüme eklenebilecek müşterilerden (depolar dahil) oluşmaktadır Ancak, karınca mevcut durumda bir depo üzerinde ise bir sonraki müşteri olarak tekrar bir deponun seçimine izin verilmez. Müşteri seçimi (22) denklemi ile hesaplanan geçiş olasılıklarına uygun olarak yapılır. $\tau_{ij}(t)$, t döngüsünde (i,j) bağında bulunan iz miktarı, q_0 sabit bir parametre değeri, q ise her seçim öncesinde karınca tarafından belirlenen rassal bir sayıdır. $q \leq q_0$ ise (23) denklemi ile belirlenen ve en büyük $P_{ijk}(t)$ değerine sahip olan j^* müşterisi seçilir. Böylece aramanın iyi çözümler etrafında yoğunlaşması sağlanır, $q > q_0$ durumunda ise çeşitlendirme (yeni çözümleri keşfetme) stratejisi ön plana çıkmaktadır. α ve β yoğunlaşma ve çeşitlendirme stratejilerinin ağırlıklarını belirleyen paremetrelerdir.

$$P_{ijk}(t) = \begin{cases} 1, & \text{eğer } \{q \leq q_0 \ ve \ j = j^*\} \\ 0, & \text{eğer } \{q \leq q_0 \ ve \ j \neq j^*\} \\ \dfrac{[\tau_{ij}(t)]^\alpha [\eta_{ij}]^\beta}{\sum_{u \in J_i^k} [\tau_{iu}(t)]^\alpha [\eta_{iu}]^\beta}, & \text{değilse} \end{cases} \tag{22}$$

$$j^* = \arg \max_{u \in J_i^k} ([\tau_{iu}(t)]^\alpha [\eta_{iu}]^\beta) \tag{23}$$

η_{ij} değeri karınca tarafından seçim aşamasında kullanılan sezgisel bilgiyi temsil eder. Aday düğümlerin çekiciliğini tanımlamaktadır. (24) denklemi ile hesaplanarak, rotaya daha sonra eklenmesi mümkün olmayacak müşterilerin rotalanmasına öncelik verilmektedir.

$$\eta_{ij} = \frac{1}{(d_{ij}).\left(l_{4j} - V_j\right)} \qquad (24)$$

Aday müşteriler kümesinde kukla depolar da yer alacağından bazen kapasite ve zaman aralıkları kısıtları nedeniyle zorunlu olarak bazen de henüz ziyaret edebileceği müşteriler varken olasılıklı seçim kuralı nedeniyle bir sonraki müşteri olarak depo seçilebilir. Bu durumda bir araç rotası oluşturmuş olur. Karınca depodan geçtiğinde kapasite ve zaman ile ilgili değişken değerleri uygun şekilde güncellenir. Bu süreç aday müşteri kümesinde müşteri kalmayana kadar devam eder. Süreç tamamlandığında 3 tipte çözüm elde edilebilir; tüm düğümleri içeren tam bir tur oluşturulabilir (I), oluşturulan turda hizmet verilemeyen müşteri(ler) olabilir (II), oluşturulan turda ziyaret edilmeyen depo(lar) olabilir (III). (I) ve (III) nolu çözümler uygun, (II) nolu çözüm ise uygun olmayan bir çözümdür. (II) tipinde bir çözüm elde edildiğinde, açıkta kalan müşteriler bir yerleştirme sezgiseli ile mevcut tura eklenmeye çalışılır. Tüm müşteriler tura eklenebilirse uygun bir çözüm elde edilmiş olur. Aksi durumda açıkta müşteri kalacağından uygun olmayan bir çözüm elde edilmiş olacaktır. Uygun bir çözüm elde edildiğinde yerel arama ile çözüm iyileştirilir. Yerel arama süreci sonunda mevcut en iyi çözüm (ψ^{min})'den daha iyi bir çözüm elde edilmiş ise ψ^{min} güncellenir. Daha önce belirtildiği gibi araç sayısının azaltılması öncelikli amaçtır ve daha az araç kullanan bir çözüm bulunduğunda kullanılabilir araç sayısı (kukla depoların sayısı) yeni bulunan çözümdeki araç sayısına eşitlenerek ağ yapısı güncellenir. Bu aşamadan sonra karıncalar güncellenen araç sayısından daha fazla araç kullanımı gerektiren çözümler için arama yapamayacaktır.

