第34卷 第9期
2019年 9月

控 制 与 决 策
Control and Decision

Vol.34 No.9
Sep. 2019

文章编号: 1001-0920(2019)09-2036-05　　DOI: 10.13195/j.kzyjc.2018.0413

带有专家信度的无人机任务分配最小风险问题

王 健†, 郭建胜, 慕容政, 毛 声, 顾涛勇

(空军工程大学 装备管理与无人机工程学院，西安 710051)

摘 要: 战场环境中不确定因素的存在往往导致确定条件下获得的无人机任务分配方案不可行或者非最优,而传统期望值模型通常适应于长期规划,难以考虑不确定变量波动对某次决策的影响.针对目标价值不确定的无人机任务分配问题,首先,基于不确定理论建立以信度函数为目标的最小风险模型;然后,通过引入不确定向量的两种假设,将上述模型转化为带有分式目标函数的优化问题;最后,定义以比率为特征的辅助函数,并推导其单调性等性质,提出求解最小风险解的比率一维搜索直接算法.实验结果表明,与期望值模型相比,所提出的最小风险模型及其算法能规避不确定变量标准差较大的侦察目标点,并可通过调整预设收益获得多种不同信度水平的供选择方案.

关键词: 不确定理论；任务分配；最小风险模型；信度；比率；直接算法

中图分类号: TP273　　**文献标志码:** A

minimum-risk problem of unmanned aerial vehicle task allocation with expert belief degree

WANG Jian†, GUO Jian-sheng, MURONG Zheng, MAO Sheng, GU Tao-yong

(Equipment Management and UAV Engineering College，Air Force Engineering University，Xi’an 710051，China)

Abstract: Results of the UAV task allocation in the state of determinacy always become unfeasible or suboptimal when suffering from the uncertain factors in battlefield. The traditional expected value model is usually suitable for long-term planning, more difficult to consider the effect on certain decision making by the fluctuation of the uncertain variables. To deal with the uncertain programming in the UAV task allocation, the minimum-risk model is firstly established with a belief degree objective function based on uncertainty theory. Then, the model is transformed into an optimization problem with fractional objective by introducing two kinds of assumption. Finally, an auxiliary function is defined, and a ratio one-dimensional search exact algorithm is designed according to the monotonicity. The results of simulations show that the proposed method can keep the UAV away from the targets with larger standard deviation, and provide numerous alternative schemes with difficult belief degree levels by adjusting the target profit.

Keywords: uncertainty theory；task allocation；minimum-risk model；belief degree；radio；exact algorithm

0 引 言

无人机因更适应“枯燥、恶劣、危险”的军事任务,近来在战场情报、监视、侦察中得到广泛的应用. 任务分配是将任务点按某种优化目标分配给无人机,以高效、快速遂行既定任务[1-2]. 到目前为止,绝大多数的无人机任务分配问题都建立在参数确定的假设基础上. 事实上,任务分配过程难免不同程度受不确定因素的影响,比如无人机飞行时间、耗油量、目标价值、威胁等. 确定条件下的任务分配方案往往会不可行或者失去最优性.

目前考虑不确定因素的无人机任务分配研究成果相对匮乏,在现有的成果中,大多将不确定因素视作随机变量处理. 轩永波等[3]假设目标位置服从均匀分布,提出了基于质心V图的协同任务分配策略. Evers等[4-6]建立了随机飞行与侦察时间的无人机任务规划期望值模型,并提出了一种局部搜索启发式算法. Shang等[7]假设目标收益值为给定区间的随机变量,提出数据驱动的多情景求解方法. Jia等[8]将无人机速度视作随机变量,建立了两阶段随机任务分配模型. Rubio-Hervas等[9]在无人机运筹问题中引入了数据驱动的概率风险测度. 但是,概率论的应用前提是估计的概率分布与长期的累积频率足够接近. 但是,在真实的战场环境下缺乏采样数据,决策者不得不凭借自身经验或邀请作战专家等对不确定因素进行评估.

为了更好地处理专家信度问题,Liu[10-11]提出了

收稿日期: 2018-04-04；**修回日期:** 2018-06-20.

基金项目: 国家自然科学基金项目(61502521).

†通讯作者. E-mail: aqwj0827@163.com.

