

طراحی یک الگوریتم جستجوی همسایگی برای حل مساله شبکه زنجیره تامین چهار سطحی با کمبود

راحله معظمی گودرزی

دانشجوی دکترا، دانشکده فنی و مهندسی دانشگاه کردستان
r.moazami@eng.uok.ac.ir

فردین احمدی زر

دانشیار، دانشکده فنی و مهندسی دانشگاه کردستان
f.ahmadizar@uok.ac.ir

چکیده

در این مقاله برای یک زنجیره تامین چهار سطحی شامل تامین کنندگان، تولید کنندگان، توزیع کنندگان و مشتریان یک الگوریتم حل ارائه می شود. مسئله به عنوان یک مدل برنامه ریزی خطی عدد صحیح مختلط می باشد. به منظور حل نموده های سایز بزرگ مساله، این مقاله یک الگوریتم ابتکاری به نام جستجوی همسایگی متغیر بهبود یافته^۱ ارائه می کند. این الگوریتم از یک مکانیزم به منظور مقایسه راه حل تولید شده و جلوگیری از تولید راه حل های بدتر استفاده می کند و در هر مرحله چندین بار چندین ساختار همسایگی را به منظور ایجاد تنوع بیشتر در جواب اعمال میکند. نتایج حاصل از آزمایش های عددی اثربخشی روش پیشنهادی را در مقایسه با روش های دیگر تأیید می کنند.

واژگان کلیدی: الگوریتم جستجوی همسایگی بهبود یافته، الگوریتم های فرا ابتکاری، زنجیره تامین چهارسطحی.

^۱ Improved Variable Neighbourhood Search

مقدمه و مرور ادبیات

بازار رقابتی امروز باعث می شود که مدیریت زنجیره تامین اهمیت بیشتری پیدا کند. امروزه، اگر شرکت ها قصد رقابت در بازار را داشته باشند، مجبور به افزایش محصولات خود، بهبود روش های توزیع، افزایش سطح خدمات و کاهش هزینه های لجستیک هستند (Simchi-Levi et al, 2004). یکپارچگی تولید و توزیع یکی از مهم ترین مسائل بهینه سازی در شبکه های زنجیره تامین است (Gen And Syarif, 2005). شبکه زنجیره تامین کامل شامل تامین کنندگان، تولید کنندگان، توزیع کنندگان و مشتریان می باشد (Khalifehzadeha et al, 2014). مسأله تولید و توزیع یکپارچه (PDP) به عنوان یکی از مهم ترین مسائل بهینه سازی در مدیریت زنجیره تامین توجه بسیاری از محققان را به خود جلب کرده است. فرم جامع PDP به عنوان یک شبکه چند سطحی با در نظر گرفتن تامین کننده، تولید کننده، توزیع کننده و مشتری شناخته شده است. در مسأله در حال بررسی، دو تصمیم گیری وجود دارد: تخصیص مشتریان به تسهیلات ثابت و تعیین نوع سیستم حمل و نقل برای حمل و نقل کالا به مشتریان (Khalifehzadeha et al, 2015). یک مدل MILP برای یک شبکه زنجیره تامین سه سطحی در یک سیستم موجودی تولید توزیع با زمان چند دوره ارائه کرده اند. نویسندگان همچنین یک الگوریتم ابتکاری بر اساس جستجوی همسایگی متغیر (VNS) پیشنهاد کرده است (Lejeune, 2006). یک PSO برای مسأله تولید توزیع سه سطحی با تقاضاهای نامشخص ارائه کرده اند (Rajeshwar et al, 2012). یک مدل ریاضی برای برنامه ریزی استراتژیک در یک سیستم چند سطحی با چند تولید کننده و توزیع کننده ارائه کرده اند. آنها این الگوریتم را با دیگر الگوریتم های فرا ابتکاری مقایسه و نتایج نشان داد که عملکرد VNS بهتری نسبت به دیگر الگوریتم های رقیب است (Bashiri et al, 2012). یک مسأله تولید توزیع دو هدفه را مورد مطالعه قرار دادند که کل هزینه های عملیاتی را حداقل سازی میکنند، در حالی که قابلیت اطمینان سیستم های حمل و نقل را بیشینه سازی می کنند. برخی از پارامترهای استفاده شده دارای ابهام هستند. در پژوهش مورد نظر دو الگوریتم جدید به نام الگوریتم ژنتیک رتبه بندی شده (RGA) و جستجوی همسایگی متغیر امتیازی به منظور حل این مسأله ارائه شده است (Khalifehzadeha et al, 2014). مقاله مرجع فرمول بندی ریاضی مسأله را به عنوان یک مدل برنامه ریزی خطی عدد صحیح مختلط انجام می دهد (Khalifehzadeha et al, 2015). مسأله توسط نرم افزار تجاری "GAMS"، برای مسائل کوچک به طور بهینه حل می شود. علاوه بر این، این مقاله یک VNS نوظهور تحت عنوان جستجوی همسایگی متغیر بهبود یافته پیشنهاد می کند و آن را در مقایسه با الگوریتم های مطرح شده در مقاله مرجع در حل مسائل بزرگ بررسی می کند (Khalifehzadeha et al, 2015).

مدل مورد بررسی

یک شبکه زنجیره تامین کلی از چهار سطح مختلف از جمله مشتریان، مراکز توزیع، کارخانه و تامین کننده در نظر گرفته شده است. مشتریان در سطح اول هستند در حالی که در سطح دوم مراکز توزیع هستند که تعدادی از محصولات را به مشتریان انتقال می دهند. در سطح سوم، کارخانه ها (تولید کننده) است که ارائه دهنده محصولات برای مراکز توزیع و در سطح چهارم تامین کننده قرار گرفته اند که مواد اولیه را به کارخانه ها می رسانند. تقاضا تأمین نشده ی هر مشتری از هر محصول در هر دوره زمانی به عنوان سفارش عقب افتاده فرض شده است. با این حال کل تقاضای مشتریان باید در آخرین دوره تأمین شده باشد. انواع مختلفی از سیستم های حمل و نقل با نرخ ثابت قابلیت اطمینان در نظر گرفته شده است. همچنین یک میزان قابلیت اطمینان برای هر مسیر با توجه به تعداد حوادث ثبت شده، شرایط جغرافیایی و سرعت در نظر گرفته شده است. نرخ قابلیت اطمینان هر سیستم حمل و نقل در هر مسیر از ضرب میزان قابلیت اطمینان هر سیستم حمل و نقل و هر مسیر به

دست آمده است. فقط می توانیم تولید یک دسته ای از هر محصول در هر کارخانه در یک دوره از زمان داشته باشیم. هر سیستم حمل و نقل می تواند در یک مسیر داده شده در هر دوره زمانی چندین بار حرکت کند. هر سیستم حمل و نقل ظرفیت محدود دارد. شاخص ها و پارامترهای مورد نیاز در جدول ارائه شده ۱ و ۲ و متغیرهای تصمیم گیری مدل در جدول ۳ ارائه شده است.

