

DAĞITIM ROTALARI OPTİMİZASYONU İÇİN META SEZGİSEL BİR YAKLAŞIM

Selçuk ÇOLAK*
GÜLER**

Hüseyin

Öz:

Dağıtım rotalarının optimizasyonunu amaçlayan Araç Rotalama Problemi (ARP) literatürde çözümü zor problemler sınıfında yer alan ve üzerinde yaklaşık 50 yıldır çalışılan önemli bir problemdir. ARP'nde merkezi bir depoda bulunan araçların depodan ayrılıp belirli bir sayıda müşteriyi ziyaret ederek tekrar depoya dönmesi sırasında kat ettikleri toplam mesafenin minimum yapılması amaçlanır. Bu problemde müşteri sayısının az olduğu durumlarda kesin çözüm algoritmaları ile sonuca ulaşılabilmektedir. Diğer yandan, müşteri sayısı arttıkça çözüm için gerekli olan bilgisayar işlem süresi katlanarak arttığından dolayı bu yöntemleri uygulamak mümkün olmamaktadır. Bu sebeple son yıllarda daha çok sezgisel ve meta sezgisel yöntemler ARP'ne uyarlanmıştır. Bu çalışmada sezgisel yöntemler ve meta sezgisel bir yaklaşım olan yapay sinir ağları ile araç rotalama problemine çözüm aranmıştır. Önerilen algoritma Visual Basic dilinde kodlanmış ve literatürde yer alan referans test problemleri üzerinde çalıştırılmıştır. Elde edilen sonuçlar bu algoritmanın araç rotalama problemi üzerinde etkin olduğunu göstermiştir.

Anahtar Kelimeler: Araç rotalama problemi, sezgisel yöntemler, yapay sinir ağları.

* Yrd. Doç. Dr., Çukurova Üniversitesi, İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi, İşletme Bölümü, scolak@cu.edu.tr

** Öğr. Gör., Çukurova Üniversitesi, İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi, Ekonometri Bölümü, hguler@cu.edu.tr

A METAHEURISTIC APPROACH FOR OPTIMIZATION OF DISTRIBUTION ROUTES

Abstract:

The Vehicle Routing Problem (VRP) consists of constructing minimum cost routes that includes a depot, vehicles with capacity constraints, and customers with known demands where the vehicles leave the depot, visit each customer exactly once, and return to the depot. This problem was first introduced by Dantzig and Ramser in 1959. Since the problem has broad application areas such as food, beverage, and newspaper distribution, cargo and mail delivery, transportation of military equipment, routing of school buses etc., it has attracted the researches in both academia and industry for a long period. Recent technological developments and competitive marketplace makes distribution problem more and more important. Because of this reason, the companies try to decrease their logistic costs by building better routes to survive in today's competitive world.

The VRP belongs to the class of the NP-hard combinatorial optimization problems. This problem contains both the Traveling Salesman Problem (TSP) and the Bin Packing Problem (BPP) as special cases and lies at the intersection of these two well known NP-hard problems. Several mathematical methods, heuristics and metaheuristic approaches are applied to solve the vehicle routing problem. Although exact algorithms can reach the optimum solutions easily when the number of customers is less, they are not practical in real life problems with an increasing number of customers since the computation time for finding the solution grows exponentially. Therefore, heuristics and metaheuristics have been widely used by researchers. Clarke and Wright's (1964) savings algorithm, Gillett and Miller's (1974) sweep algorithm, and Bentley's (1992) nearest addition method are some popular heuristic algorithms for this problem. The metaheuristic methods such as tabu search, simulated annealing, genetic algorithms, deterministic annealing and ant colonies have been applied to solve the VRP and good solutions have been obtained. Even though these methods do not guarantee the optimal solution, they provide satisfactory solutions in short computation time.

In the vehicle routing problem, capacity constrained vehicles leave the depot, stop by one or more customers and then return back to the depot. Here, the loading capacity for each vehicle is the same and the demand for each customer is known. The constraints are as follows: each customer can only be visited by one vehicle; the total customer demand on the route for a vehicle cannot exceed the vehicle capacity; and all vehicles have to return back to the depot. The objective of VRP is to minimize the total travelling distance or cost.

In this study, some heuristic approaches and a metaheuristic, neural networks, are hybridized and applied to solve the vehicle routing problem. The two heuristics used are the well known nearest neighbor algorithm and Clarke and Wright's savings algorithm. In this approach, the VRP is framed as a neural network with multiple layers of vehicles and customers. The connections between the layers are characterized by weights. These weights are all same for the first iteration but are modified for the subsequent iterations and feasible solutions are generated with the help of the heuristic.

The proposed neural network approach has been coded in Visual Basic 6.0 programming language and implemented on a Intel® Quad Core 2.4GHz personal computer. Three benchmark problem sets are used to evaluate the performance of the algorithm. The first set consists of benchmark problem instances of Christofides et al. (1979). The next two sets are the instances of Taillard (1993) and the Fisher (1994).

Computational results on benchmark problems demonstrate the efficiency of the proposed approach on VRP. The results of the algorithm are compared to the single pass solution of heuristics shows significant improvements. It can also be pointed out that the neural networks in conjunction with the savings algorithms gives better results than the one with nearest neighbor algorithm.

Keywords: Vehicle routing problem, heuristic approaches, neural networks.

GİRİŞ

Günümüz rekabetçi ortamında dağıtım maliyetleri ve zamanlaması işletmelerin karlılıklarını ve rekabet gücünü etkileyen önemli faktörler arasında yer almaktadır. Bu sebeple dağıtım rotalarının belirlenmesinde bilimsel ve teknolojik yöntemler kullanılması ile işletmeler lojistik maliyet tasarrufu sağlayarak önemli avantajlar elde edebilecek, kar marjlarını arttıracak ve aynı zamanda ülkemiz ekonomisindeki bazı kaynakların (petrol, iş gücü, zaman vb.) daha verimli kullanılması sağlanacaktır.

İlk olarak 1959 yılında Dantzig ve Ramser tarafından tanımlanmış olan Araç Rotalama Problemi (ARP) merkezi bir depoda bulunan araçların rotalanması esnasında kat edilen toplam yolun minimum yapılmasını amaçlar. Rotalama, her bir müşteriye bir kez uğranacak şekilde araç kapasiteleri göz önünde bulundurularak yapılmaktadır.

Çözümü zor problemler (NP-Zor) sınıfında yer alan ARP için literatürde çeşitli kesin çözüm algoritmaları, sezgisel ve meta sezgisel yöntemler bulunmaktadır. Müşteri sayısının az olduğu durumlar için kesin çözüm algoritmaları kullanılabilir iken, müşteri sayısı arttıkça gerekli bilgisayar hesaplama zamanı üssel olarak arttığı için bu yöntemleri uygulamak mümkün olmamaktadır. Bu yüzden son yıllarda araştırmacılar daha çok sezgisel ve meta sezgisel yöntemler kullanarak problemi çözmeye çalışmıştır.

