0254-6124/2024/44(6)-1134-13 *Chin. J. Space Sci.* 空间科学学报

YU Jing, PENG Xiaodong, XIE Wenming, QIN Runnan, WANG Youliang. Spatial Non-cooperative Target Behavior Intent Recognition Based on Data Generation and Deep Neural Networks (in Chinese). *Chinese Journal of Space Science*, 2024, **44**(6): 1134–1146. CSTR:32142.14.cjss.2023–0151. DOI:10.11728/cjss2024.06.2023–0151

基于数据生成和深度神经网络的空间非合作目标行为意图识别

余 静[1,2] 彭晓东[1,2] 谢文明[2]
覃润楠[2] 王有亮[2]

1(国科大杭州高等研究院基础物理与数学科学学院 杭州 310024)

2(中国科学院国家空间科学中心 北京 100190)

摘 要 在信息化条件下, 空间环境变得日益复杂, 空间非合作目标数量日益增长, 地面操作人员难以迅速准确地根据非合作目标的运动规律识别其意图, 因此提出基于堆叠自编码器 (SAE) 和门控循环网络 (GRU) 的空间非合作目标行为意图识别模型, 用于协助地面操作人员识别非合作目标的意图. 该模型利用自编码器对时间序列数据进行压缩, 提取其中的关键特征, 并采用 GRU 网络对轨迹进行分类. 由于目前尚无公开的非合作目标行为的轨道数据可供使用, 仅依靠少量已知数据难以充分训练模型. 为解决样本不足导致识别效果不佳的问题, 提出一种仿真样本生成方法, 通过仿真得到大量目标行为的轨道数据, 可用于空间非合作目标行为意图的识别. 得到仿真数据后, 将仿真数据集作为输入开展实验, 结果显示, 与仅使用长短期记忆网络 (LSTM)、门控循环单元–全卷积网络 (GRU-FCN)、堆叠自编码器 (SAE) 以及反向传播 (BP) 等单一模型相比, 本方法在准确率、损失值性能指标上均有显著提升, 准确率达到了 97.8%.

关键词 非合作目标, 样本仿真方法, 意图识别, 深度学习

中图分类号 V19

Spatial Non-cooperative Target Behavior Intent Recognition Based on Data Generation and Deep Neural Networks

YU Jing[1,2] PENG Xiaodong[1,2] XIE Wenming[2]
QIN Runnan[2] WANG Youliang[2]

1(*School of Fundamental Physics and Mathematical Sciences, Hangzhou Institute for Advanced Study, UCAS, Hangzhou* 310024)

2(*National Space Science Center, Chinese Academy of Sciences, Beijing* 100190)

2023-12-26 收到原稿, 2024-02-26 收到修定稿

©The Author(s) 2024. This is an open access article under the CC-BY 4.0 License (https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/)

Abstract　Under the conditions of informatization, the space environment has become increasingly complex, and the number of non cooperative targets in space is growing. Ground operators find it difficult to quickly and accurately identify the intentions of non cooperative targets based on their motion patterns. Therefore, a spatial non cooperative target behavior intention recognition model based on Stacked Autoencoder (SAE) and Gated Recurrent network Unit (GRU) was proposed to assist ground operators in identifying the intention of non cooperative targets. This model utilizes an autoencoder to compress time series data, extract key features, and uses a GRU network to classify trajectories. At present, there is no publicly available orbit data for non cooperative target behavior, and it is difficult to fully train the model with only a small amount of known data. To solve the problem of poor recognition performance caused by insufficient samples, a simulation sample generation method is proposed, which obtains a large amount of target behavior trajectory data through simulation for the recognition of spatial non cooperative target behavior intentions. After the simulation data is obtained, the simulation data set is used as the input. The experimental results show that compared with the single model only using the Long and Short Term Memory network (LSTM), GRU-FCN, SAE, and Back-Propagation (BP), this method has significantly improved the accuracy and loss value performance indicators, reaching 97.8% accuracy.

Key words　Non-cooperative targets, Sample simulation method, Intent recognition, Deep learning

0　引言

随着航天技术的进步, 对空间领域的研究、开发和应用不断增加, 世界各国发展了以交会对接、在轨维修、航天器变轨、空间碎片规避等为主要内容的空间操作技术. 随着空间技术的发展, 空间非合作目标操作任务不断增加, 为正确识别空间态势带来了困难, 因此意图识别技术的研究备受重视. 空间非合作目标的行为意图是指在空间领域中为实现某一特定任务采取的行动, 这些行动可能对其他实体的安全造成威胁. 由于新技术的不断应用导致空间环境的复杂性和信息不对称等特征不断涌现, 仅依靠专家经验很难从复杂空间环境中实时、准确地识别非合作目标的意图. 因此, 迫切需要采用智能化推理方法来突破传统人工方式的弊端, 帮助操作人员识别对方的意图并及时做出响应.

目前的意图识别方法有基于模板匹配[1,2]、贝叶斯网络[3,4]、专家系统[5,6] 以及神经网络[7–10] 等多种方法. Wu 等[5] 提出基于直觉模糊产生式规则推理模型, 突破了信息冗余带来的专家知识“组合爆炸”问题, 同时提高了模型的识别速度. Wang 等[11] 针对黑板模型对意图识别缺乏层次性、对预测结果缺少累计和修正的问题, 提出了基于战场态势的黑板模型的意图识别算法. Xiao 等[12] 提出基于动态贝叶斯网络的鲁棒目标意图识别方法, 通过引入自组织特征图对数据进行处理, 并整合空中目标意图有关的各种因素, 提高了模型的精度. 但由于模板匹配依赖于模板库, 难以保证其通用性和客观性. 同时, 专家系统需要依托于非常严谨的知识表达和逻辑推理, 而贝叶斯网络的先验概率和条件转移概率也难以训练和确定. 随着人工智能的发展, 在意图识别领域的深度学习得到了广泛的研究, 通过训练可以使得模型自动识别非合作目标的意图. 为此 Jia 等[7] 提出了利用自适应神经网络模型对空中目标进行意图分类, 能达到较好的分类效果. Zhang 等[13] 提出一种基于一维卷积神经网络和双向长短期记忆 (1 DCNN-BiLSTM) 的空中目标意图识别模型, 与传统方法相比, 该模型有效地提高了作战意图识别的准确性. Zhang 等[14] 提出基于双向门控单元 (Bi-GRU) 和样本重新加权 (SR) 的空中目标意图识别方法, 利用 Bi-GRU 提取目标特征, 应用 SR 模型消除相关和不相关特征之间的统计相关性, 最后通过实验验证了该方法的有效性. Chathurdara[15] 将线性自编码器作为一种潜在的解决方案, 应用于意图识别任务中, 采用预训练方案对自编码器的隐藏层逐层训练并对网络进行优化, 通过研究, 验证了所提方法的精度和效率. 线性自编码器通过学习数据的紧凑表示, 有助于在意图识别过程中降低数据维度, 提取关键特征. 本文将线性自编码器与 GRU 相结合,

用于空间非合作目标意图识别任务, SAE-GRU 模型的设计充分利用线性自编码器在特征提取和数据降维方面的优势, 以及 GRU 在序列建模和信息提取方面的能力, 提高意图识别的准确性和鲁棒性. 通过将线性自编码器作为前处理步骤, 提取并学习输入数据的紧凑表示, 并将这些表示输入到 GRU 网络中, 使得模型能够更好地理解和捕捉空间非合作目标行为意图的关键特征, 实现更准确和可靠的意图分类.

在深度学习模型的训练中, 大量的训练样本数据至关重要. 在现实的空间场景中, 由于当前空间任务轨道数据通常不对外公开, 获取足够数量的数据用于深度模型的训练是一项挑战, 借助仿真建模数据成为弥补现实数据不足的重要途径. 通过对空间任务的轨道推演以及仿真建模, 能够以较低成本和较高的灵活性获取大量数据, 为解决深度学习模型缺乏训练样本的问题提供了解决办法. 本文通过研究空间非合作目标行为意图的运动规律, 提出基于轨道外推模型[16]和 Lambert 算法[17]的样本生成方法, 生成包括抵近、探测、轨道保持三种空间非合作目标意图的轨道数据. 其中抵近意图是指在空间中为实现某一特定任务以特定时间和特定速度抵达目标附近, 研究主要是通过双脉冲的 Lambert 转移接近目标. 探测意图指的是卫星为了研究或探索空间中其他目标而进行的绕飞运动, 通过给定绕飞构型参数, 计算绕飞轨道六根数, 通过双脉冲的 Lambert 算法到达绕飞轨道. 轨道保持意图是指在空间中, 由于受到外部因素的干扰, 目标脱离原始轨道后通过施加适当的推力回到其原始轨道的能力, 主要是通过抬高轨道高度或者改变轨道倾角实现脱离轨道.