جدول ۱. اندیس های استفاده شده در مدل ریاضی

نماد	توضیحات
I	تعداد تامین کنندگان ($i=1,2,3,\dots,I$)
J	تعداد تولید کنندگان ($j=1,2,3,\dots,J$)
K	تعداد توزیع کنندگان ($k=1,2,3,\dots,K$)
C	تعداد مشتریان ($c=1,2,3,\dots,C$)
P	تعداد محصولات ($p=1,2,3,\dots,P$)
T	تعداد دوره های زمانی ($t=1,2,3,\dots,T$)
M	تعداد سیستم حمل و نقل ($m=1,2,3,\dots,M$)

جدول ۲. پارامترهای استفاده شده در مدل ریاضی

نماد	شرح	نماد	شرح
rp_{pit}	قیمت هر واحد ماده خام تامین شده توسط تامین کننده i در دوره زمانی t	v_p	حجم هر واحد محصول p
pc_{pjt}	هزینه تولید هر واحد محصول p تولید شده در کارخانه j در دوره زمانی t	vr	حجم هر واحد ماده خام
pcr_{it}	هزینه تولید هر واحد ماده خام توسط تامین کننده i در دوره زمانی t	ur_p	ضریب مصرف ماده خام در تولید محصول p
st_{pj}	زمان آماده سازی مورد نیاز برای تولید هر دسته محصول p در کارخانه j	hp_j	هزینه نگهداری هر واحد محصول p در کارخانه j
pt_{pj}	زمان فرآیند تولید هر واحد محصول p در کارخانه j	hc_{pk}	هزینه نگهداری هر واحد محصول p در انبار k
max_{jt}	بیشترین زمان در دسترس در کارخانه j در دوره زمانی t	shc_{pc}	هزینه کمبود هر واحد محصول p برای مشتری c
fts_{ij}^m	هزینه ثابت حمل سیستم حمل و نقل m از تامین کننده i به کارخانه j	$capp_j$	ظرفیت بالقوه انبار کارخانه j
ftp_{jk}^m	هزینه ثابت حمل توسط سیستم حمل و نقل m از کارخانه j به انبار k	$capt$	ظرفیت بالقوه هر سیستم حمل و نقل
rai_{ij}^m	نرخ قابلیت اطمینان سیستم حمل و نقل m از مسیر i به j	G	یک مقدار مثبت بسیار بزرگ
raj_{jk}^m	نرخ قابلیت اطمینان سیستم حمل و نقل m از مسیر j به k	$capd_k$	ظرفیت بالقوه انبار توزیع کننده k
rak_{kc}^m	نرخ قابلیت اطمینان سیستم حمل و نقل m از مسیر k به c		
ftd_{kc}^m	هزینه ثابت حمل توسط سیستم حمل و نقل m از انبار k به مشتری c		
vtd_{pkc}^m	هزینه حمل هر واحد محصول p از انبار k به مشتری c توسط سیستم حمل و نقل m		
dem_{pct}	اندازه تقاضای مشتری c از محصول p در دوره زمانی t		
sc_{pj}	هزینه آماده سازی برای تولید هر دسته محصول p در کارخانه j		
scs_i	هزینه آماده سازی برای تولید هر دسته ماده خام توسط تامین کننده i		
vts_{ij}^m	هزینه حمل هر واحد ماده خام از تامین کننده i به کارخانه j توسط سیستم حمل و نقل m		
vtp_{pj}^m	هزینه حمل هر واحد محصول p از کارخانه j به انبار k توسط سیستم حمل و نقل m		

جدول ۳. متغیرهای تصمیم استفاده شده در مدل ریاضی

نماد	شرح
SP_{pjt}	اندازه دسته محصول p تولید شده در کارخانه j در دوره زمانی t
SR_{it}	اندازه دسته ماده خام تولید شده توسط تامین کننده i در دوره زمانی t
TRS_{ijt}^m	مقدار ماده خام حمل شده از تامین کننده i به کارخانه j توسط سیستم حمل و نقل m در دوره زمانی t
TPP_{pjkt}^m	مقدار محصول p حمل شده از کارخانه j به انبار k توسط سیستم حمل و نقل m در دوره زمانی t
TPD_{pkct}^m	مقدار محصول p حمل شده از انبار k به مشتری c توسط سیستم حمل و نقل m در دوره زمانی t
IP_{jt}	موجودی ماده خام کارخانه j در انتهای دوره زمانی t
ID_{pkt}	موجودی محصول p در انبار k در انتهای دوره زمانی t
SH_{pct}	مقدار تقاضای عقب افتاده مشتری c از محصول p در انتهای دوره زمانی t
NS_{ijt}^m	تعداد جایجایی های سیستم حمل و نقل m از تامین کننده i به کارخانه j در دوره زمانی t (متغیر عدد صحیح)
NP_{jkt}^m	تعداد جایجایی های سیستم حمل و نقل m از کارخانه j به انبار k در دوره زمانی t (متغیر عدد صحیح)
ND_{kct}^m	تعداد جایجایی های سیستم حمل و نقل m از انبار k به مشتری c در دوره زمانی t (متغیر عدد صحیح)
X_{pjt}	مقدار ۱ است اگر کارخانه j محصول p را در دوره زمانی t تولید کند، در غیر اینصورت مقدار صفر است
Y_{it}	مقدار ۱ است اگر تامین کننده i ماده خام در دوره زمانی t تولید کند، در غیر اینصورت مقدار صفر است

$$\text{Objective 1: } \min \sum_{\forall i} \sum_{\forall t} pcr_{it} \cdot SR_{it} + scs_i \cdot Y_{it} + \sum_{\forall m} \sum_{\forall i} \sum_{\forall j} \sum_{\forall t} (fts_{ijt}^m \cdot NS_{ijt}^m + vts_{ijt}^m \cdot TRS_{ijt}^m) \quad (1)$$

$$\text{Objective 2: } \min \sum_{\forall m} \sum_{\forall i} \sum_{\forall j} \sum_{\forall t} (rp_{it} \cdot TRS_{ijt}^m) + \sum_{\forall p} \sum_{\forall j} \sum_{\forall t} (pc_{pjt} \cdot SP_{pjt} + sc_{pj} \cdot X_{pjt}) + \sum_{\forall m} \sum_{\forall i} \sum_{\forall k} \sum_{\forall t} (ftp_{ijk}^m \cdot NP_{jkt}^m) + \sum_{\forall m} \sum_{\forall p} \sum_{\forall j} \sum_{\forall k} \sum_{\forall t} (vtp_{pjkt}^m \cdot TPP_{pjkt}^m) + \sum_{\forall j} \sum_{\forall t} (hp_j \cdot IP_{jt}) \quad (2)$$

$$\text{Objective 3: } \min \sum_{\forall m} \sum_{\forall k} \sum_{\forall c} \sum_{\forall t} (ftd_{kct}^m \cdot ND_{kct}^m) + \sum_{\forall m} \sum_{\forall p} \sum_{\forall k} \sum_{\forall c} \sum_{\forall t} (vtd_{pkct}^m \cdot TPD_{pkct}^m) + \sum_{\forall p} \sum_{\forall k} \sum_{\forall t} (hc_{pk} \cdot ID_{pkt}) + \sum_{\forall p} \sum_{\forall c} \sum_{\forall t} (shc_{pc} \cdot SH_{pct}) \quad (3)$$