Bu çalışmada sezgisel yöntemler ve yapay sinir ağları bir arada kullanılarak ARP'ne çözüm aranmıştır. Önerilen algoritma Visual Basic programlama dilinde kodlanarak literatürde yer alan araç rotalama referans test problemleri üzerinde çalıştırılmıştır.

Bu çalışmanın sonraki bölümünde literatür taramasına yer verilmiştir. Ardından araç rotalama probleminin matematiksel modeli tanımlanmıştır. Sonraki bölümde problemin çözümünde kullanılacak olan yapay sinir ağları ve sezgisel yöntemlerin detayları verilmiştir. Son bölümde ise algoritmanın test problemleri üzerinde çalıştırılması ile elde edilen sonuçlar gösterilmiş ve tartışılmıştır.

D) LİTERATÜR TARAMASI

Literatürde üzerinde en çok çalışılan problemler arasında yer alan ARP ilk olarak Dantzig ve Ramser tarafından 1959 yılında tanımlanmıştır. Günümüzde yiyecek-içecek-gazete dağıtımı, kargo-posta teslimatı, askeri mühimmat sevkiyatı, uçakların rotalanması, öğrenci servisleri gibi birçok sektörlerde geniş uygulama alanına sahiptir.

ARP literatürde çözümü zor problemler (NP-Zor) arasında yer alan klasik gezgin satıcı probleminin genelleştirilmiş bir halidir. Dolayısıyla ARP de NP-Zor problemler sınıfında yer almaktadır (Laporte, 2007). Bu problem için çeşitli kesin çözüm algoritmaları önerilmiştir. Bu algoritmalar arasında dinamik programlama (Christofides ve diğerleri, 1981a), dal-sınır algoritmaları (Christofides ve diğerleri, 1981b; Fisher, 1994; Toth ve Vigo, 2001), dal-kesme algoritmaları (Laporte ve diğerleri, 1985; Ralphs ve diğerleri, 2003) ve dal-kesme-fiyat algoritmaları (Fukasawa ve diğerleri, 2006) yer almaktadır.

Bununla birlikte, literatürde yer alan çözüm yöntemleri ağırlıklı olarak sezgisel metotlar ve meta sezgiseller üzerinedir. Araç rotalama problemine uygulanmış olan en önemli ve üzerinde en çok çalışılan sezgisel yöntem Clarke ve Wright (1964) tarafından önerilmiş olan tasarruf algoritmasıdır. Klasik tasarruf algoritmasını geliştirmeye yönelik çeşitli varyasyonlar yine literatürde yer almaktadır. Diğer önemli bir sezgisel yöntem de literatürde tarama algoritması diye adlandırılan ve çeşitli versiyonları Gillett ve Miller (1974) ve Renaud ve Boctor (2002) tarafından önerilmiş olan algoritmadır.

ARP'nin çözümünde kullanılan meta sezgisel yöntemlerin bazıları tabu arama, tavlama benzetimi, karınca kolonisi, genetik algoritmalar şeklindedir. Tabu arama algoritması ARP'ne en çok uygulanan ve en iyi çözüm veren meta sezgisel olarak literatürde yer almaktadır. Bu yöntemin çeşitli versiyonları Taillard (1993), Gendreau ve diğerleri (1994), Rochat ve Taillard (1995), Kelly ve Xu (1996), Toth ve Vigo (2003), Brandao (2004), Fu ve diğerleri (2005) tarafından problemin çözümünde kullanılmıştır. Li ve diğerleri 2005 yılında deterministik tavlama yöntemini kullanarak

ARP'ni çözmeye çalışmıştır. Karınca kolonisi optimizasyonu Gambardella (1999) ve Reinmann ve diğerleri (2004) tarafından probleme uyarlanmıştır. ARP'ne uygulanmış olan genetik algoritmalar arasında Gonzalez ve Fernandez (2000), Machado ve diğerleri (2002), Baker ve Ayechev (2003), Prins (2004), Alba ve Dorronsoro (2005), Jeon ve diğerleri (2007) çalışmaları yer almaktadır.

Yapay sinir ağları veri madenciliği alanında sınıflandırma, kümeleme, örüntü tanıma amaçları için kullanılmasının yanı sıra optimizasyon problemlerinin çözümünde de kullanılmaktadır. Bu amaçla ilk olarak 1985 yılında Hopfield ve Tank yapay sinir ağlarını klasik bir kombinatoriyal optimizasyon problemi olan gezgin satıcı problemine uygulamıştır. Foo ve Takefuji (1988) ve Sabuncuoğlu ve Gürgün (1996), Hopfield ve Tank'ın yaklaşımını atölye tipi çizelgeleme problemine uyarlamışlardır. Bu çalışmalarda küçük boyutlu problemler için iyi sonuçlar alınmıştır.

Agarwal ve diğerleri (2003) optimizasyon problemlerinin çözümü için yapay sinir ağları temeline dayalı genişletilmiş yapay sinir ağları (AugNN) adı verilen farklı bir yaklaşım ortaya koymuşlar ve bu yaklaşımı iş çizelgeleme problemine uyarlamışlardır. Sezgisel yöntemler ve yapay sinir ağlarının birlikte kullanılması ile ortaya çıkarılan AugNN ile hızlı bir şekilde yerel arama yapılarak yakınsama sağlanmakta ve büyük boyutlu problemler için bile kısa sürede iyi sonuçlar elde edilebilmektedir. Bu yaklaşım daha sonra Çolak ve Agarwal (2005) tarafından açık atölye tipi çizelgeleme problemine, Agarwal ve diğerleri (2006) tarafından iş çizelgeleme probleminin farklı bir versiyonuna, Çolak ve diğerleri (2006) tarafından kaynak kısıtlı proje çizelgeleme problemine de uyarlanmıştır.

II) ARAÇ ROTALAMA PROBLEMİ İÇİN MATEMATİKSEL MODEL

Kapasite kısıtlı ARP m araç ve n müşteriden oluşmaktadır. Araç kapasitesi K , i _inci müşterinin talebi d_i ile gösterilir. i _inci müşteriden j _inci müşteriye giden bir aracın ulaşım maliyeti ise c_{ij} ile tanımlanır. İndisi 0 ile gösterilen depodan, indisleri 1'den n 'ye kadar değişen müşterilere hizmet verilmektedir. Benzer şekilde depodan j _inci müşteriye ulaşım maliyeti ise c_{0j} 'dir. Araç sayısı m başlangıçta verilen sabit bir sayı olabileceği gibi problemin çözümü ile belirlenmeye çalışılan bir değer de olabilir. Depodan çıkıp müşterilerin bir ya da bir kaçına uğradıktan sonra depoya dönecek olan araçların rotaları belirlenmektedir. Bu rotalama esnasında iki kısıt karşılanmalıdır. Birinci kısıt her bir müşterinin yalnız bir araçtan hizmet almasıdır. Diğer kısıt ise aynı rotada yer alan müşterilerin talepleri toplamının ilgili rotadaki aracın kapasitesini aşmamasıdır. Problemden amaç toplam kat edilen mesafenin veya toplam dağıtım maliyetinin minimize edilmesidir.

