

Vehicle-Cargo Matching Optimization Model for Vehicle Capacity Scheduling Platform

Qingying Zhang

School of Economics and Management, Beijing Jiaotong University, Beijing, China

Keywords: highway transportation, vehicle-cargo matching, multi-objective optimization, capacity scheduling, time window

Abstract. In this paper, the problem of imbalance in the organization of freight resources in the platform is studied. From the perspective of the platform, a freight resource selection model with the constraint of cargo source urgency is established. The advantage of this model lies in that it comprehensively considers the three important influencing factors including the interests of all parties, the urgency of cargo sources and the effective utilization rate of freight resources. It can realize the optimization scheme of freight resources selection under multiple constraints and improve the effective utilization rate of car-free carrier resources. At the same time, the effect of freight transaction conversion rate is promoted. Through the analysis of calculation examples, it is proved that the model proposed in this paper can meet the demand of time window of goods source. Compared with the multi-objective sequencing and matching method, the model proposed in this paper can improve the effective utilization rate of the platform's transport capacity resources.

整车运力调度平台车货匹配优化模型

张庆莹

北京交通大学经济管理学院, 北京, 中国

关键词: 公路运输; 车货匹配; 多目标优化; 运力调度; 时间窗

摘要: 本文针对整车运力调度平台存在的运力资源组织不平衡的问题展开研究, 站在整车运力调度平台的角度, 建立了考虑 货源时间窗约束的运力资源选择模型。该模型的优势在于, 综合考虑了各方主体利益、货源紧急程度以及运力资源有效利用率这三个重要影响因素, 能够实现多重约束下的运力资源选择优化方案, 提高整车运力调度平台资源有效利用率, 促进货运交易转化率的效果。通过算例分析, 证明了本文提出的模型能够满足货源的时间窗需求, 与多目标排序匹配方法相比, 本文的模型能够提高平台运力资源的有效利用率。

1. 引言

本文在我国发展整车运力调度平台的背景下展开研究, 如何通过有效的方法进行运力资源组织, 满足车主和货主多样性需求的匹配, 并实现平台的最大化利益, 是整车运力调度平台信息平台自身发展的一个核心问题。

目前整车运力调度平台运力资源组织的研究成果较少, 董娜^[1]、黄少波^[3]等人分别对整车运力调度平台的内涵、可行性进行了研究; 李忠奎^[4]、Repoussis^[6]等人对运力资源组织问题进行了定性分析; 在运力资源选择模型方面, 通常是车货信息资源建立评价指标体系, 设定多目标的目标函数, 对车源与货源的匹配程度进行评价和综合排序^{[2][6][7][8][9]}。

上述研究成果仍然存在以下不足: 此类方法并不能满足具有时间窗约束的货源需求。一般情况下, 车主的货物托运列表中排名在前面若干的货源信息被认为是有效的, 而排在后面的货源被认为是无效推荐, 通过多目标决策得到的货物托运列表没有考虑有效推荐机会的利

用率问题，导致了“综合评分高”的货源被有效推荐的次数很多，而紧急度高的货源有效推荐次数不足的情况。由于货物的运输需求往往具有时效要求，如果不能在规定的时间内组织车辆运输，整车运力调度平台的损失是巨大的。基于此问题，本文对多目标决策方法加以改进，以满足货物的时间窗需求。

2. 模型描述

2.1 问题描述

进行运力资源组织的本质是实现车源和货源的匹配。本文以建立考虑货源时间窗约束的运力资源选择模型为目标，以车源为主体，以货源为被推荐对象，在基于车货需求的多目标排序决策法，基础上，加入货源时间窗约束，控制不同时间窗需求的货源被推荐的频次，实现货源和车源之间的实时最优化匹配，以提高平台资源利用率。