$$\text{Objective 4: } \max \sum_{\forall m} \sum_{\forall p} \sum_{\forall i} \sum_{\forall j} \sum_{\forall t} (rai_{ij}^m \cdot TRS_{ijt}^m) + \sum_{\forall m} \sum_{\forall p} \sum_{\forall j} \sum_{\forall k} \sum_{\forall t} (raj_{jk}^m \cdot TPP_{pjkt}^m) + \sum_{\forall m} \sum_{\forall p} \sum_{\forall k} \sum_{\forall c} \sum_{\forall t} (rak_{kc}^m \cdot TPD_{pkct}^m) \quad (4)$$

$$\sum_{\forall p} (st_{pj} + pt_{pj} \cdot SP_{pjt}) \cdot X_{pjt} \leq \max_{jt} \quad , \forall j, t \quad (5)$$

$$\sum_{\forall m} \sum_{\forall j} TPS_{ijt}^m = SR_{it} \quad , \forall i, t \quad (6)$$

$$\sum_{\forall m} \sum_{\forall k} TPP_{pjkt}^m = SP_{pjt} \quad , \forall i, t, p \quad (7)$$

$$IP_{j(t-1)} + \sum_{\forall m} \sum_{\forall i} TRS_{ijt}^m - IP_{jt} - \sum_{\forall p} ur_p \cdot SP_{pjt} = 0 \quad , \forall j, t \quad (8)$$

$$ID_{pk(t-1)} + \sum_{\forall m} \sum_{\forall j} TPP_{pjkt}^m - ID_{pkt} - \sum_{\forall m} \sum_{\forall c} TPD_{pkct}^m = 0 \quad , \forall p, k, t \quad (9)$$

$$IP_{jt} \cdot vr \leq capp_j \quad , \forall j, t \quad (10)$$

$$\sum_{\forall p} ID_{pkt} \cdot vp \leq capd_k \quad , \forall k, t \quad (11)$$

$$\begin{aligned}
 SR_{it} &\leq G \cdot Y_{i,t} & , \forall i, t & (12) \\
 SP_{pjt} &\leq G \cdot X_{p,j,t} & , \forall p, j, t & (13) \\
 vr \cdot TRS_{ijt}^m &\leq capt \cdot NS_{ijt}^m & , \forall m, i, j, t & (14) \\
 \sum_{\forall p} (v_p \cdot TPP_{pjkt}^m) &\leq capt \cdot NP_{jkt}^m & , \forall m, j, k, t & (15) \\
 \sum_{\forall p} (v_p \cdot TPD_{pkct}^m) &\leq capt \cdot ND_{kct}^m & , \forall m, k, c, t & (16) \\
 SH_{pct} - SH_{pct(T-1)} - dem_{pct} + \sum_{\forall m} \sum_{\forall k} (TPD_{pkct}^m) &\leq 0 & , \forall p, c, t & (17) \\
 \sum_{\forall m} \sum_{\forall k} (TPD_{pkct}^m) - SH_{pct(T-1)} &= dem_{pct} & , \forall p, c & (18) \\
 SP_{pjt}, SR_{it}, TRS_{ijt}^m, TPD_{pkct}^m, TPP_{pjkt}^m, IP_{jt}, ID_{pkct}, SH_{pct} &\geq 0 \\
 NS_{ijt}^m, NP_{jkt}^m, ND_{kct}^m, \in N, & X_{p,j,t}, Y_{i,t} \in \{0,1\} & & (19)
 \end{aligned}$$

تابع هدف (۱) کل هزینه های عملیاتی تامین کنندگان، از جمله هزینه های تولید و حمل و نقل از تامین کننده به کارخانه ها را به حداقل می رساند. تابع هدف (۲) هزینه های تولید، از جمله خرید مواد خام، تولید محصولات، هزینه های حمل و نقل از کارخانه ها به مراکز توزیع و هزینه های نگهداری موجودی مواد اولیه را به حداقل می رساند. تابع هدف (۳) مجموع هزینه های مراکز توزیع و مشتریان، از جمله هزینه های حمل و نقل از مراکز توزیع به مشتریان، هزینه های نگهداری محصولات و هزینه کمبود موجودی در سایت های مشتریان را به حداقل می رساند. تابع هدف (۴) به حداکثر رساندن میزان قابلیت اطمینان حمل و نقل مواد خام از تامین کنندگان به کارخانه ها، میزان قابلیت اطمینان حمل و نقل محصولات از کارخانه ها به مراکز توزیع و همچنین از مراکز توزیع به مشتریان است. محدودیت (۵) تضمین می کند که مجموع زمان راه اندازی و پردازش مورد نیاز برای تولید محصولات بیش از حداکثر زمان در دسترس نیست. محدودیت (۶) مشخص می کند که تمام مواد خام تولید شده توسط هر منبع در همان دوره زمانی باید به کارخانه ها منتقل شود. محدودیت (۷) مشخص می کند که تمام محصولات تولید شده در هر کارخانه باید به مراکز توزیع در همان دوره زمانی منتقل شود. محدودیت (۸) و (۹) به معادلات تعادل موجودی در کارخانه و مراکز توزیع مربوط می شود. محدودیت (۱۰) و (۱۱) کنترل موجودی باقی مانده به ترتیب در هر کارخانه و هر مرکز توزیع در پایان هر دوره است. محدودیت (۱۲) تولید مواد خام در هر دوره زمانی توسط تأمین کننده را تعیین می کند. محدودیت (۱۳) تولید محصولات در هر دوره زمانی توسط تولید کننده را تعیین می کند. محدودیت (۱۴)، (۱۵) و (۱۶) اطمینان حاصل می کنند که ظرفیت سیستم حمل و نقل در نظر گرفته شده است. محدودیت (۱۷) معادله تعادل کمبود در سایت هر مشتری را نشان می دهد. محدودیت (۱۸) معادله تعادل کمبود در دوره زمانی گذشته را ارائه می دهد. محدودیت (۱۹) وضعیت متغیرهای تصمیم گیری تعریف می کند.

روش حل

مدل های یکپارچه با برنامه ریزی متمرکز به طور طبیعی منجر به مدل های پیچیده ریاضی در مقیاس بزرگ می شوند که حل بهینه آن ها در بسیاری از موارد واقعی سخت است (Yilmaz And Catay, 2006). بنابراین، برای دستیابی به راه حل های نزدیک بهینه در نمونه های با اندازه بزرگ از مدل پیشنهادی، ما نیاز به استفاده از برخی از تکنیک های حل جایگزین داریم.