Problemin matematiksel modeli $\text{graf}(N,A)$ üzerinde tanımlanır. Burada N 1'den n 'ye kadar müşteriler ve 0 numaralı depoyu içeren düğüm noktaları kümesidir.

Müşterilerin kümesi C , araçların kümesi ise V ile gösterilir. A iki düğüm noktası arasındaki mümkün bağlantıları içeren oklar kümesidir. Her bir $(i,j) \in A$ okunun ulaşım maliyeti c_{ij} şeklindedir. Dağıtım maliyetleri simetrik olduğundan $c_{ij} = c_{ji}$ alınabilir. Ayrıca $c_{ii} = 0$ 'dır. Burada

$$X_{ij}^v = \begin{cases} 1, & v \text{ aracı müşteri } i \text{ den müşteri } j \text{ ye giderse} \\ 0, & v \text{ aracı müşteri } i \text{ den müşteri } j \text{ ye gitmezse} \end{cases}$$

şeklinde bir değişken tanımlanır. Bu tanımlamalar altında kapasite kısıtlı ARP'nin matematiksel modeli aşağıdaki şekildedir:

$$\min \sum_{v \in V} \sum_{(i,j) \in A} c_{ij} X_{ij}^v \quad (1)$$

$$\sum_{v \in V} \sum_{j \in N} X_{ij}^v = 1, \forall i \in C \quad (2)$$

$$\sum_{i \in C} d_i \sum_{j \in N} X_{ij}^v \leq K, \forall v \in V \quad (3)$$

$$\sum_{j \in C} X_{0j}^v = 1, \forall v \in V \quad (4)$$

$$\sum_{i \in N} X_{ik}^v - \sum_{j \in N} X_{kj}^v = 0, \forall k \in C \text{ ve } \forall v \in V \quad (5)$$

$$X_{ij}^v \in \{0,1\}, \forall (i,j) \in A \text{ ve } \forall v \in V \quad (6)$$

(1) ifadesi problemin amaç fonksiyonu olup burada toplam dağıtım maliyetinin minimizasyonu amaçlanmaktadır. (2) numaralı eşitlikte her bir müşterinin yalnız bir araç tarafından hizmet alması kısıdı yer alır. (3) numaralı eşitsizlik ise kapasite kısıdını göstermektedir. (4) numaralı eşitlik her bir aracın depodan yalnız bir kere ayrılmasını sağlamak içindir. (5) ise her bir müşteriye veya depoya gelen araç sayısı ile bu noktalardan ayrılan araç sayısının birbirine eşit olmasını sağlamaktadır. (4) ve (5) numaralı kısıtlar depodan ayrılan her bir aracın müşterilere uğradıktan sonra tekrar depoya dönmesini zorunlu kılmaktadır.

III) YAPAY SİNİR AĞLARI VE SEZGİSEL YÖNTEMLER

Yapay Sinir Ağları (YSA), insan beyninde öğrenmeyi sağlayan biyolojik sinir sisteminin çalışma prensibinin bilgisayar programları ile simüle edilmesidir. YSA işlem birimi olarak da adlandırılan sinir hücreleri (nöronlar) içerirler. Bu işlem

birimleri ağırlıklandırılmış olarak çeşitli şekillerde birbirlerine bağlanarak öğrenmeyi sağlayan ağı oluştururlar. Bir transfer fonksiyonu olarak görev yapan nöronlar diğer nöronlarla çeşitli sinyaller aracılığıyla haberleşerek sinyalleri birleştirme ve dönüştürme işlevleri ile sayısal bir sonuç ortaya çıkarırlar (www.yapay-zeka.org).

YSA veri madenciliği alanında sınıflandırma, kümeleme, örüntü tanıma gibi konularda kullanılmasının yanı sıra optimizasyon problemlerinin çözümünde de kullanılmaktadır. Bu amaçla YSA ilk kez Hopfield ve Tank (1985) tarafından NP-Zor problemler arasında yer alan gezgin satıcı problemine uygulanmıştır. Hopfield ve Tank'ın bu yaklaşımı daha sonra Foo ve Takefuji (1988) ve Sabuncuoğlu ve Gürgün (1996) tarafından atölye tipi çizelgeleme problemine uyarlanmıştır. Bu uygulamalar küçük boyutlu problemler için iyi sonuç verse de, büyük boyutlu problemlerin çözümünde çok etkin değillerdir. Bu sebeple Agarwal ve diğerleri (2003) genişletilmiş yapay sinir ağları (AugNN) adı verilen ve optimizasyon problemlerinin çözümünde kullanılan farklı bir yaklaşım ortaya koymuşlar ve bu yaklaşımı iş çizelgeleme problemi üzerinde test etmişlerdir.