İz bırakma ve iz güncelleme

ZAARP-KKS algoritmasında yerel ve global olmak üzere iki tip iz güncellemesi yapılmaktadır. Yerel iz güncelleme ile çözüm oluşturma esnasında seçilen yollar üzerindeki iz miktarları azaltılarak aramanın çözüm uzayının farklı bölgelerine yönlenebilmesi sağlanır. Her karınca hareketinden sonra gerçekleştirilir. Bir karınca i düğümünden j düğümüne hareket ettiğinde i ile j düğümleri arasında bulunan $\tau_{ij}(t)$ izi (25) denklemi kullanılarak güncellenir. t döngüsünde çözüm oluşturan diğer diğer karıncalar güncellenmiş iz değerleri ile geçiş olasılıklarını belirleyeceklerdir. (25) denkleminde görüldüğü gibi i müşterisinden j müşterisine gidildiğinde (i,j) bağında bulunan iz miktarı başlangıç iz miktarına yaklaştırılarak azaltılmaktadır. Böylece, daha sonra i müşterisine gelen karıncaların j müşterisine gitme olasılıkları azalmış olacağından arama sürecinin çeşitlendirilmesi sağlanır.

$$\tau_{ij}(t) = (1-\rho).\tau_{ij}(t) + \rho.\tau_0 \qquad (25)$$

ρ parametresi izlerin buharlaşma oranıdır. Global iz güncellemede ise aramayı iyi çözümler etrafında yoğunlaştırmak için en iyi çözümde kullanılan yollardaki iz miktarları arttırılır. Her döngü sonunda (tüm karıncalar tarafından çözümler oluşturulduktan ve yerel arama yapıldıktan sonra) (26) denklemi ile gerçekleştirilir. Global iz güncelleme işleminde, sadece ψ^{min} çözümünde yer alan (i,j) bağları üzerindeki iz miktarları arttırılmaktadır. Böylece sonraki döngülerde aramanın, mevcut en iyi çözüm etrafında daha fazla yoğunlaşması sağlanmaktadır. L_{min}, ψ^{min} çözümünün yolculuk mesafesidir.

$$\tau_{ij}(t+1) = (1-\rho).\tau_{ij}(t) + \frac{\rho}{L_{\min}} \qquad (26)$$

Yerel arama

Karıncalar tarafından elde edilen uygun çözümlerin iyileştirilmesi için geçmiş çalışmalarda ARP için önerilmiş yerel arama sezgiselleri uyarlanarak kullanılmıştır. Yolculuk mesafesinin azaltılması için tekrar yerleştirme sezgiseli kullanılmıştır. Müşterilerin yerleştirilebileceği farklı konumlara diğer müşterilerin bağıl sıralamaları aynı kalacak şekilde yerleştirilmeleri durumunda çözümde iyileşme sağlanıp sağlanmadığı kontrol edilmektedir. İyileşme sağlanan ilk yerleştirmede süreç durdurulmaktadır. Kullanılan araç sayısının azaltılması için en az etki yerleştirmesi (EAEY) olarak adlandırılan bir rota silme sezgiseli önerilmiştir. EAEY sezgiseli mevcut çözümdeki bir araç rotasını iptal etmekte, açıkta kalan müşterileri ise diğer rotalara yerleştirmeye çalışmaktadır.

Karşılaştırmalar ve deneyler

Tasarlanan ZAARP-KKS algoritmasındaki parametre değerleri için Dorigo ve Gambardella (1997) çalışmasında önerilen değerler (α=1, β=2, ρ=0.1 q_0=0.9, m=10) sabit olarak kullanılmıştır. Tüm bulanık işlemler $\lambda=\{e\rightarrow 0, 1\}$ olmak üzere iki kesim düzeyi kullanılarak hesaplanmıştır. Önerilen algoritma MATLAB 7.0 programında kodlanmış ve AMD Athlon 64 X2 4000 2.10 GHz işlemci ve 1.75 GB RAM kullanan bir bilgisayarda çalıştırılmıştır.