الگوریتم VNS یک روش فرا ابتکاری شناخته شده جستجو محلی، است. ابتدا توسط ملادنوویچ و هانسن پیشنهاد شده است (Mladenovic and Hansen, 1997). معمولا، جستجوی محلی مبتنی بر فرا ابتکاری ها، مانند شبیه سازی شده تبرید و جستجوی ممنوع، تکرار یک نوع از ساختار جستجو محلی هستند که در آنها قابلیت تشدید مناسب و قابلیت تنوع کم اعمال می شود. بر خلاف این الگوریتم ها، VNS شامل چندین ساختار جستجوی محلی است و بطور هوشمندانه از یک نوع به نوع دیگر بنا به ضرورت تغییر می کند (Mansouri, 2005). در نتیجه، از هر دو قابلیت تشدید و تنوع بهره مند است. در این مقاله، جستجوی محلی متغیر بهبود یافته (IVNS) اعمال می شود. در ابتدا، ما تعدادی جواب های تصادفی تولید و بهترین جواب را به عنوان جواب فعلی انتخاب می کنیم، S^* نامیده می شود. IVNS از پنج ساختار جستجوی محلی مختلف استفاده می کند (NSS). همه ساختارهای جستجوی همسایگی و شرح آنها در شکل ۱ ارائه شده است. در هر تکرار، پنج ساختار جستجوی همسایگی در S^* اعمال می شود. هر ساختار جستجوی همسایگی مقدار تابع برازشی با توجه به کیفیت جواب آن بدست می آورد. تعدادی ساختار جستجوی همسایگی به طور تصادفی انتخاب می شود. برای هر یک از متغیرهای جواب انتخاب جداگانه انجام می شود. بنابراین ساختارهای جستجوی همسایگی جواب فعلی را بهبود می بخشد، الگوریتم جواب فعلی را با جواب های جدید جایگزین کرده و دوباره ساختار جستجوی همسایگی مشابهی را آغاز می کند. در غیر این صورت، مکانیزم انتخاب روی جواب فعلی استفاده شده و ساختار جستجوی همسایگی بعدی انتخاب می شود. شکل ۲ نمودار IVNS را نمایش می دهد.



شکل ۱. نمونه های از پنج ساختار جستجوی همسایگی

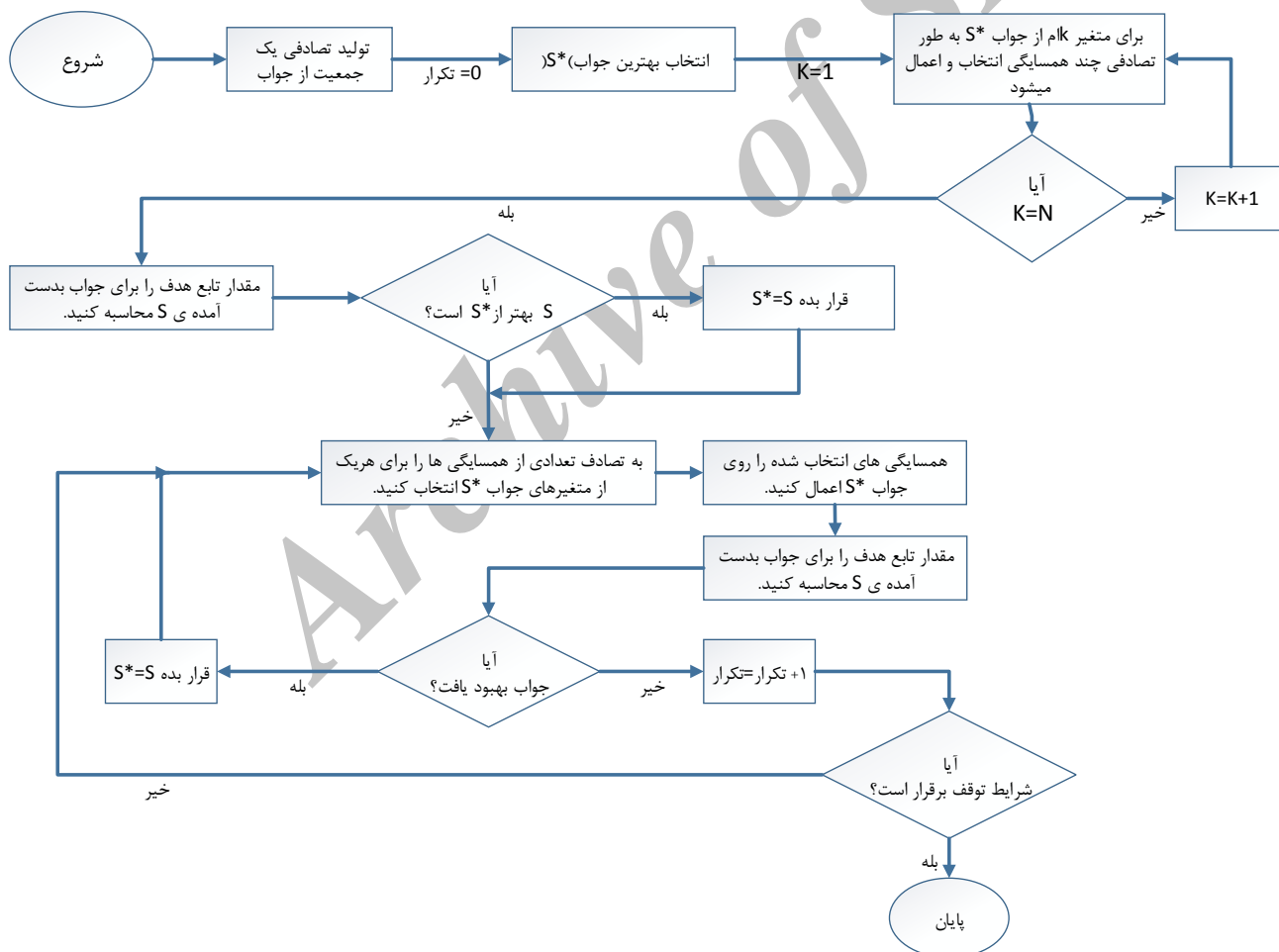
ویژگی های چند هدفه

در این مقاله، از روش LP-متریک استفاده میشود. که در آن f_j و γ_j به ترتیب مقدار و وزن هدف زام هستند. در نتیجه، این مسأله می تواند به شرح زیر بیان شده است (معادله ۲۰).

$$\min z \quad (20)$$

st:

$$z \geq \gamma_j \left(\frac{f_j - f_j^*}{f_j^*} \right), \forall j$$



شکل ۲. فلوچارت IVNS

تابع جریمه

به منظور مقابله با جواب های نشدنی، ما از یک تابع جریمه استفاده می کنیم که صفر را به جواب های شدنی و یک عدد مثبت بزرگ را برای آنهایی که نشدنی هستند در نظر میگیرد. تابع جریمه به ازای جواب x بنام $P(x)$ برای محدودیت $G(x) \leq B$ ، با استفاده از معادله ۲۱ محاسبه می شود.

$$P(x) = R \times \max\left\{\frac{g(x)}{b} - 1, 0\right\} \quad (21)$$

که در آن R یک عدد مثبت بزرگ است. مقدار جریمه به مقدار تابع هدف اضافه می شود.

مثال های عددی

به منظور ارزیابی عددی IVNS پیشنهادی برای بررسی عملکرد آن ها، ما ۱۰ مجموعه از مثال های با اندازه کوچک و ۱۰ مجموعه از مثال های با اندازه بزرگ در نظر گرفته ایم (Khalifehzadeha et al, 2015). تعداد ۱۰ نمود برای هر اندازه مسأله، جمعاً ۲۰۰ نمونه تولید کرده ایم. جدول ۵ از مقاله مرجع (Khalifehzadeha et al, 2015) محدوده داده ها در هر مسأله را نشان می دهد. ما الگوریتم ها را در نرم افزار Visual Studio 2013 با زبان برنامه نویسی C# پیاده سازی و بر روی یک پردازنده پنج هسته ای با حافظه ۴ گیگابایت حافظه اجرا نمودیم. مسأله در نظر گرفته شده NP-hard است و روش های دقیق فقط می توانند موارد با اندازه کوچک را حل کنند.