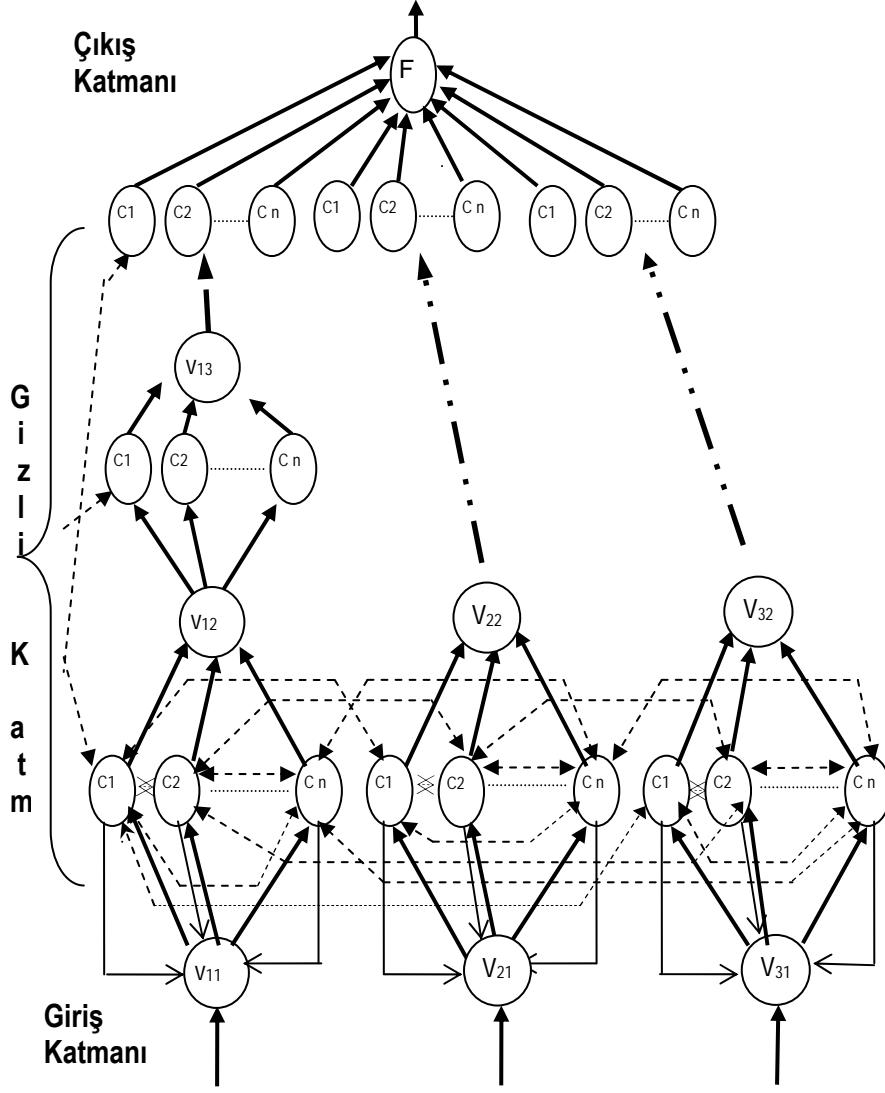
AugNN sezgisel yöntemler ve YSA'nın birlikte kullanılması ile oluşmaktadır. Bu şekilde sezgisel yöntemlerin ve yinelemeli öğrenmenin avantajları bir araya getirilerek iyi sonuçlar elde edilebilmektedir. AugNN'de çözülmeye çalışılan problem; girdi katmanı, gizli katmanlar ve çıktı katmanı şeklinde tanımlanarak YSA'na dönüştürülür. Klasik YSA'ndan farklı olarak AugNN'de gizli katman sayısı probleme bağlıdır. Katmanlar arasındaki bağlantılara ağırlıklar verilip problemin kısıtları da göz önünde bulundurularak sezgisel yöntemler yardımı ile bir iterasyon sonucu elde edilir. Elde edilen bu sonuç hafızaya alınır. Daha sonra bağlantılar arası ağırlıklar bir öğrenme stratejisi kullanılarak değiştirilir ve bir sonraki iterasyonun sonucu bulunur. Bu şekilde iterasyonlar yapılarak daha iyi sonuçlar elde edilmeye çalışılır. AugNN'in avantajları arasında hızlı bir şekilde iyi sonuç bulması, sonuçlardaki iyileşmenin büyük bir kısmının arama sürecinin başında gerçekleşmesi ve yerel çözüm aramada etkili olması sayılabilir. Ayrıca AugNN'de diğer meta sezgisel yöntemlere kıyasla yakınsama daha hızlı olmakta ve büyük boyutlu problemler için bile optimum veya optimuma yakın sonuçlar az sayıda iterasyon ile bulunabilmektedir.

Bu kısımda bir ARP'nin işlem birimleri yardımıyla YSA'na nasıl dönüştürüldüğünü göstermek amacıyla 3 araç ve n müşteriden oluşan bir örneği ele alalım. Şekil : 1'de oluşturulmuş olan YSA, giriş katmanı, gizli katmanlar ve çıkış katmanı ile birlikte görülmektedir. Şekilden de görüleceği gibi n adet araç katmanı ve her bir araç katmanında üç adet araç düğüm noktası mevcuttur. Her bir araç katmanını takip eden toplam n adet müşteri katmanı vardır. Her bir müşteri katmanı $3n$ adet müşteri düğüm noktasından oluşmaktadır. Birinci araç katmanı YSA'nın giriş katmanını oluşturmaktadır. Diğer araç katmanları ve müşteri katmanları gizli katmanlar olarak düşünülmekte ve en sonda bulunan düğüm noktası ağın çıkış katmanı olarak görev yapmaktadır. Araç katmanları ve müşteri katmanları arasındaki bağlantılarda

aracın bulunduğu nokta ile ilgili müşteri arasındaki mesafeler ağırlıklı olarak yer almaktadır. Başlangıç iterasyonunda bütün mesafeler için eşit ağırlıklar kullanılmakta, sonraki iterasyonlarda ise bu ağırlıklar değiştirilerek yeni sonuçlar elde edilmektedir. Benzer şekilde müşteri katmanları ve araç katmanları arasında çeşitli bağlantılar mevcuttur. Bu bağlantılar ağırlıksız olup bir katmandan diğer katmana bazı fonksiyonları tetiklemek için kullanılmaktadırlar. Müşteri katmanları arasında üç farklı bağlantı çeşidi mevcuttur. Birinci çeşitte, her bir müşteri katmanında aynı araçtan sinyal alan müşteriler arasında bağlantılar vardır. Bu bağlantıların amacı herhangi bir aracın aynı anda sadece bir müşteriye uğramasını sağlamaktır. İkinci çeşit bağlantıda ise her bir müşteri düğümü, aynı katmanda bulunan ve diğer araçlardan sinyal alan aynı müşteri düğümlerine bağlıdır. Burada amaç aynı müşterinin aynı anda iki araç tarafından seçilmemesidir. Son olarak üçüncü çeşit bağlantıda ise her bir araç katmanında yer alan her bir müşteri düğümü, aynı araç ve diğer araçların aynı müşteri düğümlerine bağlıdır. Bu bağlantıların amacı ise her bir müşterinin sadece tek bir araç tarafından ziyaret edilmesini sağlamaktır. Ayrıca, müşteri düğümleri ters yönde ilgili araç düğümlerine bağlıdır. Bu sayede herhangi bir araç, herhangi bir müşteriye ziyaret etmeye karar verir ise, o müşteri düğümünden araç düğümüne sinyal gönderilmekte ve aracın o aşamada o müşteriye ziyaret ettiği bildirilmektedir.

AugNN algoritmasının adımları Şekil : 2’de görülmektedir. Bu algoritmada öncelikle problemin başlangıç ağırlıkları tespit edilmektedir. Sonraki aşamada ise ağırlıkların güncellenerek yeni çözümlerin elde edileceği iterasyonlar başlamaktadır. Elde edilen çözüm sayısı daha önceden belirlenmiş gerekli çözüm sayısına eşit oluncaya kadar iterasyonlar devam etmektedir. Her bir iterasyonda sezgisel yöntemlerle birlikte YSA çalıştırılır ve yeni bir sonuç elde edilir. Bu çalışmada kullanılan sezgisel yöntemler “en yakın komşuluk” ve “tasarruf algoritması” şeklindedir. Elde edilen sonuç daha önce bulunan sonuçlarla karşılaştırılır ve bulunan sonuçlar kümesine eklenir. Eğer bulunan bu sonuç daha önce bulunan sonuçların tamamından daha iyiyse, en iyi sonuç olarak kaydedilir. Yeni sonuç bulduktan sonra bir öğrenme stratejisi yardımıyla ağırlıklar güncellenir. Bu esnada ayrıca kuvvetlendirme ve en iyiye dönüş işlemleri de yapılmaktadır.

En yakın komşuluk yönteminde depodan çıkan araçlar, öncelikle depoya en yakın müşteriye gitmektedir. Daha sonra bu müşteriden araç kapasitesini aşmayacak şekilde en yakın olan diğer müşteriye veya depoya gidilerek rota tamamlamaktadır. Bu işlem tüm müşteriler ziyaret edilinceye kadar devam ettirilir.