一套具有规范性、次可加性与自对偶性的完备的公理化体系——不确定理论. Guo等[12-13]首次将不确定理论应用到无人机任务分配中,将飞行时间、威胁、燃油消耗视作相互独立的不确定变量,利用期望值准则将不确定多目标任务分配模型转化为确定型优化问题. Wang等[14]针对期望值原则在短期决策中的弱势,提出信度有效解概念,在预设信度水平下最大化侦察收益. 但不确定变量波动带来的风险也是实际任务分配中决策者关注的要素,现有研究很少涉及. 因此,基于不确定理论,本文建立一种以信度测度为目标函数的不确定无人机任务分配最小风险模型. 为处理目标函数中的不确定向量,引入标准正态向量与一般不确定向量两种假设,将其转化为带有分式目标的优化模型. 进一步定义以分式比率为特征的辅助函数,分析其单调性并设计直接求解算法. 最后通过仿真验证了文中理论与算法较期望值模型的优势.

1 不确定理论基础

定义1[10-11] 令$\varGamma$为非空集,而$\mathcal{L}$为其上的σ-代数. 事件$\varLambda$是$\mathcal{L}$的元素,$\mathcal{M}$是$\mathcal{L}$到$[0,1]$的函数,若$\mathcal{M}$满足以下公理:

公理1 对于非空集$\varGamma$, $\mathcal{M}\{\varGamma\}=1$.

公理2 对于任意事件$\varLambda$, $\mathcal{M}\{\varLambda\}+\mathcal{M}\{\varLambda^c\}=1$.

公理3 对于可数事件序列$\varLambda_1,\varLambda_2,\cdots$,有

$$\mathcal{M}\{\bigcup_{i=1}^{\infty}\varLambda_i\}\leqslant\sum_{i=1}^{\infty}\mathcal{M}\{\varLambda_i\}.$$

则称$\mathcal{M}$为不确定测度,三元组$(\varGamma,\mathcal{L},\mathcal{M})$是一个不确定空间.

公理4 一系列不确定空间$(\varLambda_i,\mathcal{L}_i,\mathcal{M}_i)$, $i=1,2,\cdots$,记$\varGamma=\varGamma_1\times\varGamma_2\times\cdots$, $\mathcal{L}=\mathcal{L}_1\times\mathcal{L}_2\times\cdots$,对于$\mathcal{L}_i$中任意选取事件$\varLambda_i$,乘积$\sigma$-代数$\mathcal{L}$上的乘积不确定测度满足

$$\mathcal{M}\Big\{\prod_{k=1}^{\infty}\varLambda_i\Big\}=\bigwedge_{k=1}^{\infty}\mathcal{M}\{\varLambda_k\}.$$

定义2[10] 设ξ是从不确定空间$(\varGamma,\mathcal{L},\mathcal{M})$到实数集的一个函数,若对于任意Borel集,集合$\{\xi\in B\}=\{\gamma\in\varGamma\|\xi(\gamma)\in B\}$是$\mathcal{L}$中的一个事件,则$\xi$为一个不确定变量.

定义3[10] ξ为不确定变量,则对于任意实数$x\in R^n$,函数$\varPhi(x)=\mathcal{M}\{\xi\leqslant x\}$为$\xi$的不确定分布.

定义4[15] 设$\boldsymbol{\tau}=(\tau_1,\tau_2,\cdots,\tau_m)^{\mathrm{T}}$为标准正态不确定向量,则$\boldsymbol{\xi}=\boldsymbol{a}+B\boldsymbol{\tau}$为正态不确定向量,其中$\boldsymbol{a}=(a_1,a_2,\cdots,a_n)^{\mathrm{T}}$为实数向量, $B=(b_{ij})_{n\times m}$为实矩阵.

定义5[15] 若η为不确定变量,则$\boldsymbol{\xi}=\boldsymbol{a}+\eta\boldsymbol{b}$为线性不确定向量,其中$\boldsymbol{a}=(a_1,a_2,\cdots,a_n)^{\mathrm{T}}$, $\boldsymbol{b}=(b_1,b_2,\cdots,b_n)^{\mathrm{T}}$均为实数向量.

定理1[16] 令ξ与η为具有有限期望值的独立不确定变量,则对于任意实数a和b,有

$$\mathrm{E}[a\xi+b\eta]=a\mathrm{E}[\xi]+b\mathrm{E}[\eta].$$

定理2[16] 令ξ为具有有限期望值的不确定变量,则对于任意实数a和b,有

$$V[a\xi+b]=a^2V[\xi].$$

2 无人机任务分配的最小风险问题

本文侧重不确定无人机任务分配的最小风险模型与求解,主要考虑目标函数带有不确定向量的情况. 因此,本文以单架无人机选择性侦察重要目标的情形为例进行研究.