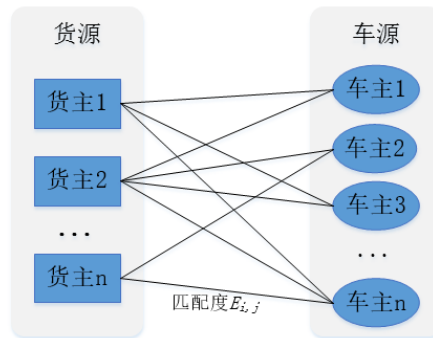


图1 车源和货源匹配原理图

2.2 模型假设

本文在构建模型时，需基于如下假设：

- 1) 整车运力调度平台拥有一定规模的货源和车源信息，具备较强的信息资源整合能力和大数据分析能力。能够依据平台计算能力实时得出：车主和货主的位置数据、信用评分、和运输所需费用；
- 2) 视车主的一次货运申请只承接一单运输需求，且每次匹配申请为独立的，不考虑车辆返程情况对匹配结果的影响；
- 3) 车主和货主在提交匹配申请时，会出现某项指标为空或错误值的情况，将此项指标的值默认为0；
- 4) 执行匹配算法的时间内，视所有待匹配货物和车辆的位置无变动；
- 5) 货主和车主都是理性的。对于车主的货运申请，除满足匹配条件外，希望载重率最大化和价格更高。
- 6) 本文视车主的货物托运列表中，前5条车源信息为有效信息。

2.3 指标体系建立

运力资源选择的结果由两部分指标决定，第一是信息筛选指标，是用来筛选出符合货运条件的货源信息；第二是影响因素指标，是以车主需求为核心的衡量货源车源匹配效果的指标，根据历史文献^{[2][5][7][8][9]}，车主最关心的指标有载重率、体积占用率、调度距离、货主信誉等，在本文的模型中，选取这5项指标作为衡量匹配度的主要指标。

假设变量： W' 表示货物重量（吨）； W 表示车辆载重（吨）； V' 表示货物体积（立方米）； V 表示车辆体积（立方米）； L' 表示货物长度（米）； L 表示车辆长度（米）； $Q_{4,(i,j)}$ 表示车辆*i*与货物*j*之间的距离匹配度； $D_{(i,j)}$ 表示车辆*i*与货物*j*之间的距离， $\min(D_j)$ 是对于某车源而言，*j*个货源中距离车源最近的距离； $\max(D_{(i,j)})$ 则是对于某车源而言，*j*个货源中距离车源最远的

距离；R'表示货主信誉值；R表示信誉值满分；H表示货主的发货时间距离货运需求的发布时间间隔。

运力资源选择指标体系表如表1所示：

表1 运力资源选择指标体系表

指标类型	指标名称	符号	取值范围
信息筛选指标	货物类型指标	P ₁	0: 货物类型=车源类型 1: 货物类型≠车源类型
	重量指标	P ₂	0: 货物重量>车辆载重 1: 货物重量≤车辆载重
	体积指标	P ₃	0: 货物体积>车辆容积 1: 货物体积≤车辆容积
	长度指标	P ₄	0: 货物长度>车辆长度 1: 货物长度≤车辆长度
	车型指标	P ₅	0: 货物所需车型=车辆车型 1: 货物所需车型≠车辆车型
匹配效果指标	载重率	Q ₁	$Q_1 = \frac{W'}{W}; 0 < Q_1 < 1$
	体积匹配度	Q ₂	$Q_2 = \frac{V'}{V}; 0 < Q_2 < 1$
	长度匹配度	Q ₃	$Q_3 = \frac{L'}{L}; 0 < Q_3 < 1$
	距离匹配度	Q ₄	$Q_{4,(i,j)} = 1 - \frac{D_{(i,j)} - \min(D_j)}{\max(D_{(i,j)}) - \min(D_j)};$ $0 < Q_{4,(i,j)} < 1$
	信誉匹配度	Q ₅	$Q_5 = \frac{R'}{R}; 0 < Q_5 < 1$
	货源紧急度	H	A: 非常紧急; 0<H≤1 B: 正常; 0<H≤1 C: 不紧急; 2<H

3. 模型建立

3.1 基于车货需求的多目标排序模型

模型首先根据信息筛选指标筛选出符合货运条件的指标，其次依据匹配效果指标计算货源相对于车源的匹配度，然后以体匹配度最大为目标构建目标函数，最后使用算法求解模型为每个车主输出货物托运列表。

本文用匹配度表示货物和车辆的匹配程度，匹配度越高，货物的排序越高，对于车辆*i*和货物*j*，计算载重率、体积匹配度、长度匹配度、距离匹配度和信誉匹配度分别为 $Q_{1,(i,j)}$ ， $Q_{2,(i,j)}$ ， $Q_{3,(i,j)}$ ， $Q_{4,(i,j)}$ ， $Q_{5,(i,j)}$ ，则车辆*i*和货物*j*匹配函数 $E_{i,j}$ 定义如下：

$$E_{i,j} = \alpha_1 Q_{1,(i,j)} + \alpha_2 Q_{2,(i,j)} + \alpha_3 Q_{3,(i,j)} + \alpha_4 Q_{4,(i,j)} + \alpha_5 Q_{5,(i,j)} \tag{1}$$