Şekil : 1
ARP için Yapay Sinir Ağı

Başlangıç ağırlıklarını belirle
Çözüm sayısı = gerekli çözüm sayısı olana kadar döngüye devam et
Yapay sinir ağını çalıştır
Sonucun tekrarlanıp tekrarlanmadığını kontrol et
Eğer sonuç tekrarlamalı bir sonuç değilse
Eğer sonuç en iyi sonuçtan daha iyiyse, en iyi sonuç olarak kaydet
Çözüm sayısını bir arttır
Bu sonucu bulunan sonuçlar kümesine ekle
Ağırlıkları güncelle
Bulunan sonuç, bir öncekine göre daha iyi ise, ağırlıkları bu yönde değiştir
Eğer daha önceden belirlenen bir iterasyon sayısı kadar denemede en iyi
sonuç geliştirememişse, ağırlıkları bir önceki en iyi sonucun ağırlıklarına
eşit al
Döngüyü sonlandır
En iyi sonucu göster

Şekil: 2**AugNN Algoritması**

Tasarruf algoritmasında ise ilk aşamada her bir müşteriye bir araç atanır. Daha sonra $s_{ij} = c_{0i} + c_{0j} - c_{ij}$ tasarruf fonksiyonu yardımıyla iki müşterinin birleştirilmesi ile elde edilebilecek tasarruflar hesaplanır ve kapasite kısıdının aşılmadığı en büyük tasarruf bulunur. Bu müşteriler birleştirilerek yeni bir rota oluşturulur. Bu işlem birleştirilecek müşteri kalmayınca kadar sürdürülür.

YSA yukarıda bahsedilen en yakın komşuluk ve tasarruf algoritması sezgiselleri ile birlikte ağırlıklandırılmış uzaklıklar ($w_{ij} = w_{ij} \times d_{ij}$) kullanılarak uygulanır. Bu şekilde her bir iterasyonda ağırlıklar değiştirilerek yeni bir çözüm elde edilmeye çalışılır. Elde edilen sonuç daha önce elde edilen sonuçlarla karşılaştırılır. Eğer sonuç yeni bir sonuç ise çözüm sayısı bir arttırılır ve bu çözüm mevcut sonuçlar kümesine eklenir. Aynı zamanda bu sonucun mevcut en iyi sonuçtan daha iyi olup olmadığına bakılır. Eğer yeni sonuç daha iyi ise en iyi sonuç olarak kaydedilir. Daha sonra ağırlıklar güncellenir.

Ağırlıklar güncellenirken bir öğrenme stratejisi uygulanır. Bu çalışmada öğrenme stratejisi olarak

$$w_{ij} = \begin{cases} w_{ij} + LR \times r_2, & r_1 > 0,5 \text{ ise} \\ w_{ij} - LR \times r_2, & r_1 \leq 0,5 \text{ ise} \end{cases}$$

kullanılmıştır. Burada LR öğrenme katsayısını, r_1 ve r_2 ise (0,1) aralığında düzgün dağılımdan gelen rassal sayıları göstermektedir.

Ağırlıklar güncellendikten sonra, elde edilen çözümün bir önceki çözüme göre daha iyi olup olmadığı incelenir. Eğer mevcut çözüm bir öncekinden daha iyi ise, ağırlıklar bu yönde değiştirilir. Bu işleme kuvvetlendirme adı verilir. Algoritmanın başlangıcında bir kuvvetlendirme faktörü seçilir ve ağırlıklar bu kuvvetlendirme faktörü oranında aşağıdaki gibi değiştirilir:

$$w_{ij} = w_{ij} + RF \times (w_{ij} - w_{ij}^{previous})$$

Burada w_{ij} i ve j müşterileri arasındaki ağırlığı, $w_{ij}^{previous}$ bir önceki iterasyondaki ağırlığı RF ise kuvvetlendirme faktörünü göstermektedir.

Ayrıca daha önceden belirlenen bir iterasyon sayısı kadar deneme yapılmış ve en iyi sonuçta herhangi bir gelişme görülmemişse, ağırlıklar bir önceki en iyi sonucun ağırlıklarına eşit olacak şekilde güncellenir. Bu işleme en iyiye dönüş adı verilir.

Bu işlemler tamamlandığında bir iterasyon yapılmış olur. İterasyonlar tamamlandığında en iyi sonuç belirlenir ve çözüm olarak sunulur.

IV) ALGORİTMANIN REFERANS PROBLEMLER ÜZERİNDE TEST EDİLMESİ

AugNN algoritması Visual Basic 6.0 programlama dilinde kodlanarak Intel® Quad Core 2.4GHz özelliklerindeki Windows® Vista yüklü bir bilgisayar ile literatürde yer alan araç rotalama referans problemleri üzerinde test edilmiştir. Bu testlerde üç adet problem seti göz önüne alınmıştır. Bu setlerden birincisi Christofides ve diğerlerinin (1979) kapasite kısıtlı araç rotalama problemleridir. Bu problemlerde müşteri sayısı 50 ile 199, araç kapasitesi ise 140 ile 200 arasında değişmektedir. Diğer bir problem seti ise Taillard (1993) tarafından önerilen 12 test probleminden oluşmaktadır. Bu problemlerde müşteri sayıları 75, 100 ve 150 şeklindedir. Bu çalışmada ayrıca Fisher (1994) tarafından önerilen üç farklı problem de incelenmiştir. Bu problemlerde müşteri sayıları 44, 70 ve 134 şeklindedir.

Christofides ve diğerleri (1979) problem setinin AugNN ile çözümü ile ilgili sonuçlar Tablo : 1 ve Tablo : 2'de yer almaktadır. Bu problemlerin çözümünde farklı parametre değerleri için testler yapılmış ve bu testler sonucunda öğrenme katsayısı 0,05, kuvvetlendirme faktörü 0,01, en iyiye dönüş değeri 50, başlangıç ağırlıkları 2 ve bulunması istenen çözüm sayısı 10000 olarak alınmıştır. Tablonun ilk sütunu problemi, ikinci sütunu ise problemdeki müşteri sayısı ve araç kapasitelerini göstermektedir. Üçüncü sütunda ise bahsedilen problem için literatürde yer alan optimum veya en iyi çözüm verilmiştir. Dördüncü sütunda kullanılan sezgisel ile elde edilen başlangıç çözümü ve bir sonraki sütunda bu çözümün bilinen en iyi çözüme oranla sapması (% olarak) verilmiştir. Tablo : 1'de sezgisel yöntem olarak en yakın komşuluk, Tablo : 2'de ise tasarruf algoritması için çözümler bulunmaktadır. En yakın komşuluk yöntemi günümüz işletmelerinin pek çoğunda rota belirleme aşamasında kullanılan yöntemdir. Tabloların altıncı sütununda ilgili sezgiselle birlikte AugNN yönteminin kullanılı-

masıyla elde edilen çözüm ve yedinci sütunda ise bu çözümün en iyi çözüme göre sapması görülmektedir. Son sütunda ise AugNN kullanımının başlangıç çözümüne göre (% olarak) ne kadar ilerleme sağladığını görmek mümkündür. Son satırda yer alan ortalama değerleri ise çözümü yapılan tüm problemler için ilgili sütunun ortalamasıdır.