1 样本生成方法

1.1 基本流程与相关算法

根据卫星的动力学方程, 在获得轨道要素的情况下, 可以求得卫星在任意时刻的位置矢量, 进而求得完整的各类意图的轨道模型. 实验中主要涉及三种意图, 分别为抵近、探测以及轨道保持. 样本数据仿真流程如图 1 所示. 仿真得到的数据集共包含 20000 条数据.

空间中常用移动测站坐标系下的雷达探测数据, 但是考虑到本文研究的对象相隔距离较远, 雷达和光学传感器可能受到障碍物、天气或时间限制的影响, 因此采用地心地固坐标系的位置速度形式描述轨迹数据. 地心惯性坐标系 (Earth Centered Inertial, ECI) 用于描述卫星轨道运动. 在地心惯性坐标系中, O 表示原点, x 指向 J2000 春分点, y 轴由右手定则确定, z 轴指向北极. 向量$\boldsymbol{r}=[x,y,z]^{\mathrm{T}}$表示卫星在地心惯性坐标系中的位置. 对于近圆轨道和轨道倾角较小的轨道, 使用无奇异点轨道根数更合适, 但由于目标包含近圆轨道以及椭圆轨道, 因此使用开普勒轨道根数描述目标轨道及位置. 轨道六根数为$[a,e,i,\omega,\Omega,M]$, 可用来确定在牛顿运动定律和万有引力定律作用下航天器的轨道, 其中a为半长轴, e为偏心率, ω为近地点角距, Ω为升交点赤经, M为平近点角, 如图 2 所示. 平近点角用辅助圆描述. 真实卫星从 z 点移到 P 点, 假想卫星移到 y 点. 在辅助圆上, 假想卫星经过的角度为平近点角 M, 如图 3 所示.

当地水平垂直坐标系 (Local-Vertical Local-Horizontal, LVLH) 用于描述卫星间的相对运动, 也被称为站心坐标系 (见图 4), 该坐标系通常以主星质心 O_{r}为坐标原点. 从星轨道坐标系, 也被称为 RSW 坐标系, 其原点O_{s}位于从星的质心. 生成的训练数据主要是目标在地心惯性坐标系下的轨迹数据, 虽然部分目标采用站心坐标系, 但为了更贴合实际应用, 采用坐标转换将站心坐标系下的轨迹数据转换为地心惯性坐标系下的数据. 在从地心惯性坐标系转换到站心坐标系的过程中, 根据点$P=(x,y,z)$的位置和主星坐标原点$P_0=(x_0,y_0,z_0)$以及主星在P_0的经度、纬度和高度坐标 φ_{lon}, φ_{lat}, $H=(\varphi_{\mathrm{lon}},\ \varphi_{\mathrm{lat}},\ H)$. 使用坐标转换矩阵 $\boldsymbol{A}$ 计算点 P在以 P_0为原点的 LVLH 坐标系中的位置 $(e,\ u,\ v)$, 其计算步骤如下:

$$\begin{bmatrix}\Delta x\\ \Delta y\\ \Delta z\end{bmatrix}=\begin{bmatrix}x\\ y\\ z\end{bmatrix}-\begin{bmatrix}x_0\\ y_0\\ z_0\end{bmatrix};\tag{1}$$

$$\begin{bmatrix}e\\ n\\ u\end{bmatrix}=\boldsymbol{A}\cdot\begin{bmatrix}\Delta x\\ \Delta y\\ \Delta z\end{bmatrix},$$

$$\boldsymbol{A}=\begin{bmatrix}-\sin(\varphi_{\mathrm{lon}}) & \cos(\varphi_{\mathrm{lon}}) & 0\\ -\sin(\varphi_{\mathrm{lat}})\cos(\varphi_{\mathrm{lon}}) & -\sin(\varphi_{\mathrm{lat}})\sin(\varphi_{\mathrm{lon}}) & \cos(\varphi_{\mathrm{lat}})\\ \cos(\varphi_{\mathrm{lat}})\cos(\varphi_{\mathrm{lon}}) & \cos(\varphi_{\mathrm{lat}})\sin(\varphi_{\mathrm{lon}}) & \sin(\varphi_{\mathrm{lat}})\end{bmatrix}.\tag{2}$$

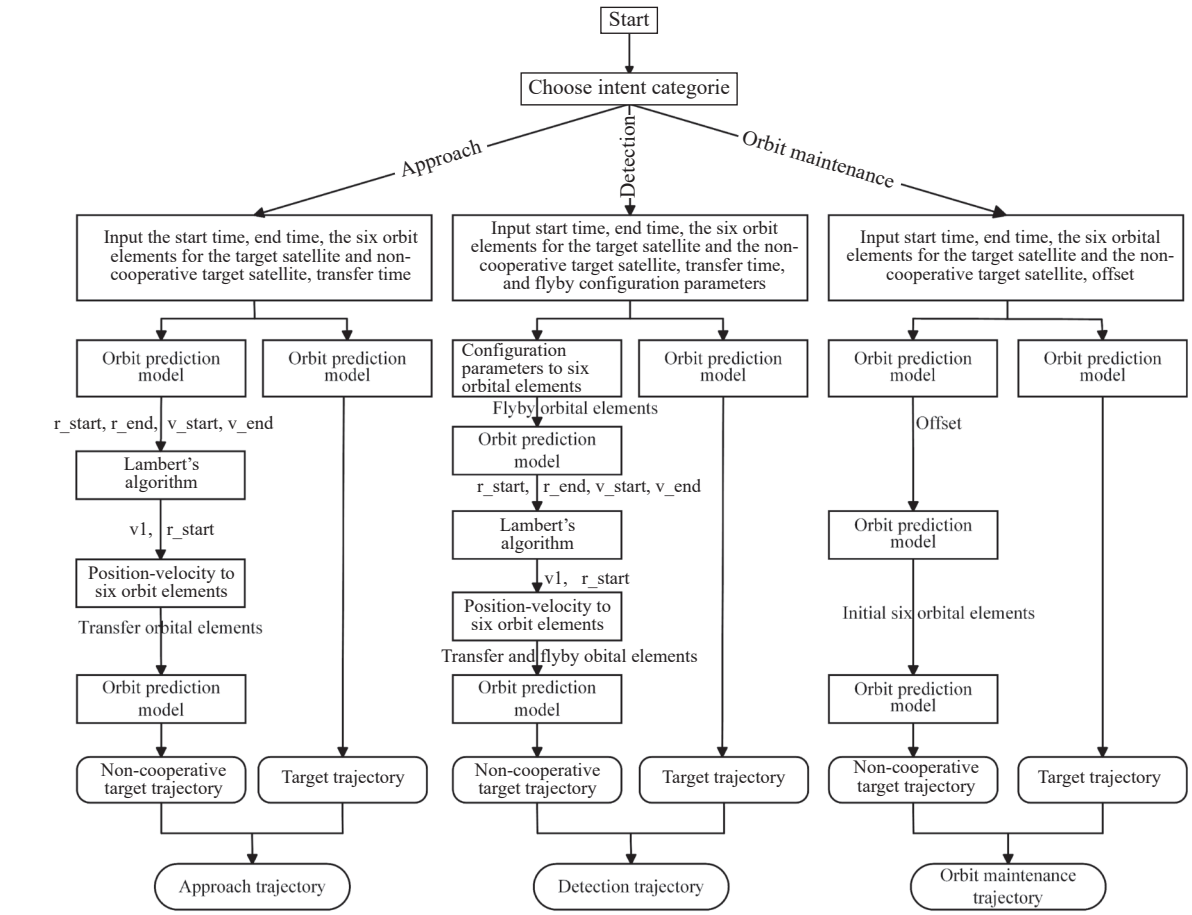


图 1　样本数据仿真流程

Fig. 1　Sample data simulation flow chart

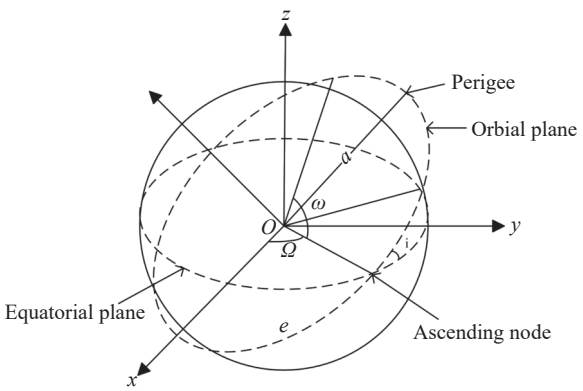


图 2　地心惯性坐标系及轨道六根数

Fig. 2　Geocentric inertial coordinate system and six numbers of orbits

站心坐标系到地心惯性坐标系的转化过程如下:

$$\begin{bmatrix}\Delta x\\ \Delta y\\ \Delta z\end{bmatrix}=\boldsymbol{S}^{-1}\cdot\begin{bmatrix}e\\ n\\ u\end{bmatrix}=\boldsymbol{S}^{\mathrm{T}}\cdot\begin{bmatrix}e\\ n\\ u\end{bmatrix}. \tag{3}$$