حال الگوریتم های فراابتکاری (PSO, CPSO, VNS و CVNS و IVNS پیشنهادی) برای حل نمود ها اعمال می شود. ما با استفاده از انحراف درصد نسبی (RPD) به منظور مقایسه عملکرد روش های حل استفاده نموده ایم. برای محاسبه RPD برای اهداف کمینه سازی و بیشینه سازی، معادله ۲۲ و ۲۳ استفاده شده است.

$$RPD = \frac{Alg-Min}{Min} \times 100 \quad (22)$$

$$RPD = \frac{Max-Alg}{Max} \times 100 \quad (23)$$

که در آن AgI و Min/Max جواب الگوریتم و جواب بهینه ی مسأله در حالتی که مسأله به روش تک هدفه برای هر نمود داده شده حل شده باشد، هستند.

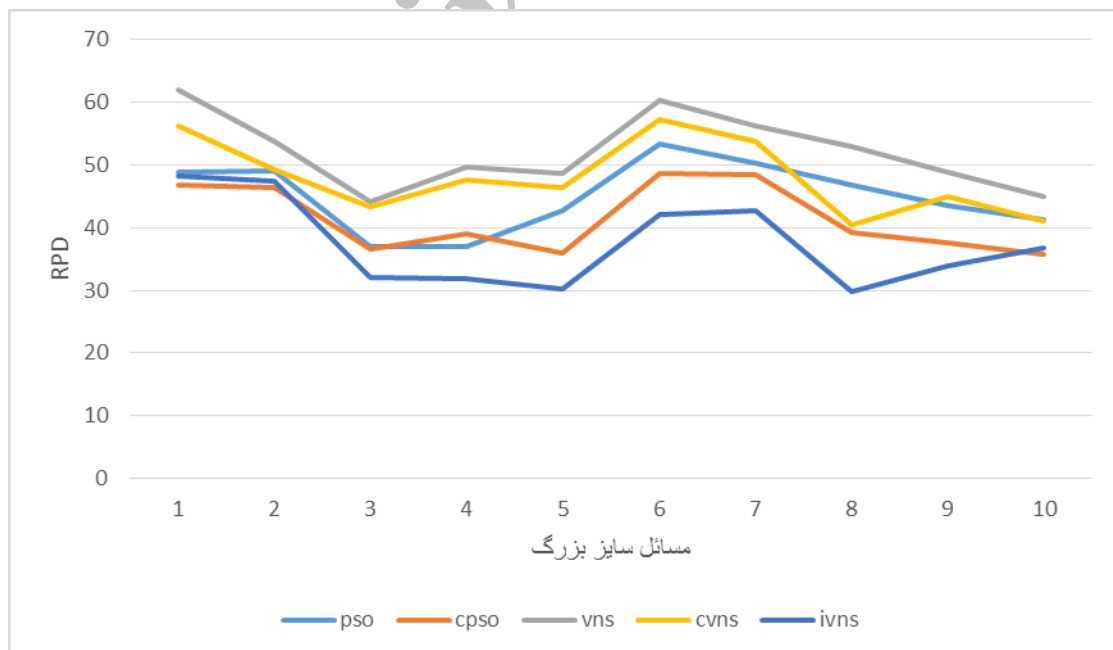
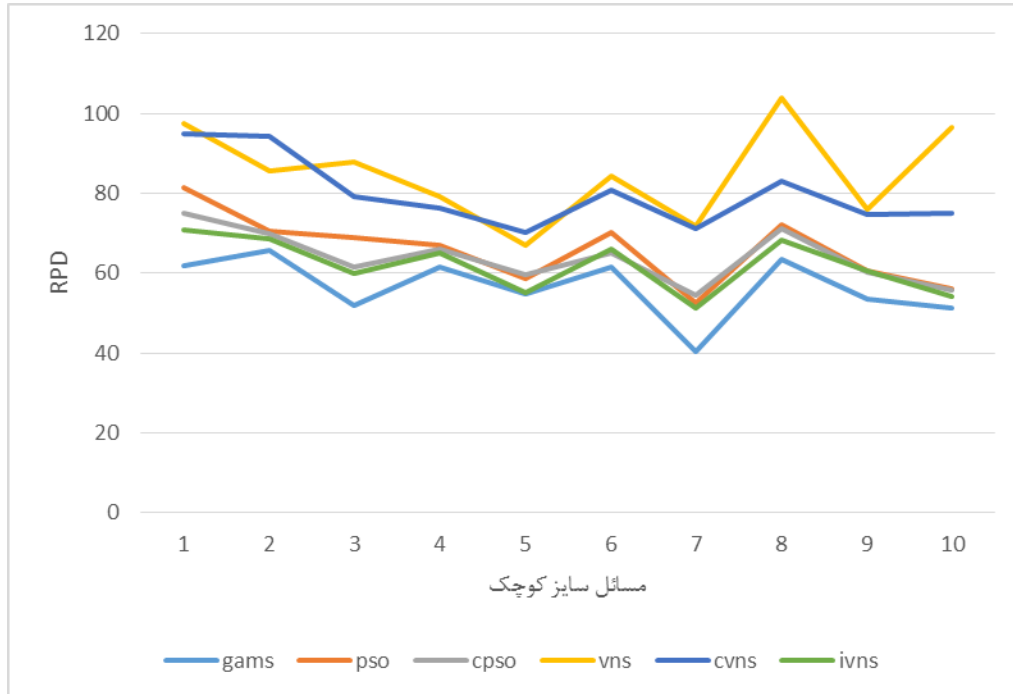
جداول ۴ و ۵ میانگین RPD الگوریتم ها برای هر هدف را نشان می دهد (Z1, Z2, Z3 و Z4 به ترتیب، میانگین تابع هدف های کمینه سازی برای هزینه تأمین کنندگان، هزینه تولید کنندگان، هزینه توزیع کنندگان و بیشینه سازی قابلیت اطمینان سیستم های حمل و نقل). روش MILP تنها نمود های با اندازه کوچک را حل می کند. شکل ۳، میانگین RPD برای Z1, Z2, Z3 و Z4 به دست آمده در هر اندازه مسأله را نمایش می دهد. شکل ۳a، مقدار RPD حالت MILP بهترین مقدار است، پس از آن، در الگوریتم های فراابتکاری مقدار بهتر در اکثر موارد متعلق به IVNS است. در مسائل با سایز بزرگ، شکل ۳b اولویت IVNS در اکثر موارد را نسبت به سایر الگوریتم ها نشان می دهد.