2.1 模型建立

模型中参数表示如下: $\boldsymbol{N}=\{1,2,\cdots,N\}$表示无人机待侦察目标集,点0表示无人机基地,为方便表示, $\boldsymbol{N}^*=\boldsymbol{N}\bigcup\{0\}$,目标数为$|\boldsymbol{N}|$; d_{ij}表示边集$(i,j)\in\boldsymbol{A}$上从i点出发到达j的飞行距离, $R_{\max}$表示无人机的最大航程,不计侦察过程飞行的距离; $x_{ij}\in\{0,1\}$为决策变量, $x_{ij}=1$表示无人机从i出发下一步到达j,否则为0; u_i为辅助变量,表示飞行路径中的第i个点; $\boldsymbol{\xi}=(\xi_1,\xi_2,\cdots,\xi_N)^{\mathrm{T}}$表示侦察目标价值的不确定向量,其中$\xi_i(i=1,2,\cdots,N)$为定义在不确定空间$(\varGamma,\mathcal{L},\mathcal{M})$上的不确定变量; S为预设的无人机任务收益水平,则无人机任务总收益为

$$F(\boldsymbol{x},\boldsymbol{\xi})=\sum_{i\in\boldsymbol{N}}\xi_i\sum_{j\in\boldsymbol{N}^*\backslash\{i\}}x_{ij}.$$

将真实总收益小于预设水平视作潜在风险,带有专家信度的无人机任务分配最小风险模型建立如下:

$$\max_{\boldsymbol{x}}\mathcal{M}\{F(\boldsymbol{x},\boldsymbol{\xi})\geqslant S\}.\tag{1}$$

$$\text{s.t.}\ \sum_{i\in\boldsymbol{N}}x_{0i}=\sum_{i\in\boldsymbol{N}}x_{i0}=1;\tag{2}$$

$$\sum_{i\in\boldsymbol{N}^*\backslash\{j\}}x_{ij}=\sum_{i\in\boldsymbol{N}^*\backslash\{j\}}x_{ji}\leqslant1,\ \forall j\in\boldsymbol{N};\tag{3}$$

$$\sum_{(i,j)\in\boldsymbol{A}}d_{ij}x_{ij}\leqslant R_{\max};\tag{4}$$

$$1\leqslant u_i\leqslant|\boldsymbol{N}|,\ \forall i\in\boldsymbol{N};\tag{5}$$

$$u_i-u_j+1\leqslant|\boldsymbol{N}|(1-x_{ij}),\ \forall i,j\in\boldsymbol{N};\tag{6}$$

$$x_{ij}\in\{0,1\},\ \forall(i,j)\in\boldsymbol{A}.\tag{7}$$

式(1)为无人机任务分配的信度目标函数,即无人机任务总收益不低于预设任务收益水平的信度;式(2)表示无人机从基地0出发并返回;式(3)表示每个目标最多侦察一次;无人机的航程约束由式(4)实现. 式(5)和(6)是无人机路径的子环消除约束. $\boldsymbol{x}$为决策变量. 为便于表示,利用$\boldsymbol{x}\in D$表示满足上述约束的可行解集.

定义6 $\pi(\boldsymbol{x}^*)$为无人机的最小风险路径,当且仅当$\boldsymbol{x}^*$为优化问题$\max\limits_{\boldsymbol{x}\in D}\mathcal{M}\{F(\boldsymbol{x},\boldsymbol{\xi})\geqslant S\}$的最优解.

2.2 等价模型转换

在无人机的最小风险路径求解过程中,因为不确定向量$\boldsymbol{\xi}$的存在,导致信度目标函数难以化简. 因此,本文分别假设其为正态不确定向量与线性不确定向量两种常见的情形.

2.2.1 正态不确定向量情形

无人机任务总收益可整理为

$$F(\boldsymbol{x},\boldsymbol{\xi})=\boldsymbol{c}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{\xi}. \tag{8}$$

其中

$$\boldsymbol{c}=\Big(\sum_{j\in\boldsymbol{N}^*\backslash\{1\}}x_{1j},\sum_{j\in\boldsymbol{N}^*\backslash\{2\}}x_{2j},\cdots,\sum_{j\in\boldsymbol{N}^*\backslash\{N\}}x_{Nj}\Big)^{\mathrm{T}}.$$

当$\boldsymbol{\xi}$为正态不确定向量时,式(8)整理为

$$F(\boldsymbol{x},\boldsymbol{\xi})=\boldsymbol{c}^{\mathrm{T}}(\boldsymbol{a}+B\boldsymbol{\tau})=\boldsymbol{c}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{a}+\boldsymbol{c}^{\mathrm{T}}B\boldsymbol{\tau}. \tag{9}$$