Yapılan araştırmada ZAARP için daha önce önerilmiş bir GP modeline rastlanmadığından tasarlanan ZAARP-KKS algoritmasının doğruluğunun ve performansının incelenebilmesi için belirlilik durumundaki çalışmaların çoğunluğunda kullanılmış olan Solomon (1987) örnek problemleri üzerinde denemeler yapılarak elde edilen sonuçlar geçmiş çalışmalarla karşılaştırılmıştır. Tablo 1'de C1 ve C2 grubu problemler için elde edilen sonuçların ortalamaları gösterilmektedir.

Tablo 1. KKS-ZAARP algoritmasının belirlilik durumundaki performansı

Yazar(lar)	C1	C2
(1) Solomon (1987)	10.00 951.9	3.13 692.7
(2) Potvin ve Rousseau (1995)	10.67 1343.69	3.38 797.59
(3) Ioannou vd. (2001)	10.00 865	3.13 662
(4) Gambardella vd. (1999)	10.00 828.38	3.00 588.98
KKS-ZARP	10 892.76	3 621.18

C1 grubu problemlerde araç kapasiteleri düşük, zaman aralıkları ise dardır. C1 grubunda 9, C2 grubunda ise 8 adet problem vardır. İlk satır ortalama araç sayısını ikinci satır ortalama yolculuk mesafesini göstermektedir. 1-3 nolu çalışmalarda çözüm oluşturma sezgiselleri, 4 nolu çalışmada ise KKO metasezgiseli kullanılmış olup ZAARP için en başarılı yöntemlerden biri olarak değerlendirilmektedir. ZAARP-KKS algoritmasının çözüm oluşturucu klasik sezgisellere göre daha kaliteli çözümler üretebildiği, metasezgisel yöntemlere yakın bir performans gösterdiği ve çözüm oluşturma sürelerinin uygulama alanı için elverişli olduğu görülmüştür. 100 müşterilik problemler için 1000 döngülük bir koşumda iyi sonuçlar elde edilebilmekte olup koşum süresi yaklaşık olarak 53 dakikadır.

Zheng ve Liu (2006), ZAARP'ni üçgen şekilli bulanık yolculuk süreleri ve kesin teslimat zaman aralıkları ile modellemiştir. Modelin çözümü için genetik algoritma ve simülasyon içeren hibrid bir yöntem önermişlerdir. 18 müşterilik örnek bir probleme 10.000 simülasyon döngüsü ve 5000 genetik algoritma jenerasyonu ile 4 araç kullanan ve yolculuk mesafesi 479 olan bir çözüm 2000MHz Pentium 4 işlemci ve 256 MB RAM'li bir bilgisayar ile yaklaşık 10 saat sürede elde edilmiştir. Tablo 2'de aynı örnek probleme ZAARP-KKS algoritması ile 500 döngülük (yaklaşık 90 saniye) bir arama sürecinde elde edilen çözüm yer almaktadır. max(V_i,e_i) değeri, teslimat başlangıç zamanını oluşturmaktadır.

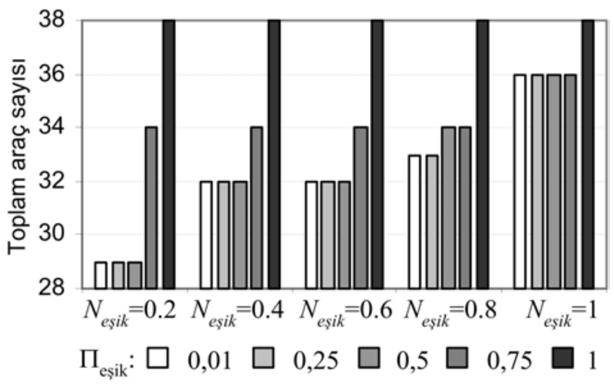
Solomon örneklerindeki kesin T_{ij} ve L_i değerleri T_{ij}=(0.3T_{ij}, 0.5T_{ij}, T_{ij}) ve L_i=(0, 0, L_i, 1.3L_i) bulanık değerlerine dönüştürülerek bulanık örnekler oluşturulmuştur. Şekil 5 ve Şekil 6'da 25 müşterilik R1 grubu problemlere farklı $\prod_{eşik}$ ve $N_{eşik}$ düzeylerinde oluşturulan alternatif çözümlerdeki toplam araç sayıları ve toplam mesafeler gösterilmektedir.