جدول ۴: میانگین RPD برای الگوریتم های PSO, CPSO, VNS, CVNS, IVNS برای مسائل مختلف سایز کوچک

مسئله	تابع هدف	gams	ps0	cps0	vns	cvns	IVns	مسئله	gams	ps0	cps0	vns	cvns	ivns
۱	Z ₁	۷۷/۶۸	۸۴/۹۴	۸۴/۷۲	۸۸/۴۶	۸۳/۴۰	۷۰/۰۸	۶	۶۹/۶۵	۷۱/۹	۷۰/۸۵	۸۲/۳۰۹	۷۳/۶۶	۶۷/۴۹
	Z ₂	۷۲/۹۶	۷۳/۵۴	۷۳/۴۴	۸۴/۹۳۳	۸۲/۴۹۷	۶۸/۷۵		۶۵/۵۳	۶۷/۴۱	۶۵/۵۷	۶۹/۱۵۸	۶۶/۳۱	۶۶/۳۰
	Z ₃	۷۶/۰۸	۸۲/۲۱	۷۶/۷۹	۹۰/۲۴۰	۸۹/۳۰۴	۶۹/۴۹		۶۹/۷۵	۷۰/۷۴	۷۰/۲۶	۸۰/۳۱۷	۷۱/۱۸	۶۵/۷۹
	Z ₄	۸۵/۱۷	۸۵/۲۰	۸۵/۱۹	۸۵/۷۸۵	۸۴/۲۸۱	۷۴/۴۰		۶۹/۷۵	۷۰/۹۱	۶۹/۹۹	۶۶/۱۲۶	۷۱/۸۷	۶۴/۹۹
۲	Z ₁	۷۳/۵۳	۷۶/۹۸	۷۵/۲۵	۷۶/۸۰۷	۱۱۱/۸۰	۶۹/۱۰	۷	۵۱/۳۶	۵۴/۵۸	۶۱/۷۷	۶۳/۵۸۰	۶۳/۵۳	۵۱/۴۹
	Z ₂	۵۴/۱۲	۵۵/۱۱	۵۴/۳۷	۷۲/۲۱	۷۲/۲۱۱	۶۷/۲۱		۴۲/۰۰	۴۵/۰۹	۴۵/۸۵	۵۸/۲۳۲	۵۷/۱۲	۵۲/۷۷
	Z ₃	۷۳/۱۳	۷۳/۲۳	۷۳/۱۹	۷۱/۵۷۹	۷۱/۵۷۹	۶۹/۴۱		۵۲/۴۸	۵۵/۵۰	۵۴/۴۹	۶۱/۵۱۹	۶۱/۱۳	۴۸/۱۲
	Z ₄	۷۴/۵۱	۷۶/۹۹	۷۶/۶۲	۸۱/۵۸۳	۸۱/۵۸۳	۶۸/۲۰		۳۴/۰۲	۵۵/۰۶	۵۶/۱۴	۶۴/۱۲۷	۶۲/۵۱	۵۲/۲۳
۳	Z ₁	۶۱/۶۵	۷۶/۲۹	۷۵/۲۵	۸۴/۷۱۶	۷۷/۰۵۷	۵۶/۶۵	۸	۷۰/۶۲	۷۲/۲۵	۷۱/۰۲	۷۸/۳۱۲	۷۶/۹۵	۶۶/۱۰
	Z ₂	۵۷/۴۶	۵۷/۸۰	۵۷/۶۱	۵۸/۸۰۶	۵۸/۰۶۲	۶۲/۲۰		۶۹/۰۸	۷۱/۸۱	۷۰/۸۳	۹۰/۲۴۶	۷۱/۳۷	۶۹/۰۲
	Z ₃	۶۵/۳۲	۶۵/۶۲	۶۵/۴۳	۶۶/۲۲۲	۶۵/۴۶۲	۶۴/۷۸		۷۰/۷۰	۷۱/۹۱	۷۱/۲۰	۸۶/۲۸۰	۷۳/۱۹	۶۷/۱۸
	Z ₄	۷۰/۶۰	۷۵/۷۹	۷۵/۳۴	۷۷/۷۳۸	۷۶/۰۰۷	۵۶/۲۴		۷۰/۹۰	۷۲/۲۳	۷۱/۱۰	۱۴۱/۲۰	۷۰/۶۲	۷۰/۲۷
۴	Z ₁	۶۸/۱۹	۶۹/۴۱	۶۸/۷۲	۷۲/۸۶۸	۷۰/۵۸۰	۶۵/۴۷	۹	۵۹/۸۷	۶۰/۶۴	۶۰/۷۳	۶۴/۲۶۹	۶۳/۷۴	۵۷/۲۴
	Z ₂	۶۰/۲۲	۶۳/۳۹	۶۲/۳۰	۶۷/۰۸۳	۶۴/۰۳۲	۶۷/۳۲		۵۷/۷۲	۵۸/۲۶	۵۸/۴۴	۶۹/۵۷۳	۶۸/۴۴	۶۰/۷۳
	Z ₃	۶۵/۴۷	۶۶/۳۳	۶۵/۸۵	۷۳/۰۱۵	۶۶/۵۱۹	۶۳/۷۶		۶۰/۲۴	۶۱/۴۴	۶۰/۷۵	۶۷/۴۸۰	۶۴/۰۳	۵۹/۰۹
	Z ₄	۶۸/۵۶	۶۹/۱۸	۶۷/۱۲	۶۳/۸۲۴	۶۴/۱۲۷	۶۴/۰۶		۵۹/۹۶	۶۱/۵۷	۶۰/۷۸	۶۲/۰۰۴	۶۱/۹۹	۶۴/۸۶
۵	Z ₁	۵۵/۴۲	۵۷/۸۸	۵۸/۹۰	۶۲/۱۹۶	۶۰/۵۱۲	۵۴/۲۱	۱۰	۵۶/۸۳	۵۸/۷۲	۵۷/۳۶	۱۸۷/۱۶	۸۹/۰۳	۵۶/۴۷
	Z ₂	۵۰/۹۳	۵۸/۵۷	۵۷/۸۵	۵۸/۰۳۹	۵۸/۰۴۶	۵۸/۶۱		۴۷/۳۳	۵۱/۲۴	۴۹/۶۳	۵۱/۸۱	۵۳/۵۲	۵۷/۳۷
	Z ₃	۵۵/۲۹	۶۰/۶۲	۵۹/۴۳	۵۶/۲۷۵	۵۹/۶۸۰	۵۰/۷۶		۵۵/۱۷	۵۶/۱۸	۵۷/۷۱	۵۹/۱۸۲	۵۹/۹۳	۴۹/۴۸
	Z ₄	۵۷/۰۵	۵۷/۴۰	۶۲/۲۳	۵۱/۷۹	۶۲/۷۰۴	۵۷/۰۳		۵۷/۱۳	۵۷/۵۵	۵۸/۳۱	۴۸/۴۷۵	۵۷/۵۱	۵۳/۵۳

جدول ۵. میانگین RPD برای الگوریتم های PSO, CPSO, VNS, CVNS, IVNS برای مسائل مختلف سایز بزرگ