由定理1和定理2可得,不确定任务总收益的期望值与标准差为

$$\mathrm{E}[F(\boldsymbol{x},\boldsymbol{\xi})]=\boldsymbol{c}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{a},\ \sigma[F(\boldsymbol{x},\boldsymbol{\xi})]=\|\boldsymbol{c}^{\mathrm{T}}B\|_1.$$

无人机任务分配的信度目标函数可整理为

$$\mathcal{M}\{F(\boldsymbol{x},\boldsymbol{\xi})\geqslant S\}=1-\Phi_s\Big(\frac{S-\mathrm{E}[F(\boldsymbol{x},\boldsymbol{\xi})]}{\sigma[F(\boldsymbol{x},\boldsymbol{\xi})]}\Big), \tag{10}$$

其中Φ_s为标准正态不确定分布函数.

综上,最小风险路径的优化问题可转化为

$$\max_{\boldsymbol{x}\in D}\mathcal{M}\{F(\boldsymbol{x},\boldsymbol{\xi})\geqslant S\}\Leftrightarrow\max_{\boldsymbol{x}\in D}\frac{\mathrm{E}[F(\boldsymbol{x},\boldsymbol{\xi})]-S}{\sigma[F(\boldsymbol{x},\boldsymbol{\xi})]}. \tag{11}$$

2.2.2 线性不确定向量情形

当$\boldsymbol{\xi}$为线性不确定向量时,式(8)整理为

$$F(\boldsymbol{x},\boldsymbol{\xi})=\boldsymbol{c}(\boldsymbol{a}+\eta\boldsymbol{b})^{\mathrm{T}}=\boldsymbol{a}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{c}+\boldsymbol{b}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{c}\eta, \tag{12}$$

其中η的期望值与标准差分别为$\mathrm{E}[\eta]=e,\ \sigma[\eta]=v<\infty$,不确定任务总收益的期望值与标准差为

$$\mathrm{E}[F(\boldsymbol{x},\boldsymbol{\xi})]=\boldsymbol{b}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{c}e+\boldsymbol{a}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{c},\ \sigma[F(\boldsymbol{x},\boldsymbol{\xi})]=\boldsymbol{b}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{c}v.$$

联合式(12),信度目标函数可整理为

$$\mathcal{M}\{F(\boldsymbol{x},\boldsymbol{\xi})\geqslant S\}=1-\Phi\Big(\frac{S-\boldsymbol{a}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{c}}{\boldsymbol{b}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{c}}\Big), \tag{13}$$

其中Φ为η的不确定分布. 因其为单调增函数,所以

$$\max_{\boldsymbol{x}\in D}\mathcal{M}\{F(\boldsymbol{x},\boldsymbol{\xi})\geqslant S\}\Leftrightarrow\max_{\boldsymbol{x}\in D}\frac{\boldsymbol{a}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{c}-S}{\boldsymbol{b}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{c}}. \tag{14}$$

令$I(\boldsymbol{x})=(\boldsymbol{a}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{c}-S)/\boldsymbol{b}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{c}$,又因$v>0$,可得

$$\max_{\boldsymbol{x}\in D}I(\boldsymbol{x})\Leftrightarrow\max_{\boldsymbol{x}\in D}\frac{I(\boldsymbol{x})+e}{v}\Leftrightarrow\max_{\boldsymbol{x}\in D}\frac{\boldsymbol{a}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{c}-S+\boldsymbol{b}^{\mathrm{T}}e}{\boldsymbol{b}^{T}\boldsymbol{c}v}. \tag{15}$$

显然,亦有下列等价关系:

$$\max_{\boldsymbol{x}\in D}\mathcal{M}\{F(\boldsymbol{x},\boldsymbol{\xi})\geqslant S\}\Leftrightarrow\max_{\boldsymbol{x}\in D}\frac{\mathrm{E}[F(\boldsymbol{x},\boldsymbol{\xi})]-S}{\sigma[F(\boldsymbol{x},\boldsymbol{\xi})]}. \tag{16}$$

由此可知,在上述两种情形下,无人机任务分配的最小风险路径可以转化为求解具有分式目标函数优化问题的最优解.

2.3 比率一维搜索直接算法设计

2.2节中将最小风险模型转化为分式目标函数优化问题$\max\limits_{\boldsymbol{x}\in D}(\mathrm{E}[F(\boldsymbol{x},\boldsymbol{\xi})]-S)/\sigma[F(\boldsymbol{x},\boldsymbol{\xi})]$.