根据以往的多目标排序模型，应该以整体匹配度最高为目标，目标函数为：

$$Z = \sum_{(i,j) \in P} E_{i,j} \tag{2}$$

其中 α_1 、 α_2 、 α_3 和 α_4 为车主对各个指标的偏好，限制 $\alpha_1 + \alpha_2 + \alpha_3 + \alpha_4 = 1$ ，易证 $E_{i,j}$ 在[0,1]区间上， α_1 、 α_2 、 α_3 和 α_4 数值的设定可根据不同场景下自动调整； P 是车主-货物对的集合，若货物*j*出现在了车主*i*的有效推荐列表中，则（*i*，*j*）属于集合*P*。

3.2 引入货源时间窗约束的运力资源选择模型

接下来引入货源时间窗约束。对于不同紧急程度的货物，设置不同数量的被有效推荐次数（该货物被排在全体车主推荐列表的前U名的总次数），一个货物在同一个车主的推荐列表中至多出现一次，每个车主的推荐列表中有效推荐信息数量为U，（即货源被排在某用户的推荐列表的前U名时，认为该货源被有效推荐给了该用户）。紧急程度由急至缓分别为三个等级A, B, C, 其对应的被推荐次数为 Y_A, Y_B, Y_C ($Y_A > Y_B > Y_C$)，对应的增益权值为 $\beta_A, \beta_B, \beta_C$ 。

Y_A, Y_B, Y_C 的取值应当采用启发式算法，防止 Y_A, Y_B, Y_C 过小导致部分用户列表的托运货物数量不足U，以及 Y_A, Y_B, Y_C 过大导致部分货物被推荐次数过少的情况。可令 $Y_A: Y_B: Y_C = 5: 3: 2$ ，同时满足下式：

$$\frac{4}{3}UN \leq Y_A M_A + Y_B M_B + Y_C M_C \leq \frac{5}{3}UN \quad (3)$$

其中， N 代表当前车主数量。

引入货物紧急程度的全局推荐策略基于衡量车货匹配度和紧急程度两方面，目标函数定义如下：

$$Z = \frac{1}{UN} \sum_{(i,j) \in P} E_{i,j} + \lambda \frac{1}{M} \sum_{k=1}^M \beta_k \cdot \frac{Y'_k}{Y_k} \quad (4)$$

M 代表货物数量， N 代表车辆数量， β_k 是货物 k 所属紧急程度的曝光增益权值， $\beta_k \in \{\beta_A, \beta_B, \beta_C\}$ ； Y_k 是货物 k 所属紧急程度的曝光数量， $Y_k \in \{Y_A, Y_B, Y_C\}$ ； Y'_k 代表货物 k 实际曝光数量且 $Y'_k \leq Y_k$ ； λ 是参数，控制两个衡量因子的偏向程度。

当设定 $Y_A: Y_B: Y_C = 5: 3: 2$ 时，为了增加一个紧急程度较高的货物曝光数相比于增加一个紧急程度较低的货物曝光数能够使得紧急满足程度增幅更大，可令 $\beta_A: \beta_B: \beta_C = 4: 2: 1$ ，即 $4 \times \frac{10}{5} > 2 \times \frac{10}{3} > 1 \times \frac{10}{2}$ 。

在某个全局推荐方案使得目标函数 Z 取得最大值时，该方案是综合考量车货匹配度和紧急满足程度两方面时的最优方案。

3.3 模型求解

1) 算法设计

求解此最优方案可使用贪心算法：

以车主为行，货物为列构建全局匹配矩阵 $A = [a_{ij}]_{N \times M}$ 和决策矩阵 $B = [0]_{N \times M}$ ， a_{ij} 是车主 i 和货物 j 的全局匹配值， a_{ij} 由下式计算可得：

$$a_{ij} = \frac{1}{UN} E_{i,j} + \lambda \frac{1}{M} \beta_j \cdot \frac{1}{Y_j} \quad (5)$$