مسائل	تابع هدف	ps0	cpso	vns	cvns	Ivns	مسائل	ps0	cpso	vns	cvns	ivns
۱	Z ₁	۵۰/۷۰	۴۸/۱۲	۶۳/۰۱	۵۷/۱۹	۴۷/۲۱	۶	۵۴/۰۵	۵۴/۱۶	۵۹/۹۲	۵۷/۱۷	۴۵/۷۹
	Z ₂	۴۵/۰۵	۴۲/۸۵	۶۳/۱۳	۵۰/۵۵	۴۵/۰۳		۵۸/۰۶	۴۲/۸۸	۵۸/۵۵	۵۹/۱۳	۴۲/۳۶
	Z ₃	۴۹/۷۰	۴۸/۱۶	۶۲/۳۳	۵۵/۲۲	۵۱/۵۴		۵۱/۴۶	۴۴/۵۳	۵۹/۶۶	۵۹/۲۵	۴۲/۲۳
	Z ₄	۴۹/۶۹	۴۸/۲۴	۵۹/۱۲	۶۲/۰۶	۴۹/۲۱		۴۹/۷۵	۵۲/۷۹	۶۳/۴۴	۵۳/۱۳	۳۷/۳۵
۲	Z ₁	۵۱/۴۴	۴۸/۷۸	۵۵/۷۲	۴۹/۹۳	۴۸/۱۸	۷	۵۴/۶۷	۵۲/۷۵	۵۷/۷۸	۵۴/۴۱	۴۱/۵۹
	Z ₂	۴۷/۷۷	۴۱/۷۱	۴۹/۴۴	۴۷/۳۴	۴۷/۴۷		۵۰/۷۹	۴۹/۷۴	۵۴/۵۳	۵۱/۰۴	۴۵/۹۰
	Z ₃	۴۶/۳۱	۴۷/۲۹	۴۹/۶۰	۴۹/۵۵	۴۷/۲۴		۴۴/۱۱	۴۱/۸۱	۵۵/۵۳	۵۵/۳۶	۴۶/۰۷
	Z ₄	۵۰/۴۲	۴۸/۱۸	۶۰/۲۹	۵۰/۰۲	۴۷/۱۳		۵۱/۷۳	۴۹/۴۹	۵۷/۴۳	۵۴/۵۵	۳۷/۲۰
۳	Z ₁	۳۹/۴۰	۳۸/۶۵	۴۵/۷۰	۴۰/۸۳	۳۴/۱۹	۸	۴۴/۹۹	۳۵/۵۶	۵۱/۴۲	۳۷/۷۶	۳۳/۶۱
	Z ₂	۳۳/۲۴	۳۳/۱۷	۳۹/۲۹	۳۹/۵۰	۳۱/۲۴		۴۱/۷۰	۴۱/۱۱	۴۸/۶۷	۴۲/۰۷	۲۸/۸۰
	Z ₃	۳۵/۰۲	۳۶/۷۶	۴۷/۷۹	۴۳/۰۴	۳۰/۵۱		۴۷/۴۹	۳۶/۹۳	۵۳/۸۳	۳۹/۱۶	۳۰/۰۶
	Z ₄	۴۰/۱۸	۳۷/۷۹	۴۳/۶۴	۴۹/۹۰	۳۲/۶۶		۵۲/۷۹	۴۳/۳۲	۵۷/۹۳	۴۲/۵۷	۲۶/۹۳
۴	Z ₁	۳۳/۲۲	۳۹/۷۸	۵۱/۳۱	۵۰/۹۷	۲۹/۹۳	۹	۴۷/۱۹	۳۶/۴۴	۴۹/۸۵	۴۵/۹۲	۲۹/۶۲
	Z ₂	۳۸/۷۷	۳۶/۷۷	۴۲/۸۲	۴۱/۶۷	۳۳/۸۷		۴۲/۴۹	۳۶/۵۴	۵۰/۰۸	۴۲/۸۹	۴۰/۴۹
	Z ₃	۳۶/۶۹	۳۹/۵۳	۴۹/۹۴	۴۸/۹۱	۳۴/۸۹		۴۲/۸۲	۳۹/۴۲	۴۶/۲۸	۴۵/۲۶	۳۳/۸۹
	Z ₄	۳۹/۳۴	۳۹/۹۳	۵۴/۹۸	۴۹/۱۶	۲۸/۷۲		۴۱/۶۵	۳۷/۶۰	۴۹/۴۸	۴۵/۸۴	۳۱/۹۲
۵	Z ₁	۴۰/۰۶	۳۶/۱۵	۴۵/۸۹	۴۵/۰۹	۲۸/۴۷	۱۰	۳۹/۲۳	۳۷/۲۱	۴۶/۲۰	۴۴/۹۹	۳۰/۵۸
	Z ₂	۴۰/۶۱	۳۴/۲۷	۵۰/۵۴	۴۱/۷۸	۳۱/۷۱		۵۰/۱۶	۳۵/۳۲	۵۴/۲۴	۴۱/۶۷	۴۵/۱۶
	Z ₃	۴۲/۰۳	۳۷/۸۴	۴۸/۲۰	۴۹/۵۸	۳۳/۷۸		۴۲/۲۹	۳۵/۶۹	۳۸/۳۷	۳۷/۴۷	۳۸/۶۷
	Z ₄	۴۷/۸۹	۳۵/۳۷	۵۰/۰۹	۴۸/۹۸	۲۶/۷۴		۳۳/۴۶	۳۴/۵۸	۴۱/۱۸	۴۰/۰۹	۳۲/۵۵



شکل ۳- RPD الگوریتم های VNS, CPSO, PSO, CVNS, IVNS برای مسائل مختلف

جدول ۶- اثر وزن های مختلف بر توابع هدف در مسائل سایز کوچک

وزن ها				میانگین RPD (۱۰ مسأله کوچک)							
W(z1)	W(z2)	W(z3)	W(z4)	CPSO				IVNS			
				Z1	Z2	Z3	Z4	Z1	Z2	Z3	Z4
۰,۱۰	۰,۴۵	۰,۱۰	۰,۳۵	۱۹۲,۴۵	۴۶,۹۸	۱۸۳,۰۹	۶۸,۳۵	۲۰۰,۰۴	۵۲,۲۶	۱۹۴,۲۴	۹,۴۵
۰,۱۵	۰,۴۰	۰,۱۵	۰,۳۰	۱۱۱,۸۹	۴۷,۸۵	۱۲۳,۹۳	۶۴,۰۲	۱۲۸,۵۴	۶۱,۴۲	۱۰۹,۴۸	۵۳,۳۲
۰,۲۰	۰,۳۵	۰,۲۰	۰,۲۵	۵۱,۷۹	۲۹,۰۵	۵۱,۸۲	۴۱,۴۶	۹۱,۵۸	۲۲,۱۸	۶۴,۱۲	۴۲,۷۷
۰,۲۵	۰,۳۰	۰,۲۵	۰,۲۰	۴۰,۵۱	۳۳,۷۶	۴۰,۵۱	۵۰,۶۴	۵۷,۱۴	۳۰,۲۷	۴۴,۱۳	۴۹,۲۴
۰,۳۰	۰,۲۵	۰,۳۰	۰,۱۵	۲۶,۵۶	۳۱,۸۵	۲۶,۵۶	۵۳,۱۳	۳۲,۳۴	۲۱,۴۸	۳۵,۱۰	۴۹,۱۱
۰,۳۵	۰,۲۰	۰,۳۵	۰,۱۰	۱۷,۲۶	۲۶,۱۱	۱۷,۲۶	۶۰,۴۱	۲۰,۳۷	۱۷,۱۲	۱۳,۴۰	۶۸,۷۱
۰,۴۰	۰,۱۵	۰,۴۰	۰,۰۵	۹,۹۰	۲۳,۹۹	۹,۹۰	۷۹,۲۰	۱۵,۶۳	۱۲,۷۵	۱۰,۱۶	۸۷,۴۳