Şekil 7'de, belirlilik durumunda R207 örnek problemi için Psinger ve Ropke (2007) tarafından oluşturulmuş olan en iyi çözümdeki araç rotaları için yolculuk sürelerinin farklı Kötümserlik Oranları (KO) ile bulanıklaştırılması durumunda çözümün gereklilik değeri (min(N(V_i<l_i)) gösterilmektedir. Hesaplamalarda T_{ij} kesin değeri, (T_{ij}, T_{ij}, (1+KO).T_{ij}) üçgen şekilli bulanık sayısına dönüştürülmüştür. Şekil 7'de

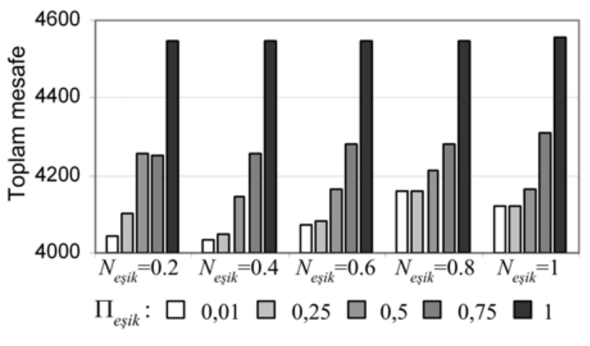
Tablo 2. Zheng ve Liu (2006) örneğine KKS-ZAARP algoritması ile bulunan en iyi çözüm

g	i	V_i	$[e_i,l_i]$	max(V_i,e_i)	q_i	Toplam Talep	Tur Uzunluğu	Tur Zamanı
	2	(5, 10, 15)	[20, 390]	(20, 20, 20)	100			
	1	(55, 75, 95)	[00, 410]	(55, 75, 95)	200			
1	3	(75, 100, 125)	[40, 340]	(75, 100, 125)	140	800	94.5	(184, 275, 366)
	4	(112, 160, 208)	[20, 330]	(112, 160, 208)	160			
	5	(144, 210, 276)	[00, 380]	(144, 210, 276)	200			
	10	(10, 20, 30)	[40, 260]	(40, 40, 40)	140			
	11	(70, 85, 100)	[10, 320]	(70, 85, 100)	100			
	7	(90, 110, 130)	[30, 310]	(90, 110, 130)	200			
2	6	(122, 160, 198)	[00, 320]	(122, 160, 198)	60	755	112	(232, 335, 435)
	8	(157, 215, 273)	[00, 390]	(157, 215, 273)	135			
	9	(192, 270, 348)	[10, 410]	(192, 270, 348)	120			
	17	(15, 30, 45)	[00, 440]	(15, 30, 45)	200			
	18	(50, 85, 120)	[00, 440]	(50, 85, 120)	100			
	16	(85, 140, 195)	[00, 370]	(85, 140, 195)	90			
3	15	(122, 200, 278)	[20, 330]	(122, 200, 278)	200	930	114.5	(221, 340, 459)
	14	(139, 220, 301)	[20, 420]	(139, 220, 301)	60			
	12	(169, 265, 361)	[00, 380	(169, 265, 361)	200			
	13	(201, 315, 429)	[20, 450]	(201, 315, 429)	80			
					Toplam	2485	321	