- a. 对于 A 中的每一行，选出前 Top U ($U < M$) 个元素并记录该U个元素位置，将 B 中相应位置的元素由 0 置 1，依次循环直至结束。
- b. 对于 B 中的每一列 j ，记录每列元素为 1 的数目 Y'_j 。
- c. 对于 B 中 $Y'_j > Y_j$ 的列作以下操作：将 B 中该列 j 的元素值为 1 的位置在 A 中所对应的数值从大至小进行排序，构成倒数 $Y'_j - Y_j$ 个数组成的数集 A_j ， $a_{kj} \in A_j$ ，对于每个 a_{kj} ，在 B 中第 k 行中元素值为 0 的位置在 A 所对应的那些数进行排序，找出最大值 a_{kl} ，若 $Y'_l < Y_l$ ，则将 B 中 (k, l) 位置所对应的元素值由 0 置 1，并将 B 中 (k, j) 位置所对应的元素值由 1 置 0，更新 Y'_j 和 Y'_l ；否则，找出除了 a_{kl} 的排序队列中最大的数值再次进行判断。依次循环直至所有列的均满足 $Y \geq Y'$ 。

此时 B 中元素满足 $b_{ij} = 1$ 的代表货物 j 被推荐给了车主 i 。

2) 实现方法

每当新用户或新货源加入时，为了使当前全局推荐结果能够严格满足约束，需要重新进行全局调整计算，计算量较大，这种调整理论上会影响到每个用户的推荐列表，这在实际应用中显然是无法适用的。因此，为了解决以上计算过于频繁这一问题，可在实际应用中将此推荐过程分为在线算法和离线算法。当产生新货物时，计算该货物与所有车主的全局匹配度：

$$a_{ij} = \frac{1}{UN} E_{i,j} + \lambda \frac{1}{M} \beta_j \cdot \frac{1}{Y_j} \tag{6}$$

进行排序后，将分数较高的货物与相应的货源进行推荐，这大大减小了计算量，并定时进行更新调整，调用离线算法进行全局调整。过大的离线调整的时间间隔会使得用户推荐列表发生较大的震荡，使得用户体验下降，因此这时间间隔需要适中，在平台计算和存储资源和“震荡”现象之间取得平衡。

4. 算例

4.1 数据准备

采用A公司运营中的真实数据进行本文的仿真模拟。本算例共选取了货物类型都为重货的7个车源和13个货源数据进行模拟。运力信息如表3所示，货物信息如表4所示，运力到货物装车地的距离情况如表5所示：

表2 运力信息表

车主 编号	货物类型	载重(吨)	体积(立方米)	长度(米)
1	重货	3.5	30	6.2
2	重货	8	45	7.2
3	重货	25	60	9.6
4	重货	28	80	12.5
5	重货	35	110	17.5
6	重货	50	96	16
7	重货	35	80	7.6

表3 货物信息表

货物 编号	货物类型	重量(吨)	体积(立方米)	长度(米)	紧急度	信誉度
1	重货	3.4	8	6	B	7
2	重货	2.1	6	2.8	C	8
3	重货	3.1	8.2	6.2	C	7
4	重货	2.1	6.2	2.8	A	6
5	重货	2.9	6.1	4.7	A	7
6	重货	11.8	41	6.4	C	5
7	重货	12.5	43	5.5	B	9
8	重货	14.2	42	6.9	B	6
9	重货	2.0	2.9	3.2	A	6
10	重货	2.1	6.2	4.7	C	7
11	重货	1.8	5.2	2.3	A	6
12	重货	32.3	97	17	B	7
13	重货	14.8	46	16	B	7

表4 运力到货物装车地的距离情况表(公里)

货物 车辆	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13
1	95	74	74	42	80	68	55	52	95	95	86	90	77
2	82	65	66	79	60	74	76	49	93	61	63	91	72
3	72	85	87	84	64	47	43	56	99	44	85	73	80
4	91	42	64	58	48	45	82	50	48	94	80	71	76
5	65	82	83	78	64	81	94	97	47	85	66	65	57
6	56	87	66	82	91	41	92	99	86	41	78	75	46
7	74	84	83	57	80	74	89	93	53	92	94	45	69