接下来,对S的取值进行简要的分析,令$\tilde{E}=\max\limits_{\boldsymbol{x}\in D}\mathrm{E}[F(\boldsymbol{x},\boldsymbol{\xi})]$. 当$S\geqslant\tilde{E}$时,上述优化问题取最大时,会使总期望值接近水平$S$,总标准差取大值,这与直观相悖. 因此,决策者在选择合理的水平S时,文中的工作也建立在$S<\tilde{E}$这一条件基础上.

分式函数中,比率是影响单调性的重要因素. 本文在处理具有分式目标函数的优化问题时,利用比率设计求解算法. 令$\lambda=\dfrac{(\mathrm{E}[F(\boldsymbol{x},\boldsymbol{\xi})]-S)}{\sigma[F(\boldsymbol{x},\boldsymbol{\xi})]}$,取得最优解$\boldsymbol{x}^*$时的比率为

$$\lambda^*=\max_{\boldsymbol{x}\in D}\frac{\mathrm{E}[F(\boldsymbol{x},\boldsymbol{\xi})]-S}{\sigma[F(\boldsymbol{x},\boldsymbol{\xi})]}=\frac{\mathrm{E}[F(\boldsymbol{x}^*,\boldsymbol{\xi})]-S}{\sigma[F(\boldsymbol{x}^*,\boldsymbol{\xi})]}. \tag{17}$$

取辅助函数如下:

$$U(\lambda)=\max_{\boldsymbol{x}\in D}(\mathrm{E}[F(\boldsymbol{x},\boldsymbol{\xi})]-S-\lambda\sigma[F(\boldsymbol{x},\boldsymbol{\xi})]). \tag{18}$$

则易得以下定理.

定理3 对于任意λ_1和λ_2,满足$0\leqslant\lambda_1<\lambda_2\leqslant\lambda^*$,则不等式$U(0)\geqslant U(\lambda_1)>U(\lambda_2)\geqslant 0$成立.

证明 由前提条件$S<\tilde{E}$,易知$\lambda^*>0$. 假设存在λ_1和λ_2,满足$0\leqslant\lambda_1<\lambda_2\leqslant\lambda^*$,使得$U(\lambda_2)\geqslant U(\lambda_1)$. 由式(18)得

$$U(\lambda_1)=\max_{\boldsymbol{x}\in D}(\mathrm{E}[F(\boldsymbol{x},\boldsymbol{\xi})]-S-\lambda_1\sigma[F(\boldsymbol{x},\boldsymbol{\xi})])=\mathrm{E}[F(\boldsymbol{x}_1,\boldsymbol{\xi})]-S-\lambda_1\sigma[F(\boldsymbol{x}_1,\boldsymbol{\xi})], \tag{19}$$

$$U(\lambda_2)=\max_{\boldsymbol{x}\in D}(\mathrm{E}[F(\boldsymbol{x},\boldsymbol{\xi})]-S-\lambda_2\sigma[F(\boldsymbol{x},\boldsymbol{\xi})])=\mathrm{E}[F(\boldsymbol{x}_2,\boldsymbol{\xi})]-S-\lambda_2\sigma[F(\boldsymbol{x}_2,\boldsymbol{\xi})]. \tag{20}$$

又因$\boldsymbol{x}_1$与$\boldsymbol{x}_2$分别是λ_1与λ_2对应的最优解,所以有以下不等式关系:

$$\mathrm{E}[F(\boldsymbol{x}_2,\boldsymbol{\xi})]-S-\lambda_2\sigma[F(\boldsymbol{x}_2,\boldsymbol{\xi})]\geqslant\mathrm{E}[F(\boldsymbol{x}_2,\boldsymbol{\xi})]-S-\lambda_1\sigma[F(\boldsymbol{x}_2,\boldsymbol{\xi})], \tag{21}$$

$$\mathrm{E}[F(\boldsymbol{x}_1,\boldsymbol{\xi})]-S-\lambda_1\sigma[F(\boldsymbol{x}_1,\boldsymbol{\xi})]\geqslant\mathrm{E}[F(\boldsymbol{x}_1,\boldsymbol{\xi})]-S-\lambda_2\sigma[F(\boldsymbol{x}_1,\boldsymbol{\xi})]. \tag{22}$$

由式(21)和(22)及假设$U(\lambda_2)\geqslant U(\lambda_1)$,得

$$(\lambda_2-\lambda_1)\sigma[F(\boldsymbol{x}_2,\boldsymbol{\xi})]\leqslant 0. \tag{23}$$

由反证法得假设不成立,所以$U(\lambda_2)<U(\lambda_1)$. 此外,易得$U(\lambda^*)=0, U(0)>0$. □

由定理3,可知辅助函数$U(\lambda)$在区间$[0,\lambda^*]$单调递减,且$U(\lambda^*)=0$. 基于以上数学性质,用牛顿法设计比率一维搜索直接算法如下.