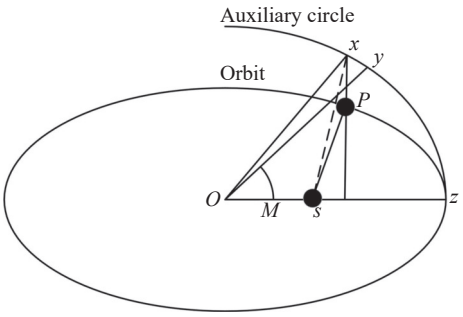


图 3　平近点角

Fig. 3　Flat near point angle

由于本文主要研究中低轨卫星的意图, 因此这里主要考虑 J2 摄动力[18] 以及大气阻力. 对于 J2 摄动力, 通常忽略长短周期项的影响, 只考虑长期项, 利用平均轨道根数来表示轨道的演化趋势. J2 摄动的长期漂移项可由下式求得:

$$\frac{\mathrm{d}\bar{a}}{\mathrm{d}t}=0,\ \frac{\mathrm{d}\bar{e}}{\mathrm{d}t}=0,\ \frac{\mathrm{d}\bar{i}}{\mathrm{d}t}=0,$$

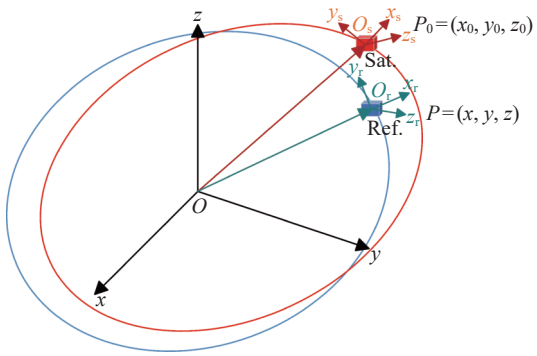


图 4 主从星轨道坐标系

Fig. 4 Master-slave star tracker coordinate system

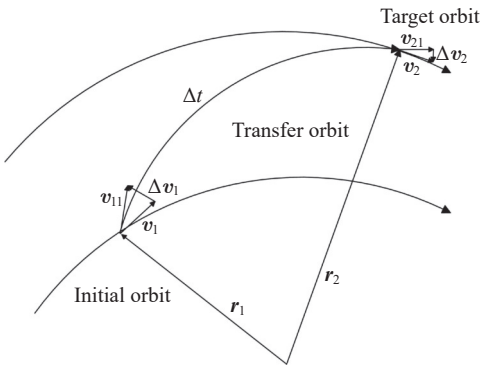


图 5 Lambert 转移轨道

Fig. 5 Lambert transfer orbit diagram

$$\frac{\mathrm{d}\overline{\Omega}}{\mathrm{d}t}=n_{\Omega}=-C_r\cos\bar{i},$$
$$\frac{\mathrm{d}\overline{\omega}}{\mathrm{d}t}=n_{\omega}=\frac{C_r}{2}\left(5\cos^2\bar{i}-1\right),$$
$$\frac{\mathrm{d}\overline{M}}{\mathrm{d}t}=\overline{n}+n_M=\overline{n}+\frac{C_r}{2}\sqrt{1-\bar{e}^2}\left(3\cos^2\bar{i}-1\right). \quad (4)$$

大气阻力摄动[19]的求解过程如下:

$$\boldsymbol{F}_{\mathrm{drag}}=-\frac{1}{2}\frac{C_DA}{m}\rho\left|\boldsymbol{v}_{\boldsymbol{r}}\right|\boldsymbol{v}_{\boldsymbol{r}}=-\frac{1}{2}B\rho\left|\boldsymbol{v}_{\boldsymbol{r}}\right|\boldsymbol{v}_{\boldsymbol{r}},$$
$$\boldsymbol{v}_{\boldsymbol{r}}=\boldsymbol{v}-\boldsymbol{v}_{\boldsymbol{a}}. \quad (5)$$

其中, $\boldsymbol{v}$为卫星相对于地心坐标系的速度矢量, $\boldsymbol{v}_{\boldsymbol{a}}$为大气相对于地心坐标系的速度矢量, C_D为阻力系数, A为阻力面积, $\frac{A}{m}$为卫星的面质比, ρ为大气密度.

抵近意图仿真流程为给定目标卫星和非合作目标卫星的轨道六根数以及转移时间, 通过 Lambert 算法得到开始速度, 根据开始位置以及速度求得转移轨道的轨道六根数, 最后通过轨道外推模型得到抵近意图的轨迹数据[21]. 其中 Lambert 算法为具有预定变轨时间的双脉冲轨道机动问题. 如图 5 所示, 已知初始位置矢量$\boldsymbol{r}_1$和速度矢量$\boldsymbol{v}_1$, 以及最终的位置矢量$\boldsymbol{r}_2$和速度矢量$\boldsymbol{r}_2$, 给定转移时间 t 可求得转移轨道的初始速度$\boldsymbol{v}_{11}$和最终速度$\boldsymbol{v}_{21}$. 具体计算步骤如下:

$$\boldsymbol{v}_{11}=\frac{\boldsymbol{r}_2-f\boldsymbol{r}_1}{g},$$
$$\boldsymbol{v}_{21}=\dot{f}\boldsymbol{r}_1+\dot{g}\boldsymbol{v}_{11};$$
$$f=1-\frac{r_2^2}{p}\left(1-\cos\Delta\theta\right),$$
$$g=\frac{r_1r_2\sin\Delta\theta}{\sqrt{\mu p}}. \quad (6)$$

其中, f 和 g 为拉格朗日系数, $\dot{f}$和$\dot{g}$为该系数对于时间的导数, 计算过程如下:

$$\dot{f}=\sqrt{\frac{\mu}{p}}\left(\frac{1-\cos\Delta\theta}{\sin\Delta\theta}\right)\left(\frac{1-\cos\Delta\theta}{p}-\frac{1}{r_2}-\frac{1}{r_1}\right),$$
$$\dot{g}=1-\frac{r_1}{p}\left(1-\cos\Delta\theta\right),$$
$$\Delta\boldsymbol{\theta}=\arccos\frac{\boldsymbol{r}_1\boldsymbol{r}_2}{r_1r_2}. \quad (7)$$

其中, μ为引力常数, $\Delta\theta$表示$\boldsymbol{r}_1$和$\boldsymbol{r}_2$两处的真近点角差值, p为计算过程中的中间变量.

通过引入普适变量z对式 (7) 进行重新表示, 推导后得到z与 Lambert 变轨转移时间 t 之间的关系如下:

$$t\sqrt{\mu}=\chi^3S\left(z\right)+A\sqrt{y\left(z\right)}. \quad (8)$$

式中, χ, $S\left(z\right)$和 $y\left(z\right)$均为 z 的函数, 式 (8) 整体构成了一元超越方程, 可采用二分法迭代求出z的值. 求出z的值后即可求得$\boldsymbol{v}_{11}$和$\boldsymbol{v}_{21}$, 使用双脉冲 Lambert 算法, 其转移轨道如图 5 所示.