Tablo : 1
Christofides ve diğerleri (1979) için AugNN - En Yakın Komşuluk Sonuçlar

Problem	Müşteri Sayısı ve Kapasite	Bilinen En İyi Çözüm	Başlangıç Çözümü	Başlangıç Çözümünün Sapması (%)	AugNN Çözümü	AugNN Çözümünün Sapması (%)	AugNN ile Elde Edilen Gelişme (%)
C1	50-160	524,61	679,07	29,44	567,40	8,16	16,44
C2	75-140	835,26	1138,77	36,34	918,08	9,92	19,38
C3	100-200	826,14	1121,82	35,79	953,29	15,39	15,02
C4	150-200	1028,42	1320,12	28,36	1221,68	18,79	7,46
C5	199-200	1291,45	1866,93	44,56	1537,76	19,07	17,63
C11	120-200	1042,11	1339,06	28,49	1189,79	14,17	11,15
C12	100-200	819,56	973,17	18,74	850,96	3,83	12,56
Ortalama				31,68		12,76	14,23

Tablo : 1 ve 2'nin incelenmesi sonucunda görüleceği üzere tasarruf algoritması, en yakın komşuluk sezgiseline göre daha iyi bir yöntemdir. Başlangıç çözümlerinin sapmalarının ortalamaları incelendiğinde en iyi bilinen çözüme göre en yakın komşuluk yöntemi ile %31,68'lik bir yaklaşım söz konusu iken tasarruf algoritmasına göre bu sapma %7,04'dür. Bu sezgisellerin yardımı ile uygulanan AugNN algoritması başlangıç çözümüne göre çözüm kalitesinde büyük ilerlemeler göstermektedir. En yakın komşuluk sezgiselini kullanan AugNN algoritmasının çözümünün sapması %12,76 şeklindedir. Bu da başlangıç çözümüne göre %14,23'lük bir gelişmeyi ifade etmektedir. Benzer şekilde tasarruf algoritmasını kullanan AugNN çözümünün sapması %1,95 olup başlangıç çözümüne göre %4,69'lük bir gelişmeyi göstermektedir. Bu sonuçlardan da anlaşılacağı üzere AugNN, sezgisel yöntemlerle elde edilen başlangıç çözümlerine göre büyük oranda ilerlemeler sağlamaktadır.

Tablo : 2
Christofides ve diğerleri (1979) için AugNN – Tasarruf Sonuçlar

Problem	Müşteri Sayısı ve Kapasite	Bilinen En İyi Çözüm	Başlangıç Çözümü	Başlangıç Çözümünün Sapması (%)	AugNN Çözümü	AugNN Çözümünün Sapması (%)	AugNN ile Elde Edilen Gelişme (%)
C1	50-160	524,61	584,64	11,44	535,24	2,03	8,45
C2	75-140	835,26	902,26	8,02	843,08	0,94	6,56
C3	100-200	826,14	886,83	7,35	844,79	2,26	4,74
C4	150-200	1028,42	1133,43	10,21	1067,36	3,79	5,83
C5	199-200	1291,45	1395,74	8,08	1339,06	3,69	4,06
C11	120-200	1042,11	1068,14	2,50	1049,72	0,73	1,72
C12	100-200	819,56	833,51	1,70	821,52	0,24	1,44
Ortalama				7,04		1,95	4,69

Tablo : 3
Taillard (1993) için AugNN - En Yakın Komşuluk Sonuçlar

	Müşteri Sayısı ve Kapasite	Bilinen En İyi Çözüm	Başlangıç Çözümü	Başlangıç Çözümünün Sapması (%)	AugNN Çözümü	AugNN Çözümünün Sapması (%)	AugNN ile Elde Edilen Gelişme (%)
Tai75a	75-1445	1618,36	2294,74	41,79	1907,02	17,84	16,90
Tai75b	75-1679	1344,64	1634,58	21,56	1527,22	13,58	6,57
Tai75c	75-1122	1291,01	1744,18	35,10	1491,58	15,54	14,48
Tai75d	75-1699	1365,42	1757,39	28,71	1547,47	13,33	11,94
Tai100a	100-1409	2041,34	3077,19	50,74	2469,88	20,99	19,74
Tai100b	100-1842	1939,9	2609,85	34,54	2347,37	21,00	10,06
Tai100c	100-2043	1406,2	2113,21	50,28	1619,18	15,15	23,38
Tai100d	100-1297	1581,25	2355,34	48,95	1888,29	19,42	19,83
Tai150a	150-1544	3055,23	4518,44	47,89	3828,79	25,32	15,26
Tai150b	150-1918	2656,47	3946,01	48,54	3196,44	20,33	19,00
Tai150c	150-2021	2341,81	3254,66	38,98	2918,38	24,62	10,33
Tai150d	150-1874	2645,44	3727,02	40,88	3318,81	25,45	10,95
Ortalama				40,66		19,38	14,87

Tablo : 3 ve Tablo : 4'te ise Taillard (1993) test problemlerinin sonuçları yer almaktadır. Bu problemlerin çözümünde de farklı parametre değerleri için denemeler

yapılmış ve öğrenme katsayısı 0,01, kuvvetlendirme faktörü 0,005, en iyiye dönüş değeri 50, başlangıç ağırlıkları 2 ve bulunması istenen çözüm sayısı 10000 şeklindedir. Bu tabloların yapısı Tablo : 1 ve Tablo : 2 ile özdeştir.

Tablo : 3 ve 4'deki sonuçlar incelendiğinde başlangıç çözümlerinin sapmalarının ortalamaları en yakın komşuluk ile %40,66 iken tasarruf algoritması ile %6,04 şeklindedir. En yakın komşuluk sezgiseli ile oluşturulan AugNN çözümünün sapması %19,38'dir. Bu çözümün başlangıç çözümü ile kıyaslanması %14,87'lik bir gelişme olduğunu göstermektedir. Tasarruf algoritmasını kullanan AugNN çözümünün sapması ise %2,14'dür. Bu da başlangıç çözümüne göre %3,55'lik bir ilerlemeyi ifade etmektedir. Bu problem setinde de AugNN'in, sezgisel yöntemlerle elde edilen başlangıç çözümlerine göre büyük oranda ilerlemeler sağladığı açıktır.