جدول ۷- اثر وزن های مختلف بر توابع هدف در مسائل سایز بزرگ

وزن ها				میانگین RPD (۱۰ مسأله بزرگ)							
W(z1)	W(z2)	W(z3)	W(z4)	CPSO				IVNS			
				Z1	Z2	Z3	Z4	Z1	Z2	Z3	Z4
۰,۱۰	۰,۴۵	۰,۱۰	۰,۳۵	۸۶,۳۶	۱۹,۲۵	۸۶,۶۴	۲۴,۷۵	۹۱,۴۳	۲۶,۸۴	۶۸,۳۲	۳۶,۸۴
۰,۱۵	۰,۴۰	۰,۱۵	۰,۳۰	۵۹,۵۵	۲۲,۴۴	۵۹,۸۴	۲۹,۹۲	۷۴,۴۲	۲۵,۹۲	۴۱,۴۵	۳۴,۴۹
۰,۲۰	۰,۳۵	۰,۲۰	۰,۲۵	۴۵,۰۶	۲۵,۷۴	۴۵,۰۶	۳۶,۰۴	۵۱,۴۲	۳۲,۷۳	۳۴,۳۷	۵۳,۶۲
۰,۲۵	۰,۳۰	۰,۲۵	۰,۲۰	۳۰,۸۰	۲۵,۶۶	۳۰,۸۰	۳۸,۵۰	۳۷,۳۹	۳۵,۶۸	۲۲,۱۲	۴۴,۶۳
۰,۳۰	۰,۲۵	۰,۳۰	۰,۱۵	۱۵,۳۰	۱۸,۳۸	۱۵,۳۲	۳۰,۶۴	۳۴,۴۳	۲۱,۳۲	۱۰,۲۶	۳۴,۷۱
۰,۳۵	۰,۲۰	۰,۳۵	۰,۱۰	۱۵,۴۷	۲۷,۰۸	۱۵,۴۷	۵۴,۱۷	۳۳,۵۱	۳۲,۴۶	۶,۳۷	۵۹,۰۲
۰,۴۰	۰,۱۵	۰,۴۰	۰,۰۵	۶,۶۴	۳۲,۲۶	۴۸,۱۷	۱۵,۹۷	۲۰,۵۷	۳۳,۹۷	۲۶,۴۸	۱۷,۶۲

با تجزیه و تحلیل نتایج جداول ۶ و ۷، به راحتی می توان مشاهده کرد که افزایش وزن هر تابع هدف می تواند منجر به کاهش مقدار RPD شود. برای مثال، در مسائل با سایز بزرگ، زمانی که وزن هدف اول ۰,۱ است، میانگین مقدار RPD در CPSO و IVNS به ترتیب ۸۶,۳۶٪ و ۹۱,۴۳٪ خواهد بود. اما زمانی که وزن این تابع هدف با ۰,۴ افزایش یافته است، میانگین مقدار RPD در CPSO و IVNS به ترتیب ۶,۶۴٪ و ۲۰,۵۷٪ بهبود یافته است. وزن هر تابع هدف اثر مستقیم بر مقدار متوسط RPD آن تابع هدف دارد. نتایج ثابت عملکرد IVNS برای تصمیم گیرندگان مختلف را تأیید می کنند و IVNS بهترین نتایج را تقریباً در تمام وزن های مختلف به دست آورده است. این مقایسه می تواند برای تصمیم گیرندگان مختلف با نگرش های مختلف به انتخاب یکی از مجموعه وزن های توابع هدف در مسائل با سایزهای مختلف مفید باشد.

بحث و نتیجه گیری

در این مقاله الگوریتم جدید پیشنهادی به نام جستجوی همسایگی متغیر بهبودیافته (IVNS) توسعه یافته شده است. در این الگوریتم، اگر یک جواب جدید برابر یا بهتر از جواب قبلی باشد، تا زمانی که تغییرات باعث بهبودش گردد جایگزین جواب قبلی شده و تغییر میکند وقتی دیگر بهبود نیافت همان جواب به جمعیت بعدی منتقل میگردد. این روش به ما کمک می کند که از تولید جواب های بدتر از یک جمعیت در الگوریتم فرار کنیم. این الگوریتم از پنج ساختار جستجوی همسایگی متفاوت استفاده می کند. برای مسائل با سایز بزرگ، از الگوریتم های فرا ابتکاری پیشنهادی استفاده کرده ایم. برای ارزیابی مدل ها و الگوریتم، ده مجموعه از نموده های کوچک و بزرگ، تولید شد. نتایج نشان داد که IVNS برای این مسأله موثر خواهد بود. برای تحقیقات آینده، توسعه الگوریتم های فرا ابتکاری دیگر و مقایسه آنها با CVNS و CPSO و IVNS می تواند جالب باشد. جنبه دیگر برای تحقیقات می تواند در نظر گرفتن تخفیف وابسته به مقدار سفارشات مشتریان باشد. ما همچنین می توانیم عدم قطعیت برای برخی از پارامترهای مدل مانند تقاضاهای مشتریان و نرخ قابلیت اطمینان حمل و نقل فرض کنیم.

منابع

- Bashiri M, Badri H, Talebi J. (2012). A new approach to tactical and strategic planning in production-distribution networks. *Appl Math Model*; 36:1703-17.
- Gen M, Syarif A. (2005). Hybrid genetic algorithm for multi-time period production distribution planning. *Int J Comput Ind Eng*; 48:799-809.
- Khalifehzadeh S, Seifbarghy M, Naderi B. (2014). Solving a fuzzy multi objective model of a production distribution system using meta-heuristic based approaches. *J Intell Manuf*.
- Khalifehzadeh S, Seifbarghy M, Naderi B. (2015). A four-echelon supply chain network design with shortage: Mathematical modeling and solution methods. *Journal of Manufacturing Systems*; 35:164-175.
- Latha Shankar B, Basavarajappa S, Chen JCH, Kadadevaramath RS. (2013). Location and allocation decisions for multi-echelon supply chain network – a multi- objective evolutionary approach. *Int J Expert Syst Appl*; 40:551-62.
- Lejeune MA. (2006). A variable neighborhood decomposition search method for supply chain management planning problems. *Eur J Oper*; 175:959-76.
- Mansouri SA. (2005). A multi objective genetic algorithm for mixed model sequencing on JIT assembly lines. *Eur J Oper*; 167:696-716.
- Mladenovic N, Hansen P. (1997). Variable Neighborhood Search. *Int J Comput Oper*; 24:1097-100.
- Rajeshwar S, varamath K, Jason CH, Chen B, Shankar L, Kumar KR. (2012). Application of particle swarm intelligence algorithms in supply chain network architecture optimization. *Expert Syst Appl*; 39:10160-76.
- Simchi-Levi D, Kaminski P, Simchi-Levi E. (2004). *Managing the supply chain*. New York: McGraw-Hill.
- Yilmaz P, Catay B. (2006). Strategic level three-stage production distribution planning with capacity expansion. *Int J Comput Ind Eng*; 51:609-620.