探测意图主要为绕飞模式, 探测意图仿真流程为给定目标卫星和非合作目标卫星的轨道六根数、构型参数、以及转移时间, 通过构型参数以及目标卫星的轨道六根数计算得到绕飞轨道的轨道六根数, 通过目标卫星的轨道六根数、绕飞轨道六根数以及转移时间, 利用 Lambert 算法得到开始速度, 根据开始位置以及速度求得转移轨道的轨道六根数, 最后通过轨道外推模型得到抵近意图的轨迹数据. 绕飞构型为水平面投影圆构型, 其中绕飞轨道六根数的计算涉及构型参数[20]. 相对运动是卫星构型设计的基础, 卫星的相对运动用相对轨道根数[22,23]描述如下:

$$x=\frac{(a_0+\Delta a)[1-(e_0+\Delta e)^2]}{1+(e_0+\Delta e)\cos(M_0+2e_0\sin M_0+\Delta f)}-\frac{a_0(1-e_0{}^2)}{1+e_0\cos f},$$

$$
\begin{aligned}
&y = r_0(\Delta\omega + \Delta f + \Delta\Omega\cos i_0),\\
&z = r_0\left[-2\sin i_0 \sin\frac{\Delta\Omega}{2}\cos\left(M_0+\omega_0+\right.\right.\\
&\quad \left.\left.2e_0\sin M_0 + \frac{\Delta\omega+\Delta f}{2}\right)\right] + \Delta i\sin(M_0+\omega_0+\\
&\quad 2e_0\sin M_0 + \Delta\omega + \Delta f).
\end{aligned}
\tag{9}
$$

去掉高阶小量$\Delta\Omega$, $\Delta\omega$, ΔM, 将星间的相对运动简化如下:

$$
\begin{aligned}
&x(t) = -a_0 e_A\cos(nt+\theta_1) + \Delta a,\\
&y(t) = 2a_0 e_A\sin(nt+\theta_1) + L_0 + \dot{L}t,\\
&z(t) = -a_0 e_B\cos(nt+\eta_1).
\end{aligned}
\tag{10}
$$

式中,

$$
\begin{aligned}
&\theta_1 = M_c + \psi,\ \ \eta_1 = M_c + \omega_c + \eta,\\
&L_0 = a_c(\Delta\lambda + \Delta\Omega\cos i_c),\ \ \dot{L} = -\frac{3n\Delta a}{2},\\
&e_A = \sqrt{(e_c+\Delta e)^2 + e_c^2 - 2e_c(e_c+\Delta e)\cos(\Delta M)},\\
&e_B = \sqrt{\Delta\Omega\sin i_c + \Delta i},\\
&\sin\psi = \frac{(e_c+\Delta e)\sin(\Delta M)}{e_A},\\
&\cos\psi = \frac{(e_c+\Delta e)\cos(\Delta M) - e_c}{e_A},\\
&\sin\eta = \frac{\Delta i}{e_B},\ \ \cos\eta = \frac{\Delta\Omega\sin i_c}{e_B},\\
&\Delta\lambda = \Delta\omega + \Delta M.
\end{aligned}
$$

式中, $[a_c,\ e_c,\ i_c,\ \Omega_c,\ \omega_c,\ M_c]$ 为主星轨道根数, $[\Delta a,\ \Delta e,\ \Delta i,\ \Delta\Omega,\ \Delta\omega,\Delta M]$ 为主从星的相对轨道根数, 将动力学方程转为模和相位的形式, 有

$$
\begin{aligned}
&x(t) = -\frac{1}{2}r_{xy}\cos(nt+\theta_{xy}),\\
&y(t) = r_{xy}\sin(nt+\theta_{xy}) + y_{\text{off}},\\
&z(t) = -r_z\cos(nt+\theta_z).
\end{aligned}
\tag{11}
$$

其中构型参数为$[r_{xy},\ r_z,\ \theta_{xy},\ \theta_z,\ y_{\text{off}}]$. 这里$r_{xy}$表示主星和从星在从星轨道平面内的相对距离, r_z表示两者在从星轨道法向的相对距离, θ_{xy}表示从星在主星轨道平面内的相对角度, θ_z表示从星在主星轨道法向的相对角度, y_{off}表示主星轨道平面内 y 方向的偏移量. 水平投影圆构型在 yz 平面的投影是圆, 其约束条件为 $r_z = \pm r_{xy}$, $\theta_{xy} = \theta_z$, $y_{\text{off}} = 0$. 其水平面投影如图 6 所示.

根据卫星相对运动关系[22]以及式 (10) 和式 (11) 得到构型参数与绕飞轨道的相对轨道六根数的关系如下:

$$
\begin{aligned}
&\Psi_{xy} = \theta_{xy} - M,\ \ \Psi_z = \theta_z - M,\\
&\Delta a = 0, \Delta e = \sqrt{\left(\frac{r_{xy}}{2a}\right)^2 + \frac{e r_{xy}}{a}\cos\Psi_{xy} + e^2} - e,\\
&\Delta i = \frac{r_z}{a}\sin(\Psi_z - \omega),\\
&\Delta\Omega = \frac{r_z\cos(\Psi_z-\omega)}{a\sin i},\\
&\Delta\omega = \frac{Y_{\text{off}}}{a} - \Delta\Omega\cos i - \arctan\frac{r_{xy}\sin\Psi_{xy}}{r_{xy}\cos\Psi_{xy} + 2ae},\\
&\Delta M = \arctan\frac{r_{xy}\sin\Psi_{xy}}{r_{xy}\cos\Psi_{xy} + 2ae}.
\end{aligned}
\tag{12}
$$

设目标主星轨道根数为 $[a,\ e,\ i,\ \Omega,\ \omega,\ M]$, 根据式 (12) 可得非合作目标卫星轨道根数为: $a_0 = a + \Delta a$, $e_0 = e + \Delta e$, $i_0 = i + \Delta i$, $\Omega_0 = \Omega + \Delta\Omega$, $\omega_0 = \omega + \Delta\omega$, $M_0 = M + \Delta M$.

轨道保持意图仿真流程为给定目标卫星、非合作目标卫星的轨道六根数以及偏移量, 通过轨道外推模型得到原始轨道以及偏移轨道的三维轨迹数据.

1.2　仿真分析

采用 MATLAB 软件进行仿真分析, 其中地球的仿真平面与立体效果如图 7 所示.

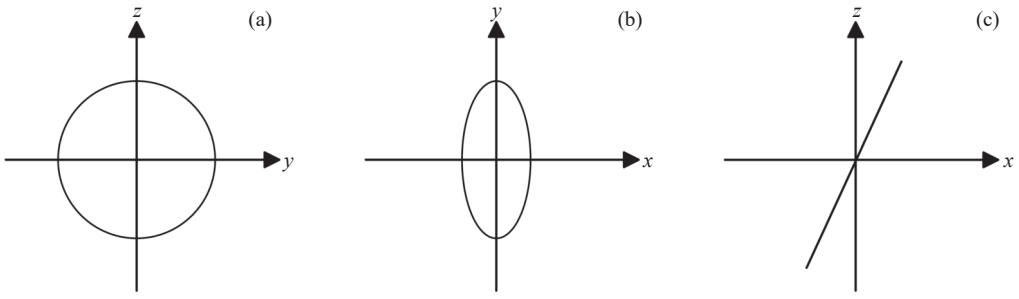


图 6　绕飞构型平面投影

Fig. 6　Flight path configuration in planar projection

给定抵近意图目标卫星与非合作目标卫星的初始轨道, 选定初始时刻 $t_0 = 0$ s, 令非合作目标卫星在$t_1 = 150$ min时开始转移, 开始转移的起始位置为[2117.670 km, 6551.700 km, 1159.510 km], 转移时间$\Delta t = 900$ s, 计算得到目标位置为 [–4152.870 km, –11087 km, –1956.890 km], 根据Lambert算法求得转移速度为[–8.054 km·s^{-1}, 2.644 km·s^{-1}, 0.550 km·s^{-1}], 到达速度为 [4.654 km·s^{-1}, –1.630 km·s^{-1}, –0.336 km·s^{-1}]. 根据位置速度矢量和轨道要素的转换关系, 求得非合作目标卫星的转移轨道如表 1 所示, 目标卫星与非合作目标卫星以及非合作目标卫星的转移轨道在空间中的三维效果如图 8 所示. 给定目标卫星与非合作目标卫星的半长轴的范围为 7000～15000 km, 偏心率为 0～0.5, 轨道倾角为 0°～90°, 升交点赤经为 0°～180°, 近地点辐角为 0°～360°, 平近点角为 0°～360°, 转移时间范围为 (1/3～1/2) T, 这里T为轨道周期, $T = 2\pi\sqrt{a^3/\mu}$, 其中π为圆周率, 约为 3.14159, a为两星中较大的半长轴, μ为引力参数. 通过给定的随机数范围随机生成符合卫星运动规律的目标卫星轨道六根数、非合作目标卫星轨道六根数以及转移时间, 得到 6780 条抵近意图的轨迹数据, 并将所有轨迹数据的标签设置为抵近.