A公司决策者的运营策略是优先安排紧急度高的货源运输，为车主输出综合排序的结果，所以参数设置如下： $\alpha_1=0.25$ ， $\alpha_2=0.17$ ， $\alpha_3=0.1$ ， $\alpha_4=0.24$ ， $\alpha_5=0.24$ ， $Y_A: Y_B: Y_C=5: 3: 2$ ， $\beta_A=0.4$ ， $\beta_B=0.2$ ， $\beta_C=0.1$ ， $U=5$ ， $\lambda=1$ 。

4.2 求解结果

基于车货需求的多目标排序模型输出结果如下表6所示：

表5 车主的货物托运列表

货物 车主	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13
1	2	1	3	0	5	0	0	0	0	4	0	0	0
2	2	1	3	0	5	0	0	0	0	4	0	0	0
3	3	2	5	0	0	0	1	4	0	0	0	0	0
4	3	2	0	0	0	0	1	4	0	5	0	0	0
5	5	4	0	0	0	0	1	0	0	0	0	2	3
6	4	3	5	0	0	0	1	0	0	0	0	0	2
7	3	2	5	0	0	0	1	0	0	4	0	0	0

注：数字1-5表示货物在车主托运列表中的排序；0表示货物未被推荐给车主

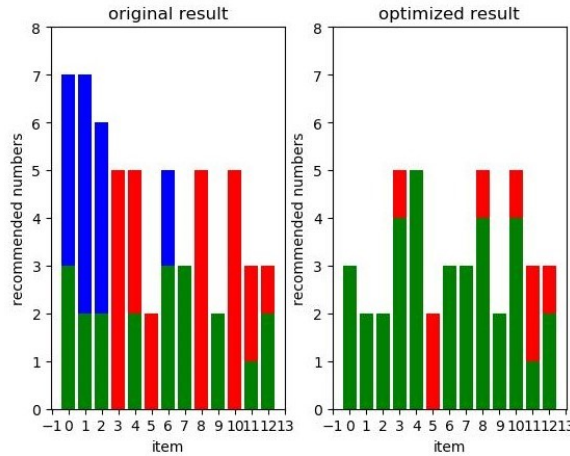
加入货源时间窗约束的运力资源组织优化结果如下表7所示：

表6 运力资源组织优化结果

货物 车主	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13
1	2	1	3	0	5	0	0	0	0	4	0	0	0
2	2	1	3	0	5	0	0	0	0	4	0	0	0
3	2	0	0	0	0	0	1	3	5	0	4	0	0
4	0	0	0	0	3	0	1	2	4	0	5	0	0
5	0	0	0	0	3	0	0	0	5	0	4	1	2
6	0	0	0	5	0	0	0	2	3	0	4	0	1
7	0	0	0	3	2	0	1	0	4	0	5	0	0

注：数字1-5表示货物在车主托运列表中的排序；0表示货物未被推荐给车主

输出结果表明，使用运力资源选择模型能够为车主输出匹配度由高到低的货物托运列表，并且优化前后的主要差别在于，优化后的效果加入了时间窗的约束条件，使得紧急度高的货物被推荐的次数趋向于决策者的期望被推荐次数，优化前后货物被推荐次数的效果如图3所示：



注：左图为优化前的效果；右图为优化后的效果。绿色表示该货物被推荐次数的期望值，红色表示该货物实际被推荐次数少于期望值的次数，蓝色表示该货物实际被推荐次数超出期望值的次数。

图2 优化前后货物被推荐次数的效果对比

由该图可以清晰地看出，现有的多目标匹配模型可能会出现资源分配不合理的情况，本文提出的引入货源时间窗约束的运力资源选择模型能够将超出推荐次数期望的推荐机会按照优先级由高到低依次分配给其他货源，从而达到资源的优化配置效果。

4.3 模型评价

1) 模型灵敏性

λ 值表示对引入不同紧急度货源曝光次数偏好程度。当 λ 取较小值（接近于0）时，目标函数第二项紧急度满足程度增益项几乎等于零，推荐模型几乎不考虑紧急等级满足程度对推荐效果的影响，此时的模型推荐结果与第一种推荐方法几乎相同。当 λ 取较大值时，匹配满足程度增益项远小于紧急满足程度增益项，在此极端情况下，推荐模型将优先把紧急程度高的货物推荐给用户直至达到该货物推荐数量上限，几乎不考虑匹配度的影响。

2) 模型有效性

平台资源有效利用率采用加权方式定义如下：

$$\text{平台资源有效利用率} = \frac{\sum_{k=1}^M \beta_k Y'_k}{\sum_{k=1}^M \beta_k Y_k} \quad (7)$$