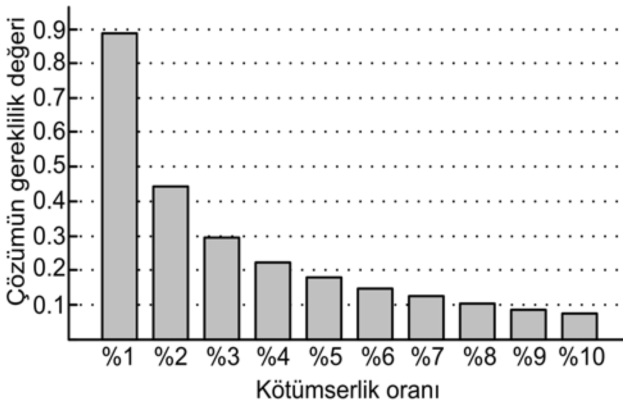
7'de görüldüğü gibi, incelenen çözümün uygulama aşamasında en geç teslimat zamanlarına uygun olarak gerçekleşmesi olayının gerekliliği yolculuk sürelerindeki küçük oranlarda artışlara karşı oldukça duyarlıdır.



Şekil 5. Toplam araç sayıları



Şekil 6. Toplam mesafeler



Şekil 7. Farklı kötümserlik oranları için gereklilik düzeyleri

Sonuçlar

Bu çalışmada bulanık karar ortamında araç rotalama problemi konusunda ilk defa çözüm oluşturucu bir yöntemin kullanımı önerilmiş ve kullanılabilirliği gösterilmiştir. Geliştirilen algoritmanın gürbüz, esnek ve kolay uygulanabilir olduğu ayrıca uygulamaya elverişli sürelerde iyi kalitede çözümler üretebildiği söylenebilir. Ancak, bulanık karar ortamında kullanılabilecek daha iyi bir KKO algoritmasının geliştirilmesi konu kapsamına dahil edilmemiştir. Özellikle farklı yerel arama süreçlerinin kullanımı ile önerilen algoritmanın koşum süresi ve çözüm kalitesi yönünden iyileştirilmesi mümkündür.

Belirsizliklerin bulanık kümelerle ele alındığı geçmiş çalışmalar incelendiğinde elde edilen çözümlerin karşılaştırılmasında kullanılan yaklaşımın genellikle amaç fonksiyonu bulanık değerinin farklı durulaştırma yöntemleri ile kesin değerlere dönüştürülmesi olduğu görülmektedir. Bu çalışmada ise amaç fonksiyonu değeri kesindir. Bulanık değerler ise kısıtlar içerisinde yer almakta ve birbirlerine göre büyüklük /küçüklük ilişkileri olabilirlik ve gereklilik ölçütleri ile belirlenmektedir. Böylece genel yaklaşıma göre daha tutarlı ve çözüm hakkında daha fazla bilgi içeren bir yöntem geliştirildiği söylenebilir.

Önerilen modelde tüm müşteriler için en düşük tatmin düzeyi ve en düşük gereklilik değerleri eşit kullanılmıştır. Ancak her müşteri için farklı değerlerin kullanımı önerilen çözüm yöntemine herhangi bir ek hesaplama yükü getirmeden karar vericiye önemli bir esneklik sağlanarak farklı kategorilerdeki müşterilerin rotalaması yapılabilir. Günümüzde dağıtım firmalarının bu tip hizmetleri olduğu bilinmektedir ancak farklı tip müşteriler için farklı dağıtım araçlarının kullanılarak hizmet verildiği görülmektedir.

Önerilen modelin ve çözüm sürecinin bir karar destek sistemi içerisinde kullanımı ile karar verici tarafından belirlenecek en düşük kesinlik ve/veya müşteri tatmin düzeylerinde en az maliyetli çözümler aranabilir. Farklı müşteri tatmin düzeyleri ve risk seviyeleri için denemeler yapılmasıyla katlanılacak maliyetin müşteri tatmin düzeyindeki ve çözümlerin güvenilirliğindeki artışa etkisi görülebilir. Karar verici bazı riskleri göze alarak sağlayabileceği maliyet avantajını görebilir veya yeni bir siparişi kabul edip etmeme konusunda karar verebilmek için modeli kullanabilir. Önerilen yöntem ile sipariş veren müşterinin siparişinin istenilen teslimat zamanı için kabul edilip edilmemesi, müşteriye teslimat zamanında esneklik yapmasının önerilmesi ile siparişin kabul edilip edilmemesine karar verilmesi veya müşterinin sağlayacağı esneklik ile maliyetlerde sağlanacak düşüşlerin müşteriye de yansıtılması konularında bilgi üretilebilir.