给定探测意图目标卫星与非合作目标卫星的初始轨道, 选定初始时刻为$t_0 = 0$ s, 构型参数为{8, 8, 180°, 180°, 0}, 根据构型参数计算得到探测意图的绕飞轨道如表 2 所示. 令非合作目标卫星在$t_1 = 170$ min时开始转移, 开始转移的起始位置为[–5847.24 km, 3776.5 km, 649.629 km], 转移时间$\Delta t = 10200$ s, 计算得到目标位置为 [2657.49 km, –11700.2 km, –35.545 km], 根据Lambert算法求得转移速度为 [–6.257 km·s^{-1}, –5.530 km·s^{-1}, 0.944 km·s^{-1}], 到达速度为 [4.338 km·s^{-1}, 1.963 km·s^{-1}, –0.606 km·s^{-1}]. 根据位置速度矢量和轨道要素的转换关系, 求得非合作目标卫星的转移轨道 (见表 2). 目标卫星与非合作

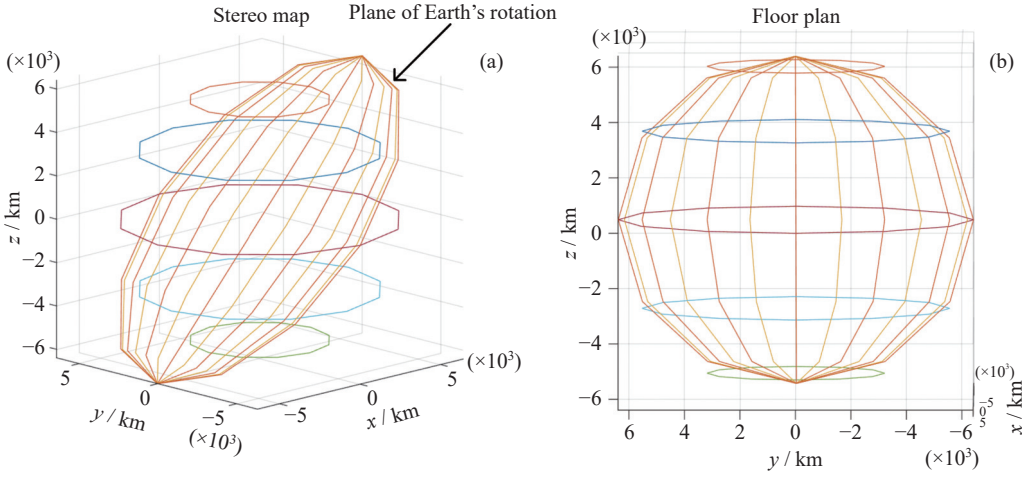


图 7 地球仿真平面与立体效果

Fig. 7 Earth simulation plane and three-dimensional effects

表 1 抵近意图目标星与非合作目标星轨道根数

Table 1 Orbital elements of intended target stars and non-cooperative target stars for approach intent

轨道根数	目标卫星	非合作目标卫星	Lambert转移轨道
半长轴a/km	12000	7000	9490.01
偏心率e	0	0	0.2646
轨道倾角i/(°)	10	10	10
升交点赤经Ω/(°)	0	0	2.94093
近地点幅角ω/(°)	235	235	65.2729
平近点角M/(°)	0	0	2.3429

目标卫星以及非合作目标卫星的转移轨道在空间中的三维展示如图 9 所示. 本文给定目标卫星与非合作目标卫星的轨道六根数的范围与抵近意图的参数范围相同, 转移时间范围为 $1/3\sim1/2T$, 这里T为轨道周期, $T=2\pi\sqrt{a^3/\mu}$, 其中a为非目标卫星与绕飞轨道的半长轴的较大值, 绕飞构型主要采用平面投影圆构型, 即$r_z=\pm r_{xy},\theta_{xy}=\theta_z,y_{\text{off}}=0$, 其中$r_{xy}$的范围为 5～10 km. 通过给定的随机数范围随机生成符合卫星运动规律的目标卫星轨道根数、非合作目标卫星轨道根数、转移时间以及给定不同绕飞构型参数, 得到 6540 条探测意图轨迹数据, 并将所有轨迹数据标签设置为探测.

选定轨道保持意图初始时刻为 $t_0=0$ s, 令非合作目标卫星在$t_1=100$ s时轨道发生偏移, 偏移量为轨道抬高 5 km, 偏移时间为 2000 s, 此时非合作目标卫星与目标卫星以及偏离轨道的轨道根数列于表 3. 根据卫星在空间中的运动方程, 利用 MATLAB 仿真模拟出轨道保持意图目标卫星和非合作目标卫星在地心惯性坐标系中的轨道如图 10 所示. 本文给定目标卫星与非合作目标卫星的轨道六根数的范围与抵近意图的参数相同, 改变的轨道高度范围为 3～10 km, 改变的轨道倾角范围为 0°～10°. 通过给定的随机数范围随机生成符合卫星运动规律的目标卫星、非合作目标卫星轨道六根数以及改变轨道高度或者改变轨道倾角, 生成 6680 条轨道保持意图轨迹数据, 并将所有轨迹数据的标签设置为轨道保持.

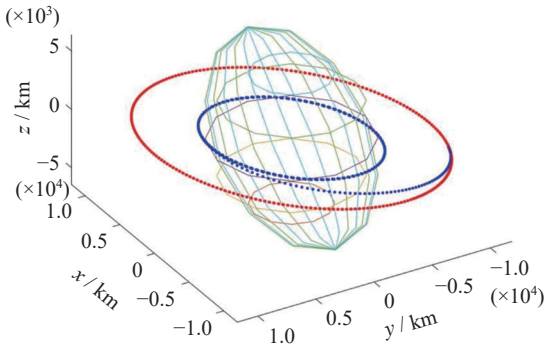


图 8　抵近意图仿真结果 (红色为目标卫星, 蓝色为非合作目标卫星)

Fig. 8　Simulation results of approach intent (Red is the target satellite, blue is the non-cooperative target satellite)

2　基于 SAE 和 GRU 的空间非合作目标行为意图识别模型

提出一种基于自编码器和门控单元的混合模型 (SAE-GRU) 的模型结构, 用于空间非合作目标行为意图的识别. 模型结构如图 11 所示, 包括数据预处理和 SAE-GRU 网络部分.

2.1　数据预处理

数据预处理部分将原始数据转为能用于训练深度神经网络模型的特征向量形式. 在读取并清洗数据后, 需要对数据进行拼接和归一化操作. 原始数据由一系列在一定时间间隔上观测到的三维位置信息 ($R=[R_x,R_y,R_z]$)、三维速度信息 ($v=[v_x,v_y,v_z]$)、轨道高度 (H) 和经纬度 ($\varphi=[\varphi_{\text{lon}},\ \varphi_{\text{lat}}]$) 组成, 其中$R_x,R_y,R_z,v_x,v_y,v_z,H,\varphi_{\text{lon}},\varphi_{\text{lat}}$都表示为 64 位浮点数. 将尺寸为 ($l$, 9) 的目标卫星轨迹数据$g_a=[g_{a1},g_{a2},g_{a3},\cdots,g_{al}]$和尺寸为 ($l$, 9) 的非合作目标轨迹数据$g_b=[g_{b1},g_{b2},g_{b3},\cdots,g_{bl}]$, 在最后一个轴上拼接成相对轨迹数据$g=[g_1,g_2,g_3,\cdots,g_l]$. 其中$l$为卫星轨迹数据的长度, 表示在特定时间间隔上收集到的观测点数量. 其中$g_{ai}=[R_{xai},R_{yai},R_{zai},v_{xai},v_{yai},$

表 2　探测意图目标卫星以及非合作目标卫星轨道根数

Table 2　Orbital elements of intended target satellites and non-cooperative target satellites for detection intent

轨道根数	目标卫星	非合作目标卫星	绕飞轨道根数	转移轨道根数
半长轴a/km	12000.5667	7000.0789	12000	9182.77
偏心率e	0	0	0	0.360
轨道倾角i/(°)	10	10	0.175	7.436
升交点赤经Ω/(°)	0	0	3.126	101.496
近地点幅角ω/(°)	235	235	321.858	339.325
平近点角M/(°)	0	0	3.142	33.034

$v_{zai}, H_{ai}, \varphi_{\mathrm{lon},ai}, \varphi_{\mathrm{lat},ai}]$ 和 $g_{bi}=[R_{xbi}, R_{ybi}, R_{zbi}, v_{xbi}, v_{ybi}, v_{zbi}, H, \varphi_{\mathrm{lon},bi}, \varphi_{\mathrm{lat},bi}]$表示目标卫星和非合作目标卫星在观测时间点$i$观测到的数据. 目标卫星轨迹数据和非合作目标轨迹数据在最后一个轴上拼接后组成数据 $g_i=[R_{xai}, R_{yai}, R_{zai}, v_{xai}, v_{yai}, v_{zai}, H_{ai}, \varphi_{\mathrm{lon},ai}, \varphi_{\mathrm{lat},ai}, R_{xbi}, R_{ybi}, R_{zbi}, v_{xbi}, v_{ybi}, v_{zbi}, H_{bi}, \varphi_{\mathrm{lon},bi}, \varphi_{\mathrm{lat},bi}]$.