Step 1: 令$\lambda=0$.

Step 2: 利用CPLEX求解$U(\lambda)$,得到最优解$\boldsymbol{x}^*$.

Step 3: 若$|U(\lambda)|\leqslant\delta$ (δ取极小正数),结束并输出最优解;否则,$\lambda=(\mathrm{E}[F(\boldsymbol{x}^*,\boldsymbol{\xi})]-S)/\sigma[F(\boldsymbol{x}^*,\boldsymbol{\xi})]$,返

回Step 2.

3 仿真与分析

为验证最小风险理论与算法在无人机任务分配中的有效性,本文进行测试集仿真分析. 由于缺乏该类的测试集,在已有的Tsiligirides测试集基础上进行修改. 删除每个测试集的终点,将原权重值作为期望值,并随机生成不确定变量的标准差. 测试集见链接 https://github. com/emseJWang/UAVTA. 仿真工作站基本配置为双12核E5处理器、8 G内存,算法采用JAVA与CPLEX联合编程. 本文将提出的最小风险模型(MR)与传统的期望值模型(EV)[10,13]进行对比,仿真结果对比如表1所示.

表1　不同算例采用EV、MR模型优化结果对比

数据集	不同模型		$\mathrm{E}[F]$	$\sigma[F]$	$\mathcal{M}\{F(\boldsymbol{x},\boldsymbol{\xi})\geqslant S\}$	路径
data1 ($T_{\max}=38$)	EV模型		365	134	(0.861 4, 0.805 5, 0.734 0)	1, 11, 10, 9, 15, 16, 17, 18, 19, 20, 4, 3, 5, 6, 7, 1
	MR模型	$S=230$	350	107	0.884 3	1, 12, 11, 10, 9, 15, 16, 17, 18, 19, 20, 4, 3, 6, 1
		$S=260$	350	107	0.821 7	1, 6, 3, 4, 20, 19, 18, 16, 15, 17, 9, 10, 11, 12, 1
		$S=290$	355	113	0.739 5	1, 11, 10, 9, 15, 16, 17, 18, 19, 20, 4, 3, 2, 12, 1
data1_1 ($T_{\max}=38$)	EV模型		365	136	(0.858 2, 0.802 2, 0.733 1)	1, 11, 10, 9, 15, 16, 17, 18, 19, 20, 4, 3, 5, 6, 7, 1
	MR模型	$S=230$	355	121	0.866 9	1, 11, 10, 9, 15, 16, 17, 18, 19, 20, 4, 3, 2, 7, 1
		$S=260$	355	121	0.806 0	1, 11, 10, 9, 15, 16, 17, 18, 19, 20, 4, 3, 2, 7, 1
		$S=290$	365	136	0.733 1	1, 11, 10, 9, 15, 16, 17, 18, 19, 20, 4, 3, 5, 6, 7, 1
data2 ($T_{\max}=60$)	EV模型		225	73	(0.957 1, 0.913 8, 0.834 1)	1, 27, 31, 26, 25, 23, 22, 21, 12, 11, 10, 8, 2, 3, 7, 6, 5, 4, 14, 15, 16, 17, 28, 1
	MR模型	$S=100$	220	67	0.962 6	1, 28, 17, 16, 15, 14, 4, 5, 6, 13, 9, 10, 11, 12, 21, 22, 23, 24, 25, 26, 31, 27, 1
		$S=130$	220	67	0.919 6	1, 27, 31, 26, 25, 24, 23, 22, 21, 12, 11, 10, 9, 13, 6, 5, 4, 14, 15, 16, 17, 28, 1
		$S=160$	225	72	0.837 2	1, 28, 17, 15, 14, 4, 5, 6, 7, 3, 2, 8, 10, 11, 12, 21, 22, 23, 24, 25, 26, 31, 27, 1
data3 ($T_{\max}=80$)	EV模型		710	216	(0.831 4, 0.793 1, 0.748 7)	1, 25, 9, 10, 18, 19, 11, 30, 29, 12, 31, 8, 2, 6, 3, 13, 15, 16, 17, 20, 4, 14, 28, 5, 7, 22, 24, 1
	MR模型	$S=520$	700	204	0.832 1	1, 24, 22, 7, 5, 14, 4, 20, 17, 16, 15, 13, 3, 6, 2, 8, 31, 12, 11, 19, 18, 10, 9, 30, 29, 26, 1
		$S=550$	710	216	0.793 1	1, 25, 9, 10, 18, 19, 11, 30, 29, 12, 31, 8, 2, 6, 15, 16, 17, 20, 13, 3, 4, 14, 28, 5, 7, 22, 24, 1
		$S=580$	710	216	0.748 7	1, 24, 22, 7, 5, 14, 28, 4, 20, 17, 16, 15, 13, 3, 6, 2, 8, 31, 12, 29, 30, 11, 19, 18, 10, 9, 25, 1