Kaynaklar

Chanas, S. ve Kasperski, A., (2003). On two single machine scheduling problem with fuzzy processing times and fuzzy due dates, *European Journal of Operational Research*, **147**, 281-296.

Dorigo, M., Maniezzo, V. ve Colorni, A., (1991). The Ant System: An auto catalytic optimizing process, Technical Report 91-016, Politecnico di Milano, Milan.

Dorigo, M. ve Gambardella, L., (1997). Ant Colony System: A cooperative learning approach to the traveling salesman problem, *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, **1**, 53-66.

Dorigo, M. ve Di Caro, G., (1999). *The ant colony optimization meta-heuristic* in Corne, D., Dorigo, M. ve Glover, F., *eds*, *New Ideas in Optimization*, McGraw Hill, 11-32, London,.

Dubois, D. ve Prade, H., (1988). *Possibility theory: an approach to computerized processing of uncertainty*, Plenum Press, New York.

Dubois D., Fargier, H. ve Prade, H., (1995). Fuzzy constraints in job-shop scheduling, *Journal of Intelligent Manufacturing*, **6**, 215-234.

Dubois D., Fargier, H. ve Prade, H., (2003). Fuzzy scheduling: Modelling felxible constraints vs. coping with incopmlete knowledge, *European Journal of Operational Research,* **147**, 231-252.

Fortemps, P., (2000). *Introducing flexibility in scheduling: the preference approach* in Slowinski, R. ve Hapke, M., *eds*, *Scheduling Under Fuzziness*, Physica-Verlag, 61-79,New York.

Ioannou, G., Kritikos, M. ve Prastacos, G., (2001). A problem generator-solver heuristic for vehicle routing with soft time windows, *Omega*, **31**, 41-53.

Kaufmann, A., Gupta, M.M, (1985). *Introduction to fuzzy arithmetic: theory and applications,*. Van Nostrand Reinhold, New York:.

Kılıç, S. ve Kahraman, C., (2007). Solution of a fuzzy flowshop scheduling problem using a necessity measure, *Journal of Multiple Valued Logic and Soft Computing*, kabul edildi.

Kılıç, S. ve Kahraman, C., (2006). Scheduling a fuzzy flowshop problem with fuzzy processing times using ant colony optimization, *Proceedings*, 7th International FLINS Conference, 449-456, Genova, Italy.

Potvin, J. ve Rousseau, J., (1995). An exchange heuristic for routing problems with time windows, *Journal of Operational Research Society*, **46**, 1433-1446.

Psinger, D ve Ropke, S., (2007). A general heuristic for vehicle routing problems, *Computers and Operations Research*, **34**, 2403-2435.

Reimann, M., Doerner, K. ve Hartl, R.F., (2004). D-Ants: Savings based ants divide and conquer the vehicle routing problem, *Computers and Operations Research*, **31**, 4, 563-591.

Sakawa, M. ve Kubota, R., (2000). Fuzzy programming for multiobjective job shop scheduling with fuzzy processing time and fuzzy duedate through genetic algorithms, *European Journal of Operational Research*, **120**, 393-407.

Solomon, M., (1987). Algorithms for the vehicle routing and scheduling problem with time windows constraints, *Operations Research*, **33**, 254-267.

Zadeh, L.A., 1978. Fuzzy sets as the basis for a theory of possibility, *Fuzzy Sets and Systems*, **1**, 3-28.

Zheng, Y., Liu, B., 2006. Fuzzy vehicle routing model with credibility measure and its hybrid intelligent algorithm, *Applied Mathematics and Computation*, **176**, 673-683.