数据处理完毕后, 对拼接后的轨迹数据执行数据归一化处理. 数据归一化是关键的数据预处理步骤, 其目的是将每个三维信息按比例缩放到特定的范围内, 提高模型的收敛速度、准确性、解释性以及泛化能力. 对于相对轨迹数据g, 采用 min-max 归一化方法, 将每一维数据中的 18 个浮点数映射至区间 [0, 1], 即

$$x_{\mathrm{new}}=\frac{x-x_{\min}}{x_{\max}-x_{\min}}. \tag{13}$$

空间非合作目标意图类型与类别标签的映射关系如图 12 所示.

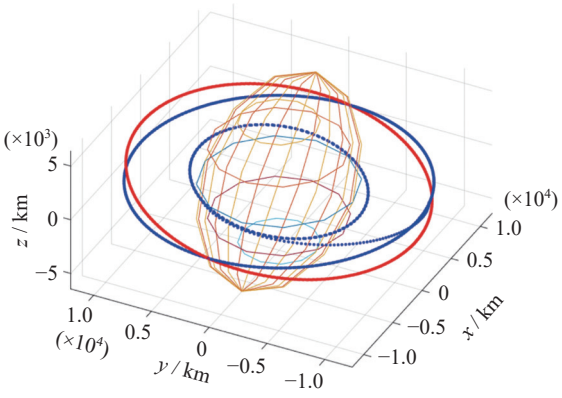


图 9 探测意图仿真结果 (红色为目标卫星, 蓝色为非合作目标卫星)

Fig. 9 Simulation results for detection intent (Red is the target satellite, blue is the non-cooperative target satellite)

2.2 SAE-GRU 模型

SAE-GRU 模型由自编码器和分类器两部分构成. 自编码器 (Autoencoder) 是一种无监督网络模型, 包含编码器和解码器两个组件. 编码器将输入数据映射到低维度的潜在表示 (也称为编码), 实现数据的有效压缩和特征学习. 在自编码器的训练过程中, 将相对轨迹数据作为输入提供给编码器, 将输入数据映射为时序和结构特征数据. 在这一步, 自编码器试图最大程度地保留从原始数据中提取的时序和结构特征, 以便尽可能准确地还原原始数据. 接下来编码器将时序和结构特征数据传递给解码器, 后者将时序和结构特征数据还原为原始相对轨迹数据的格式, 重建原始数据. 线性自编码器可以学习数据的压缩表示, 帮助提取出空间目标行为的关键特征. 其能够自动学习到

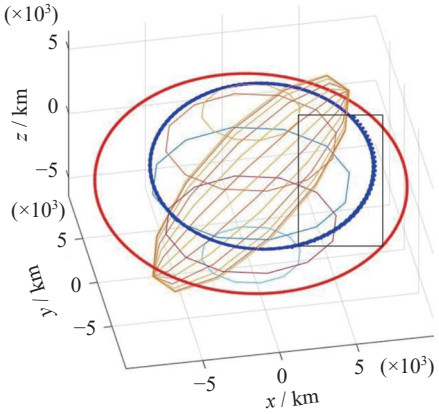


图 10 轨道保持意图仿真结果 (红色为目标卫星, 蓝色为非合作目标卫星, 黑框部分为偏离轨道)

Fig. 10 Simulation results for orbit maintenance intent (Red part is the target satellite, the blue part is the non-cooperative target satellite, and the black frame part is the part that is off track)

表 3 轨道保持意图目标星与非合作目标星轨道根数

Table 3 Orbital elements of target satellites and non-cooperative target satellites for orbit maintenance intent

轨道根数	目标卫星	非合作目标卫星	偏离轨道
半长轴 a/km	14000	7333	7338
偏心率e	0	0.233	0.233
轨道倾角i/(°)	10	12	12
升交点赤经 Ω/(°)	0	0	360
近地点幅角 ω/(°)	235	235	234.9
平近点角M/(°)	0	0	94.97

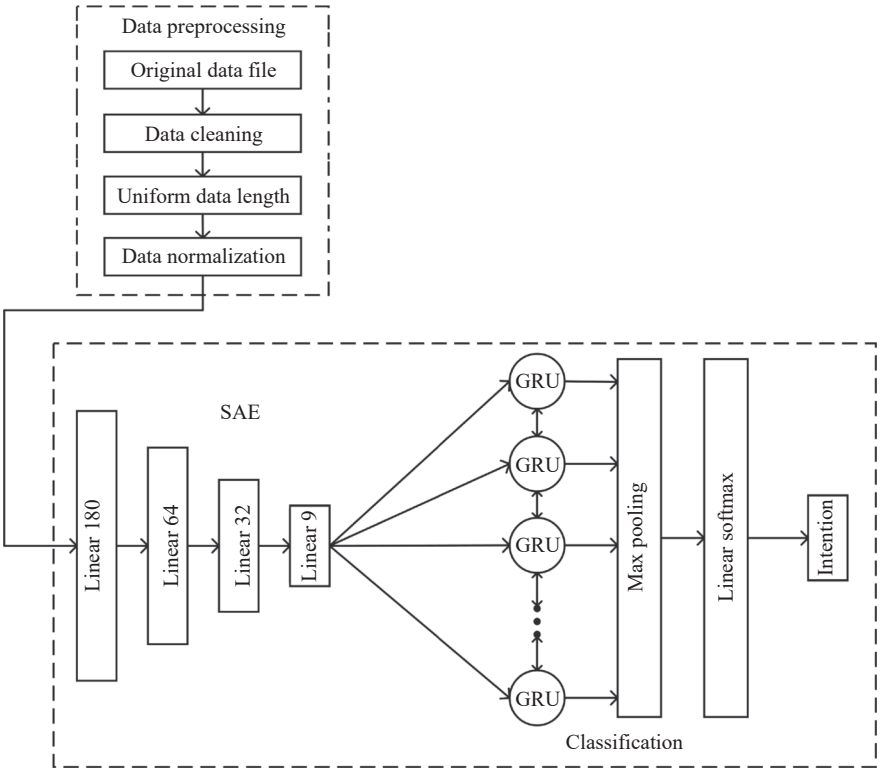


图 11　整体模型架构

Fig. 11　Overall model architecture

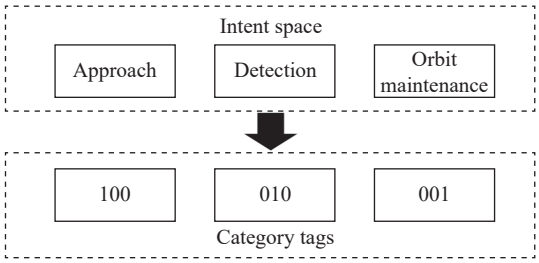


图 12　意图类别编码

Fig. 12　Diagram of intent category encoding

输入数据的低维度表示, 有助于发现对于意图识别任务重要的特征. 对于高维空间数据, 线性自编码器可以帮助降低数据的维度, 并尽量保留有关目标行为意图的信息, 有助于简化数据表示, 提高模型的泛化能力. 线性自编码器对数据紧凑表示的学习, 有助于其对抗数据中的噪声. 对于空间非合作目标行为识别任务, 模型能够更好地处理来自外部环境的噪声干扰. 将线性自编码器置于分类器之前, 可有效降低数据中的噪声, 同时提升模型的泛化能力. SAE-GRU 的结构有助于增强 GRU 网络的分类能力, 还能提高模型的鲁棒性.