由表1不难发现,通过EV模型可以使总收益的期望最大,但是往往会忽视其标准差,从而导致真实的优化目标函数可能较大地偏离期望值;而MR模型通过决策者设定不同的收益水平获得不同的最优解,使达到该水平的信度最大(表1中,EV模型对应的3个值分别为依次大于MR模型3组水平的信度). 进一步对MR模型结果分析可以看出,随着预设收益水平S的增大,真实总收益大于该水平的信度变小. 此外,比较数据集data1与data1_1中$S=230$时两组解对应路径,前者路径中包含点12和6,后者不具有. 而两数据集的期望收益相同而标准差略有不同,从data 1到data 1_1,两点的标准差均增大. 由此可以看出,MR模型在一定程度上可以避开不确定权重标准差大的点. 综上,MR模型在实际应用中有较强的优势,不但可以通过预设收益水平增加决策解的多样性和给出决策解可行信度,而且可以综合兼顾不确定变量的期望值与标准差两种决策因素.

考虑一架战术无人机执行侦察任务,从基地起飞选择并返回. 其最大航程为300 km,由于航程限制,只能选择有价值的目标(如表2所示)进行侦察. 由于缺乏数据,邀请一批情报、作战、以及飞行领域专家对每一侦察目标进行评估. 假设评估后所得价值向量为正态不确定,即$\boldsymbol{\xi}=\boldsymbol{a}+B\boldsymbol{\tau}$,其中$\boldsymbol{a}=(15,13,5,18,16,11,12,16,4,19,17,9,14)^{\mathrm{T}}$, $B=\mathrm{diag}(1,2,3,1,3,4,2,2,3,2,4,2,3)$.

表2　无人机侦察任务中基地与目标点坐标　km

任务点	X	Y	任务点	X	Y
0(基地)	74.51	8.92	7	90.31	57.99
1	79.79	72.91	8	60.00	30.00
2	36.22	32.16	9	46.82	23.00
3	88.82	29.39	10	15.75	66.80
4	20.68	18.10	11	45.00	58.00
5	5.74	34.11	12	82.00	55.00
6	59.75	47.57	13	25.00	45.00

利用MR模型,假设分别预设价值水平为70、100、130. 通过文中的最小风险模型理论与直接算法可以得到以下决策结果: 当预设价值水平为70时,期望的价值收益为149, 无人机的侦察路径为$0 \rightarrow 12 \rightarrow 1 \rightarrow 7 \rightarrow 11 \rightarrow 10 \rightarrow 13 \rightarrow 5 \rightarrow 4 \rightarrow 2 \rightarrow 8 \rightarrow 0$,达到预设价值水平的信度为99.85 %; 当预设价值水平为100时,期望的价值收益为160,无人机的侦察路径为$0 \rightarrow 8 \rightarrow 2 \rightarrow 4 \rightarrow 5 \rightarrow 13 \rightarrow 10 \rightarrow 11 \rightarrow 6 \rightarrow 1 \rightarrow 12 \rightarrow 7 \rightarrow 0$,达到预设价值水平的信度为98.50 %; 当预设价值水平为130时,期望的价值收益为165,无人机的侦察路径为$0 \rightarrow 3 \rightarrow 12 \rightarrow 7 \rightarrow 1 \rightarrow 6 \rightarrow 11 \rightarrow 10 \rightarrow 13 \rightarrow 5 \rightarrow 4 \rightarrow 2 \rightarrow 8 \rightarrow 0$,达到预设价值水平的信度为89.93 %. 决策者可根据自身偏好选择合适的侦察路径,或重设价值水平生成新的路径.

4 结 论

本文对无人机任务分配问题进行了研究,以带有不确定收益函数的信度为优化目标,提出两种假设条件下的等价转化方法,并针对此设计了直接求解算法,通过仿真分析了所提出模型与算法的有效性.