M 代表货源总数， β_k 代表第 k 个货物的被推荐奖励系数， Y_k 代表该货物被推荐次数的期望值， Y'_k 代表实际的被推荐次数，若 $Y'_k > Y_k$ ，则令 $Y'_k = Y_k$ 。模型优化前的资源有效利用率39%，加入对不同紧急度货源的推荐频次约束后的平台资源有效利用率能够达到80%。

根据以上分析可以得出，本文的模型能够在保证车货需求的前提下，合理调整货源推荐列表，使紧急度高的货源得到更多有效推荐的同时，提高平台资源的有效利用率。

此外，本模型具有实用性。考虑到加入时间窗的货源推荐列表的稳定性，通过多次试验使 β_k 的取值为合理的范围，防止推荐结果震荡过大给车主带来较差的体验。还依据整车运力调度平台的计算资源大小设计了在线算法和离线算法，通过调整离线算法的执行时间间隔，使推荐效果与计算资源大小相适应，即计算资源越强的运营商得到的实时推荐效果越好。

结果表明：本文提出的模型及其算法具有有效性和实用性，能为整车运力调度平台运力资源组织效果起到优化的作用。

5. 结论

本文通过分析传统的运力资源选择模型，发现存在不能满足具有时间窗约束的货源需求的问题，建立了考虑货源时间窗约束的运力资源选择模型和求解方案，通过算例证明了本文

建立的模型能够提高平台运力资源的有效利用率。

尽管本文的模型尽可能地考虑了多方主体的利益和需求，但在整车运力调度平台运力资源组织的运作模式下，由于车主与平台没有稳定的合作关系，车货匹配的推荐结果不能被全部执行，这是导致运力资源组织效率低的一个重要因素，也是无法通过模型地科学计算能解决的问题。在本文提出模型的基础上，建议整车运力调度平台的决策者采取如下激励策略：

- 1) 可以采取一定的奖励机制激励车主的承运接单行为；
- 2) 给弱势用户减免交易费、补偿机会收益损失，以增加用户粘性，提高用户依赖感；
- 3) 开发保险、金融等延伸服务，为用户提供丰富的平台体验。

综上所述，本文提出的模型及其措施具有实用性和有效性，能为整车运力调度平台企业决策者进行运力资源组织提供科学的方法和管理建议。

致谢

本文为北京交通大学物流管理与技术北京市重点实验室的研究成果之一。

References

- [1] Dong Na. Advantage analysis and development suggestions of vehicle capacity dispatching platform [J]. *Research on Transportation Standards*, 2011, (24): 87-90
- [2] Chang Lianyu, Chen Haiyan. Optimization of Transportation Resource Organization of Vehicle Capacity Dispatching Platform [J]. *Highway Communications Science and Technology*, 2016, 33 (10): 152-158
- [3] Huang Shaobo, Li Weijian. On the Necessity and Feasibility of Car-free Carriage Development in China [J]. *Journal of the Institute of Transportation Management*, 2016, 1: 17-20
- [4] Li Zhongkui. Institutional Analysis of the Evolution of Highway Freight Market Structure [D]. Beijing: Beijing Jiaotong University, 2008. 8-12
- [5] Lin Zikui, CHEN Lei. Notice of retraction multi-target optimization model of logistics resources allocation[C]. 2009 International Conference on Machine Learning & Cybernetics. Washington, D.C.:IEEE,2009:2587-2592
- [6] Pepoussis P P, Tarantilis C D. Solving the fleet size and mix vehicle routing problem with time windows via adaptive memory programming[J]. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 2010, 18(5): 695-712
- [7] Li Hui. Research on Vehicle-Cargo Supply-Demand Matching of Loaded Logistics Information Service Platform [D]. Beijing: Beijing Jiaotong University, 2015. 38-42
- [8] Sun Chengzhi, Yang Yan, Wu Jianbin, et al. Analysis and design of intelligent decision-making model for supply and demand matching of cloud logistics [J]. *Logistics Technology and Application*, 2014, 19 (4): 130-132
- [9] Li Li, Zhou Xiaorong. Research and implementation of matching algorithm of logistics land transportation business transaction platform [J]. *Manufacturing Automation*, 2013, 35 (9): 88-90