自编码器通过 4 层全连接层将相对轨迹数据 $\boldsymbol{g}=[g_{(1)},g_{(2)},\cdots,g_{(\text{length})}]^{\text{T}}\in R^{\text{length}}$ 编码为时序和结构特征数据 $\boldsymbol{g}^h=[g^h_{(1)},g^h_{(2)},\cdots,g^h_{(\text{length})}]^{\text{T}}$, 有

$$\boldsymbol{g}^h=f(\boldsymbol{g})=s_f(\boldsymbol{W}\boldsymbol{g}+\boldsymbol{b}). \tag{14}$$

其中, $\boldsymbol{W}$=为权重矩阵, $\boldsymbol{b}$为偏置向量, s_f为 tanh 激活函数. 通过编码器得到编码数据 $\boldsymbol{g}^h$ 后, 将其输入至解码器得到预测数据, 即

$$\widetilde{\boldsymbol{g}}=\widetilde{f}(\boldsymbol{g}^h)=s_{\widetilde{f}}\left(\widetilde{\boldsymbol{W}}\boldsymbol{g}^h+\widetilde{\boldsymbol{b}}\right). \tag{15}$$

自编码器训练过程的目标是最小化重构误差, 即减少编码器输出的潜在表示经过解码器解码的数据 $\widetilde{\boldsymbol{g}}$ 与原始数据 $\boldsymbol{g}$ 之间的差异. 这一步使用均方误差 (E_{ms}) 来度量, 计算过程如下:

$$E_{\text{ms}}=\sum_{i=1}^{n}\boldsymbol{w}_i(g_i-\widetilde{g}_i)^2. \tag{16}$$

其中, g_i为输入至编码器的真实数据, $\widetilde{g}_i$为解码器输出的预测数据, $\boldsymbol{w}_i>0$, n 为样本个数.

分类器部分主要由 GRU 网络、最大池化 (Max-Pooling) 以及 Softmax 函数组成. GRU 网络作为分类器的一部分, 具有优秀的序列建模能力和长期依赖

性, 有助于捕获和理解轨道数据中的长期依赖关系. 分类器利用 Softmax 函数计算输出结果, 以确定空间非合作目标的意图分类. 其计算公式如下:

$$y_k = \text{softmax}\left(\boldsymbol{w}_1 Y + b_1\right). \tag{17}$$

其中, $\boldsymbol{w}_1$为权重系数矩阵, Y为全连接层的输入, b_1为偏置, y_k为预测标签.

2.3 实验与分析

实验使用的数据集由样本仿真方法生成, 包含三种空间非合作目标意图, 各类意图占比情况为抵近 33.9%、探测意图 32.7%、轨道保持意图 33.4%. 样本规模为 20000, 按 8∶2 划分为训练集和测试集. 由于模型的超参数影响训练结果, 因此本文通过设置不同的超参数分析其对模型的影响, 结果如图 13 所示.

从图 13 可以看出, 与其他优化器相比, Adam 优化器准确率最高. 对于迭代轮次, 模型在训练 100 轮后准确率没有再提升, 因此选取的迭代轮次为 100. 对于学习率, 模型在学习率为 0.001 时准确率最高. 根据以上实验结果得出的最优超参数以及模型选定的默认参数设置如表 4 所示.

本实验共迭代训练模型 100 次, 将测试集上最高的准确率作为该模型的准确率, 最低的损失值作为该模型的损失值. 使用同样的数据和参数对 SAE[15], GRU-FCN[24], BP[25] 网络以及 LSTM[26] 网络进行训练验证, 并将结果与 SAE-GRU 模型进行比较, 训练损失和准确率如图 14 所示.

如图 14 所示, 在 100 次迭代训练中, SAE-GRU 模型的收敛速度更快, 其在第 20 轮左右开始收敛, 其余模型则在第 40 轮迭代之后收敛, 本文提出的模型的收敛速度明显优于其他 4 个模型. 实验结果如表 5 所示, 本文提出模型的平均准确率达到 97.8%, 与其他模型相比, 本文所提模型的准确率比 GRU-FCN 和 LSTM 高约 3%, 比 BP 以及 SAE 网络高约 10%, 损失值低于其余四种模型. 由于 SAE-GRU 的网络在空间非合作目标行为意图识别上有着较高的识别效率, 因此本文提出的模型在空间非合作目标行为意图识别上更有效. 进一步分析认为, SAE-GRU 模型比其他网络更加适用空间非合作目标行为意图的识别, 且更具科学性.

为了进一步分析意图识别之间的关系, 使用了混淆矩阵, 其对角线表示正确识别的样本数量. 如图 15 所示, 三种意图的识别准确率均处于较高的水平, 特别是对轨道保持意图的识别准确率达到 100%. 识别的错误主要来自于对探测意图与抵近意图的混淆,

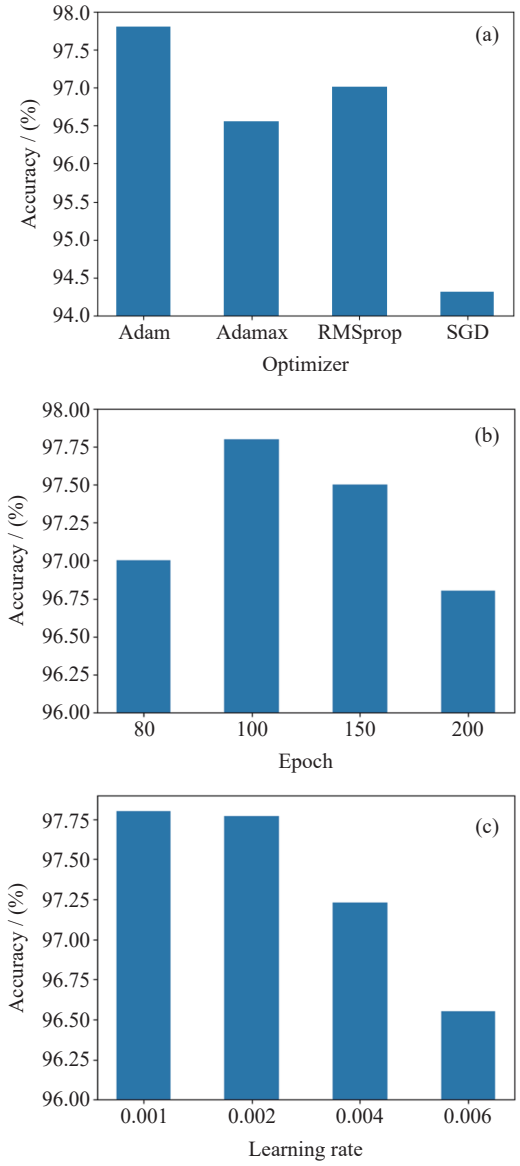


图 13 模型参数设置实验结果

Fig. 13 Experimental results of model parameter setting

表 4 模型超参数

Table 4 Hyperparameters of the model

网络主要参数	值
学习率	0.001
批尺寸	128
迭代轮次	100
优化器	Adam
随机失活率/(%)	50

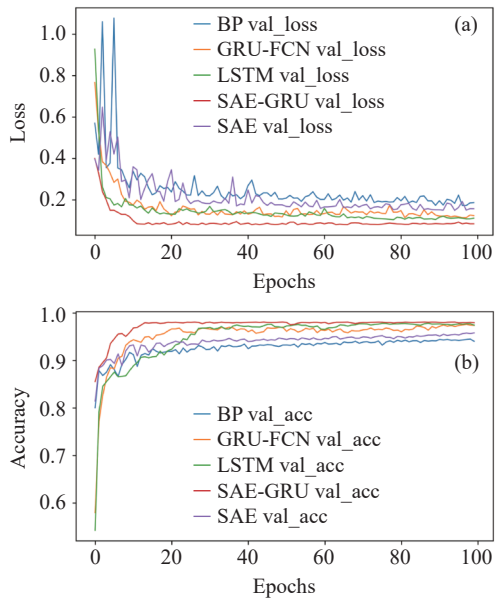


图 14　不同模型训练损失值与准确率

Fig. 14　Training loss and accuracy for different models

表 5　对比实验结果

Table 5　Comparison of experimental results

模型	训练损失	训练准确率/(%)
SAE-GRU	0.0882	97.80
GRU-FCN	0.1843	94.72
LSTM	0.1775	95.34
BP	0.2342	88.89
SAE	0.2121	90.89

41 条抵近意图的轨道数据被误识别为探测意图, 39 条探测意图的轨道数据被误识别为抵近意图. 经过分析, 由于三种意图的运行轨迹在运行初期相似, 使得意图较难识别.

3　结论

在复杂的空间任务中, 仅靠专家经验很难有效识别空间非合作目标的意图. 传统的方法是基于单个时刻分析并识别, 识别速度慢, 准确率也低. 针对复杂任务下仅靠专家知识很难准确且快速地识别空间非合作目标的行为意图的问题, 分析了空间非合作目标行为意图的运动规律, 提出了空间非合作目标行为意图样本生成方法, 生成固定时间间隔的空间非合作目标行为意图轨迹数据用于模型训练. 提出基于 SAE-GRU 的空间非合作目标行为意图识别模型, 首先通过自编码器对轨迹数据进行降维, 利用 GRU 网络学习轨迹数据的时序特征, 以达到较准确的意图识别. 通过与其他模型对比实验, 结果表明本文所提的模型具有更高的准确率以及更低的损失值, 其准确率达 97.8%. 目前研究采用的是模拟数据, 由于实际空间环境更为复杂, 如何准确且快速识别实际空间任务中的意图, 将是下一步研究的重点.