Tablo : 4
Taillard (1993) için AugNN – Tasarruf Sonuçlar

Problem	Müşteri Sayısı ve Kapasite	Bilinen En İyi Çözüm	Başlangıç Çözümü	Başlangıç Çözümünün Sapması (%)	AugNN Çözümü	AugNN Çözümünün Sapması (%)	AugNN ile Elde Edilen Gelişme (%)
Tai75a	75-1445	1618,36	1645,50	1,68	1622,35	0,25	1,41
Tai75b	75-1679	1344,64	1356,56	0,89	1354,16	0,71	0,18
Tai75c	75-1122	1291,01	1334,84	3,39	1299,83	0,68	2,62
Tai75d	75-1699	1365,42	1428,53	4,62	1420,24	4,01	0,58
Tai100a	100-1409	2041,34	2166,05	6,11	2094,61	2,61	3,30
Tai100b	100-1842	1939,9	2034,31	4,87	1959,68	1,02	3,67
Tai100c	100-2043	1406,2	1434,07	1,98	1413,44	0,52	1,44
Tai100d	100-1297	1581,25	1677,97	6,12	1602,14	1,32	4,52
Tai150a	150-1544	3055,23	3388,60	10,91	3190,71	4,43	5,84
Tai150b	150-1918	2656,47	2890,40	8,81	2841,33	6,96	1,70
Tai150c	150-2021	2341,81	2757,23	17,74	2380,86	1,67	13,65
Tai150d	150-1874	2645,44	2788,23	5,40	2684,81	1,49	3,71
Ortalama				6,04		2,14	3,55

Son olarak Tablo : 5 ve 6'da Fisher (1994) problemlerinin sonuçları görülmektedir. Fisher (1994) problemleri için kullanılan parametre değerleri Taillard (1993) problemlerinde kullanılan parametre değerleri ile aynıdır. Başlangıç çözümlerinin sapmalarının ortalamaları en yakın komşuluk ile %46,12 olarak elde edilmişken tasarruf algoritmasında bu ortalamanın %5,03 olduğu görülmektedir. En yakın komşuluk sezgiselini kullanan AugNN çözümünün sapması ise %16,28'dir. Bu değerler başlangıç

çözümüne oranla %20,16'lık bir gelişmeyi ifade etmektedir. Tasarruf algoritmasını kullanan AugNN çözümünün sapması ise %2,21'dir. Bu da başlangıç çözümüne göre %2,68'lik bir ilerlemeyi ifade eder. Bu problem setinde de AugNN'in, sezgisel yöntemlerle elde edilen başlangıç çözümlerine göre büyük oranda ilerlemeler sağladığı görülmektedir.

Tablo : 5
Fisher (1994) için AugNN - En Yakın Komşuluk Sonuçlar

Problem	Müşteri Sayısı ve Kapasite	Bilinen En İyi Çözüm	Başlangıç Çözümü	Başlangıç Çözümünün Sapması (%)	AugNN Çözümü	AugNN Çözümünün Sapması (%)	AugNN ile Elde Edilen Gelişme (%)
F1	44 - 2010	724	1036,53	43,17	802,31	10,82	22,60
F2	71-30000	237	324,46	36,90	281,89	18,94	13,12
F3	134-2210	1162	1839,22	58,28	1383,78	19,09	24,76
Ortalama				46,12		16,28	20,16

Tablo : 6
Fisher (1994) için AugNN – Tasarruf Sonuçlar

Problem	Müşteri Sayısı ve Kapasite	Bilinen En İyi Çözüm	Başlangıç Çözümü	Başlangıç Çözümünün Sapması (%)	AugNN Çözümü	AugNN Çözümünün Sapması (%)	AugNN ile Elde Edilen Gelişme (%)
C1	50 - 160	524,61	739,02	2,07	728,09	0,57	1,48
C2	75 - 140	835,26	256,19	8,10	247,78	4,55	3,28
C12	100 - 200	819,56	1219,32	4,93	1179,45	1,50	3,27
Ortalama				5,03		2,21	2,68

SONUÇ

Bu çalışmada yapay sinir ağları yardımı ile dağıtım rotalarının planlandığı araç rotalama problemine çözüm aranmıştır. Çözümü zor problemler sınıfında yer alan bu problem için meta sezgisel bir yöntem olan yapay sinir ağları modeli ortaya çıkarılmış ve Visual Basic programlama dilinde gerekli olan kodlamalar tamamlanmıştır. Literatürde araştırmacılar tarafından sıklıkla kullanılan referans test problemleri belirlenerek geliştirilmiş olan algoritma bu problemler üzerinde denenmiştir.

Referans problemler için elde edilen sonuçlar incelendiğinde yapay sinir ağlarının yüksek performansta bir arama işlemi yaptığı görülmektedir. Sezgisel yöntemlerin başlangıç çözümleri ile yapılan kıyaslamalar, yapay sinir ağları ile elde

edilen sonuçların etkinliğini açıkça göstermektedir. Ayrıca diğer bir bulgu ise yapay sinir ağlarının tasarruf sezgiseli ile daha iyi sonuçlar vermesidir. Günümüz işletmelerinin birçoğunda dağıtım rotalarının belirlenmesinde en yakın komşuluk yöntemi kullanılmaktadır. Yapay sinir ağlarının en yakın komşuluk ile başlangıç çözümüne göre çok daha iyi sonuçlar verdiği gözlenmiştir. Bunun yanı sıra tasarruf algoritması ile kullanılan yapay sinir ağları ile optimuma daha yakın sonuçlar elde edilmektedir. Bu sebeple işletmelerde dağıtım rotalarının belirlenmesinde yapay sinir ağları kullanılması maliyet tasarrufu açısından önemli katkılar sağlayacaktır.

Literatürde araç rotalama probleminin çeşitli versiyonları mevcuttur. Daha sonraki çalışmalarda bu problemlere uygulanacak olan yapay sinir ağları ile iyi sonuçlar elde edilmesi mümkün görülmektedir. Benzer şekilde bu problemin özel bir hali ve literatürde üzerinde en çok çalışılan problemlerden birisi olan gezgin satıcı probleminin de (travelling salesman problem) yapay sinir ağları ile etkin bir şekilde çözülebileceği düşünülmektedir.

***Bu çalışma TÜBİTAK tarafından desteklenen 107M624 numaralı projemizin bir bölümünü oluşturmaktadır.

KAYNAKÇA

- AGARWAL, A., JACOB, V.S. and PIRKUL, H. (2003), "Augmented Neural Networks for Task Scheduling", *European Journal of Operational Research*, Vol. 151, No. 3, pp. 481–502.
- AGARWAL A., COLAK, S., JACOB, V. and PIRKUL, H. (2006), "Heuristics and Augmented Neural-Networks for Task Scheduling with Non-Identical Machines", *European Journal of Operational Research*, Vol. 175, No. 1, pp. 296–317.
- ALBA, E., DORRONSORO, B.(2005), "Computing Nine New Best-So-Far Solutions for Capacitated VRP with a Cellular Genetic Algorithm", *Information Processing Letters*, Vol. 98, pp. 225-230.
- BAKER, B.M., AYECHHEW, M.A. (2003), "A Genetic Algorithm for the Vehicle Routing Problem", *Computers & Operations Research*, Vol. 30, pp. 787-800.
- BENTLEY, J. L. (1992), "Fast Algorithms for Geometric Traveling Salesman Problems," *ORSA Journal on Computing*, Vol. 4, pp. 387-411.
- BRANDÃO, J. (2004), "A Tabu Search Heuristic Algorithm for Open Vehicle Routing Problem", *European Journal of Operational Research*, Vol. 157, pp. 552-564.
- CHRISTOFIDES, N., MINGOZZI, A. and TOTH, P. (1979), "The Vehicle Routing Problem", *Combinatorial Optimization*, eds: Christofides, N., Mingozzi, A., Toth, P. and Sandi, C., Wiley, Chichester. pp: 315–338.