在无人机任务分配中使用最小风险理论的优势在于:

1) 符合决策实际,可提供较多选择决策方案;

2) 与期望值模型相比,综合考虑不确定变量的期望与标准差对决策的影响;

3) 获取的决策方案有相应的信度保证.

参考文献(References)

[1] 沈林成, 陈璟, 王楠. 飞行器任务规划技术综述[J]. 航空学报, 2014, 35(3): 593-606.
(Shen L C, Chen J, Wang N. Overview of air vehicle mission planning techniques[J]. Acta Aeronautic et Astronautica Sinica, 2014, 35(3): 593-606.)

[2] 陈侠, 乔艳芝. 无人机任务分配综述[J]. 沈阳航空航天大学学报, 2016, 33(6): 1-7.
(Chen X, Qiao Y Z. Summary of unmanned aerial vehicle task allocation[J]. J of Shenyang Aerospace University, 2016, 33(6): 1-7.)

[3] 轩永波, 黄长强, 吴文超, 等. 多无人机协同搜索随机目标决策[J]. 控制与决策, 2013, 28(5): 711-715.
(Xuan Y B, Huang C Q, Wu W C, et al. Cooperative search stategies of multi-UAVs for random targets[J]. Control and Decision, 2013, 28(5): 711-715.)

[4] Evers L, Glorie K, Ster S, et al. A two-stage approach to the orienteering problem with stochastic weights[J]. Computers & Operations Research, 2014, 43(C): 248-260.

[5] Evers L, Barros A I, Monsuur H, et al. Online stochastic UAV mission planning with time windows and time-sensitive targets[J]. European J of Operational Research, 2014, 238(1): 348-362.

[6] Evers L, Barros A I, Monsuur H, et al. Online UAV mission planning[M]. Netherlands: Asser, 2014: 1-20.

[7] Shang K, Ke L, Feng Z, et al. An event-driven based multiple scenario approach for dynamic and uncertain UAV mission planning[M]. Switzerland: Springer Int Publishing, 2015: 308-316.

[8] Jia Z, Yu J, Ai X, et al. Cooperative multiple task assignment problem with stichastic velocitis and time windows for heterogeneous unmanned aerial vehicles using a genetic algorithm[J]. Aerospace Science and Technology, 2018, 76(1): 112-125.

[9] Rubio-Hervas J, Gupta A, Ong T-S, et al. Data-driven risk assessment and multicriteria optimization of UAV operations[J]. Aerospace Science and Technology, 2018, 77(1): 510-523.

[10] Liu B D. Uncertainty theory[M]. 2nd ed. Berlin: Springer, 2007: 9-103.

[11] Liu B D. Some research problems in uncertainty theory[J]. J of Uncertain Systems, 2009, 6(1): 3-10.

[12] Guo J S, Wang Z T, Zheng M F, et al. An apporach for UAV reconnaissance mission planning problem under uncertain environment[J]. Int J of Imaging and Robotics, 2014, 14(3): 1-15.

[13] Wang Z T, Zheng M F, Guo J S, et al. Uncertain UAV ISR mission planning problem with multiple correlated objectives[J]. J of Intelligent & Fuzzy Systems, 2017, 32(1): 321-335.

[14] Wang J, Guo J S, Zheng M F, et al. Uncertain multiobjective orienteering problem and its application to UAV reconnaissance mission planning[J]. J of Intelligent & Fuzzy Systems, 2018, 34(4): 2287-2299.

[15] Zheng M F, Yi Y, Wang Z T, et al. Relations among efficient solutions in uncertain multiobjective programming[J]. Fuzzy Optimization and Decision Making, 2017, 16(3):329-357.

[16] Liu B D. Uncertainty theory-A branch of mathematics for modeling human uncertainty[M]. Berlin: Springer, 2010: 60-81.

作者简介

王健(1991−), 男, 博士生, 从事不确定理论、无人机任务规划的研究, E-mail: aqwj0827@163.com;

郭建胜(1965−), 男, 教授, 博士, 从事装备系统工程与管理决策、装备信息系统等研究, E-mail: guojs_2010@163.com;

慕容政(1979−), 男, 博士生, 从事机器学习、人工智能的研究, E-mail: chinauibe@163.com;

毛声(1993−), 男, 博士生, 从事深度学习、故障诊断的研究, E-mail: maoshengex@163.com;

顾涛勇(1992−), 男, 博士生, 从事机器学习、数据挖掘的研究, E-mail: gutaoyong@126.com.

(责任编辑: 孙艺红)