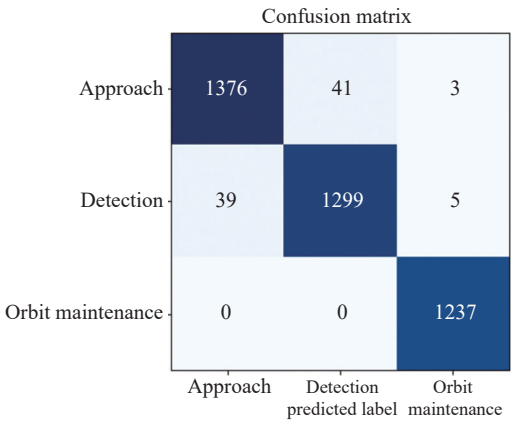


图 15　意图识别结果的混淆矩阵

Fig. 15　Confusion matrix of intent recognition result

参考文献

[1] JI Xiang. Study of Situation Assessment Techniques Based on Clustering and Matching[D]. Changsha: National University of Defense Technology, 2016

[2] ZHAO Fujun, ZHOU Zhijie, HU Changhua, *et al.* Aerial target intention recognition approach based on belief-rule-base and evidential reasoning[J]. *Electronics Optics & Control*, 2017, **24**(8): 15-19,50 (赵福均, 周志杰, 胡昌华, 等. 基于置信规则库和证据推理的空中目标意图识别方法 [J]. 电光与控制, 2017, **24**(8): 15-19,50)

[3] WANG Haiwang, SHI Hongquan, LI Xiaodan. An intention recognition method based on intuitionistic fuzzy sets and Bayesian inference[J]. *Ship Electronic Engineering*, 2019, **39**(6): 42-45

[4] FAN Hanyang, GAO Ruiyuan, JIN Xinghua. Research on intention estimation method based on fuzzy random Bayesian networks[J]. *Fire Control & Command Control*, 2019, **44**(7): 100-104,109

[5] WU Zhiqian, LI Dengfeng. A model for aerial target attacking intention judgment based on reasoning and multi-attribute decision making[J]. *Electronics Optics & Control*, 2010, **17**(5): 10-13 (伍之前, 李登峰. 基于推理和多属性决策的空中目标攻击意图判断模型 [J]. 电光与控制, 2010, **17**(5): 10-13)

[6] HE Yu, CHANG Leilei, JIANG Jiang, *et al.* Intension

identification in air defense based on belief rule base expert system under expert guidance[J]. *Fire Control & Command Control*, 2017, **42**(9): 7-12

[7] JIA Suyuan, XU Jinyu, WANG Yu. Classification of air target intention based on adaptive neural network fuzzy system (ANFIS)[J]. *Electronic Measurement Technology*, 2016, **39**(12): 62-66 (贾苏元, 徐金钰, 王钰. 基于自适应神经网络模糊系统 (ANFIS) 的空中目标意图分类 [J]. 电子测量技术, 2016, **39**(12): 62-66)

[8] TENG F, SONG Y F, GUO X P. Attention-TCN-BiGRU: an air target combat intention recognition model[J]. *Mathematics*, 2021, **9**(19): 2412.

[9] LI Ying, WU Junsheng, LI Weigang, *et al*. A hierarchical aggregation model for combat intention recognition[J]. *Journal of Northwestern Polytechnical University*, 2023, **41**(2): 400-408 (李颖, 武君胜, 李伟刚, 等. 一种识别作战意图的层次聚合模型 [J]. 西北工业大学学报, 2023, **41**(2): 400-408)

[10] QU C X, GUO Z C, XIA S J, *et al*. Intention recognition of aerial target based on deep learning[J]. *Evolutionary Intelligence*, 2024, **17**(1): 303-311

[11] WANG Yang. Research on battlefield target identification and situation intention forecasting[D]. Wuxi: Jiangnan University, 2015

[12] XIAO Q L, LIU Y N, DENG X Y, *et al*. A robust target intention recognition method based on dynamic Bayesian network[C]//Proceedings of the 33rd Chinese Control and Decision Conference. Kunming: IEEE, 2021: 6846-6851. DOI: 10.1109/CCDC52312.2021.9602205

[13] ZHANG C H, ZHOU Y, LI H, *et al*. Combat intention recognition of air targets based on 1DCNN-BiLSTM[J]. *IEEE Access*, 2023, **11**: 134504-134516

[14] ZHANG Y, MA W C, HUANG F H, *et al*. A novel air target intention recognition method based on sample reweighting and attention-Bi-GRU[J]. *IEEE Systems Journal*, 2024, **18**(1): 501-504

[15] LAI J, WANG X D, XIANG Q, *et al*. A semi-supervised stacked autoencoder using the pseudo label for classification tasks[J]. *Entropy*, 2023, **25**(9): 1274

[16] ZHU Zhenglong, YAN Ye, YANG Yueneng. High-accuracy state propagation of non-cooperative relative orbit in space[J]. *Journal of National University of Defense Technology*, 2016, **38**(3): 81-87 (朱正龙, 闫野, 杨跃能. 高精度空间非合作式相对轨道状态预报 [J]. 国防科技大学学报, 2016, **38**(3): 81-87)

[17] XU Limin, ZHANG Tao, TAO Jiawei. Energy-optimal and fuel-optimal problems for lambert rendezvous[J]. *Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics*, 2018, **44**(9): 1888-1893 (徐利民, 张涛, 陶佳伟. 能量最优与燃料最优 Lambert 交会问题 [J]. 北京航空航天大学学报, 2018, **44**(9): 1888-1893)

[18] CUI Wenhao. Research on the Satellite Formation Reconfiguration and Keeping under J2 Perturbation[D]. Harbin: Harbin Engineering University, 2019

[19] VALLADO A D. Fundamentals of Astrodynamics and Applications[M]. 4th ed. Hawthorne: Microcosm Press, 2013: 628-636

[20] WANG Youliang. Relative Trajectory Optimization and Control for Satellite Formation Flying[D]. Beijing: University of Chinese Academy of Sciences (National Space Science Center, Chinese Academy of Sciences), 2018

[21] LI Wenxin. Research on Modeling and Accuracy Evaluation Technology of Spacecraft Unpowered Rendezvous[D]. Beijing: Beijing Jiaotong University, 2022. DOI: 10.26944/d.cnki.gbfju.2022.002957

[22] SABOL C, MCLAUGHLIN C A, LUU K K. Meet the cluster orbits with perturbations of Keplerian elements (COWPOKE) equations[J]. *Advances in the Astronautical Sciences*, 2003, **114**: 573-594

[23] HAN Chao, YIN Jianfeng. Study of satellite relative motion in elliptical orbit using relative orbit elements[J]. *Acta Aeronautica et Astronautica Sinica*, 2011, **32**(12): 2244-2258 (韩潮, 殷建丰. 基于相对轨道要素的椭圆轨道卫星相对运动研究 [J]. 航空学报, 2011, **32**(12): 2244-2258)

[24] DING Peng, SONG Yafei. A cost-sensitive method for aerial target intention recognition[J]. *Acta Aeronautica et Astronautica Sinica*, 2023, **44**(24): 328551 (丁鹏, 宋亚飞. 代价敏感的空中目标意图识别方法 [J]. 航空学报, 2023, **44**(24): 328551)

[25] ZHANG Shanbin. Emotional classification of short-term ECG signals using BP neural network[J]. *Journal of Fujian Computer*, 2024, **40**(2): 11-16

[26] FANG Huazhen, LIU Li, GU Qing, *et al*. Driving intention recognition based on trajectory prediction and extreme gradient boosting[J]. *Journal of Jilin University(Engineering and Technology Edition)*, 2024: 1-9 (方华珍, 刘立, 顾青, 等. 基于轨迹预测和极限梯度提升的驾驶意图识别 [J]. 吉林大学学报 (工学版), 2024: 1-9)

作者简介



余　静　女, 国科大杭州高等研究院硕士研究生, 主要研究方向为空间非合作目标意图识别.
E-mail: yujing21@mails.ucas.ac.cn



彭晓东（通信作者）　男, 中国科学院国家空间科学中心研究员, 主要研究方向为航天任务高精度仿真分析与评估、空间大数据智能分析与行为预测以及无人设备智能应用.
E-mail: pxd@nssc.ac.cn