- CHRISTOFIDES, N., MINGOZZI, A. and TOTH, P. (1981a), "State-Space Relaxation Procedures for the Computation of Bounds to Routing Problems", *Networks*, Vol. 11, No. 2, pp. 145-164.
- CHRISTOFIDES, N., MINGOZZI, A. and TOTH P. (1981b), "Exact Algorithms for the Vehicle Routing Problem based on Spanning Trees and Shortest Path Relaxations", *Mathematical Programming*, Vol. 20, No.1, pp. 255-282.
- CLARKE, G., WRIGHT, J.V. (1964), "Scheduling of Vehicles from a Central Depot to a Number of Delivery Points", *Operations Research*, Vol. 12, pp. 568-581.
- COLAK, S., AGARWAL, A. (2005), "Non-greedy Heuristics and Augmented Neural Networks for the Open-Shop Scheduling Problem", *Naval Research Logistics*, Vol. 52, pp. 631-644.
- COLAK S., AGARWAL A. and ERENGUC, S.S. (2006), "Resource-Constrained Project Scheduling Problem: A Hybrid Neural Approach", *Perspectives in Modern Project Scheduling*, eds: Weglarz, J., Jozefowska, J., pp. 297-318.
- DANTZIG, G.B., RAMSER, J.H. (1959), "The Truck Dispatching Problem", *Management Science*, Vol. 6, pp. 80-91.
- FISHER, M.L. (1994), "Optimal Solution of Vehicle Routing Problems using Minimum k-trees", *Operations Research*, Vol. 42, No. 4, pp. 626-642.
- FOO, Y.P.S., TAKEFUJI, Y. (1988), "Stochastic Neural Networks for Solving Job-Shop Scheduling", *Proceedings of Joint Int. Conference on Neural Networks*, Vol. 2, pp. 275-290.
- FU, Z., EGLESE R. and Li L.Y.O. (2005), "A New Tabu Search Algorithm for Open Vehicle Routing Problem", *Journal of the Operational Research Society*, Vol. 56, pp. 267-274.
- FUKASAWA, R., LONGO, H., LYSGAARD, J., POGGI de ARAGAO, M., REIS, M., UCHOA, E. and WERNECK, R.F. (2006), "Robust Branch-and-Cut-and-Price for the Capacitated Vehicle Routing Problem", *Mathematical Prog. Series A*, Vol. 106, pp. 491-511.
- GAMBARDELLA, L.M., TAILLARD, E. and AGAZZI, G. (1999), "MACS-VRPTW: A Multiple Ant Colony System for Vehicle Routing Problems with Time Windows", *New Ideas in Optimization*, eds: Corne, D., Dorigo, M. and Glover, F., McGraw-Hill, London, UK. pp: 63-76.
- GENDREAU, M., HERTZ, A. and LAPORTE, G. (1994), "A Tabu Search Heuristic for the Vehicle Routing" Problem", *Management Science*, Vol. 40, pp. 1276-1290.
- GILLETT, B.E., MILLER, L.R. (1974), "A Heuristic Algorithm for the Vehicle Dispatch Problem", *Operations Research*, Vol. 22, pp. 340-349.

- GONZALEZ, E.L., FERNANDEZ, M.A.R. (2000), "Genetic Optimization of a Fuzzy Distribution Model", *International Journal of Physical Distribution & Logistics Management*, Vol. 30, No. 7/8, pp. 681-696.
- HOPFIELD, J.J., TANK, D.W. (1985), "Neural Computation of Decisions in Optimization Problems", *Biological Cybernetics*, Vol. 52, pp. 141-152.
- JEON, G., LEEP, H.R. and SHIM, J.Y. (2007), "A Vehicle Routing Problem Solved by using a Hybrid Genetic Algorithm", *Computers and Industrial Engineering*, Vol. 53, No. 4, pp. 680-692.
- KELLY, J., XU, J. P. (1996), "A Network Flow-Based Tabu Search Heuristic for the Vehicle Routing Problem", *Transportation Science*, Vol. 30, pp. 379-393.
- LAPORTE, G., NOBERT, Y. and DESROCHERS, M. (1985), "Optimal Routing Under Capacity and Distance Restrictions", *Operations Research*, Vol. 33, pp. 1058-1073.
- LAPORTE, G. (2007), "What You Should Know about the Vehicle Routing Problem", *Naval Research Logistics*, Vol. 54, No. 8, pp. 811-819.
- LI, F., GOLDEN, B.L. and WASIL, E.A. (2005), "Very Large-Scale Vehicle Routing: New Test Problems, Algorithms, and Results", *Computers&Operations Research*, Vol. 32, pp. 1165-1179.
- MACHADO, P., TAVARES, J., PEREIRA, F.B. and COSTA E. (2002), "Vehicle Routing Problem: Doing it the Evolutionary Way", *Proceedings of the Genetic and Evolutionary Computation Conference*, pp. 690.
- PRINS, C. (2004), "A Simple and Effective Evolutionary Algorithm for the Vehicle Routing Problem", *Computers & Operations Research*, Vol. 31, pp. 1985-2002.
- RALPHS, T.K., KOPMAN, L., PULLEYBLANK, W.R. and TROTTER, L.E. (2003), "On the Capacitated Vehicle Routing Problem", *Mathematical Programming Series B*, Vol. 94, pp. 343.
- REINMANN, M., DOERNER, K. and HARTL, R.F. (2004), "D-ANTS: Savings Based Ants Divide and Conquer The Vehicle Routing Problems", *Computers and Operations Research*, Vol. 31, No. 4, pp.563-91.
- RENAUD, J., BOCTOR, F.F. (2002), "A Sweep-Based Algorithm for the Fleet Size and Mix Vehicle Routing Problem", *European Journal of Operational Research*, Vol. 140, pp. 618-628.
- ROCHAT, Y., TAILLARD, È. D. (1995), "Probabilistic Diversification and Intensification in Local Search for Vehicle Routing", *Journal of Heuristics*, Vol. 1, pp. 147-167.
- SABUNCUOĞLU, I., GÜRGÜN, B. (1996), "A Neural Network Model for Scheduling Problems", *European Journal of Operational Research*, Vol. 93, pp. 288-299.

TAILLARD, É.D. (1993), “Parallel Iterative Search Methods for Vehicle Routing Problem”, *Networks*, Vol. 23, pp. 661–673.

TOTH, P., VIGO, D. (2001), “Branch-and-Bound Algorithms for the Capacitated VRP”, *The Vehicle Routing Problem*, eds: Toth, P., Vigo, D., *SIAM: Philadelphia*, pp. 29–52.

TOTH, P., VIGO, D. (2003), “The Granular Tabu Search and its Application to the Vehicle Routing Problem”. *INFORMS Journal on Computing*, Vol. 15, pp. 333–346.

<http://www.yapay-zeka.org/modules/wiwimod/index.php?page=ANN&back=WiwiHo>

