



计算机工程与应用
Computer Engineering and Applications
ISSN 1002-8331, CN 11-2127/TP

《计算机工程与应用》网络首发论文

题目：图注意力网络的微分博弈追逃问题最优策略
作者：刘肇隆，宋耀，徐翊铭，范馨月
网络首发日期：2022-03-24
引用格式：刘肇隆，宋耀，徐翊铭，范馨月．图注意力网络的微分博弈追逃问题最优策略[J/OL]．计算机工程与应用．
<https://kns.cnki.net/kcms/detail/11.2127.tp.20220322.2019.014.html>



网络首发：在编辑部工作流程中，稿件从录用到出版要经历录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿等阶段。录用定稿指内容已经确定，且通过同行评议、主编终审同意刊用的稿件。排版定稿指录用定稿按照期刊特定版式（包括网络呈现版式）排版后的稿件，可暂不确定出版年、卷、期和页码。整期汇编定稿指出版年、卷、期、页码均已确定的印刷或数字出版的整期汇编稿件。录用定稿网络首发稿件内容必须符合《出版管理条例》和《期刊出版管理规定》的有关规定；学术研究成果具有创新性、科学性和先进性，符合编辑部对刊文的录用要求，不存在学术不端行为及其他侵权行为；稿件内容应基本符合国家有关书刊编辑、出版的技术标准，正确使用和统一规范语言文字、符号、数字、外文字母、法定计量单位及地图标注等。为确保录用定稿网络首发的严肃性，录用定稿一经发布，不得修改论文题目、作者、机构名称和学术内容，只可基于编辑规范进行少量文字的修改。

出版确认：纸质期刊编辑部通过与《中国学术期刊（光盘版）》电子杂志社有限公司签约，在《中国学术期刊（网络版）》出版传播平台上创办与纸质期刊内容一致的网络版，以单篇或整期出版形式，在印刷出版之前刊发论文的录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿。因为《中国学术期刊（网络版）》是国家新闻出版广电总局批准的网络连续型出版物（ISSN 2096-4188，CN 11-6037/Z），所以签约期刊的网络版上网络首发论文视为正式出版。

图注意力网络的微分博弈追逃问题最优策略

刘肇隆, 宋耀, 徐翊铭, 范馨月*

贵州大学 数学与统计学院数学系, 贵阳 550025

摘要: 微分博弈追逃问题的最优策略, 是建立在追逃双方的轨迹预测模型基础上, 通过双方轨迹进行预判, 从而做出更有预见性的动态策略。因此为了获得博弈双方最优策略, 提出并设计双方随机运动算法, 建立了追逃双方的状态方程, 并在此基础上通过改进图注意力网络 (GAT, Graph Attention Network), 对其网络中邻接矩阵和特征数据连接方式进行重新设计, 构建了攻击方与目标方轨迹预测模型并进行数值验证。此外采用将双方随机运动的轨迹由圆环覆盖的方法, 建立轨迹连接图。结果表明, GAT 网络在 MAE、MAPE、RMSE 等预测指标上均优于图卷积网络和契比雪夫频谱卷积网络, 可用于微分博弈追逃问题的最优策略研究。

关键词: 微分对策; 追逃问题; 图注意力网络; 熵权法

文献标志码:A **中图分类号:** O175; TP391.9 doi: 10.3778/j.issn.1002-8331.2201-0148

Optimal strategy of differential game pursuit problem in graph attention network

LIU Zhaolong, SONG Yao, XU Yiming, FAN Xinyue*

Guizhou University, Faculty of Mathematics, School of Mathematics and Statistics, Guiyang 550025, China

Abstract: The optimal strategy for the pursuit of fugitives in differential game is based on the trajectory prediction model of the pursuit of fugitives, and the prediction is made through the trajectory of both parties, so as to make a more predictable dynamic strategy. Therefore, in order to obtain the optimal strategy of both sides in the game, the algorithm of random motion of both sides was proposed and designed, and the state equation of chasing both sides was established. On this basis, the adjacency matrix and the connection mode of feature data in the Network were redesigned by improving the Graph Attention Network (GAT). The trajectory prediction model of attacker and target is constructed and verified numerically. In addition, the method of covering the trajectories of random motion by ring is used to establish the trajectory connection graph. The results show that GAT network is superior to graph convolution network and Chebyshev spectrum convolution network in MAE, MAPE and RMSE, and can be used to study the optimal strategy of differential game pursuit problem.

Key words: Differential countermeasures; Pursuit problem; GAT network; Entropy weight method

基金项目: 贵州省科技计划项目 (黔科合平台人才[2020]5016); 贵州大学教改项目 (XJG2021027); 贵州大学一流课程培育项目 (XJG2021040); 贵州大学研究生创新人才计划项目。

作者简介: 刘肇隆(1997-),男,硕士研究生,主要研究领域为计算数学;宋耀(1998-),男,硕士研究生,主要研究领域为计算数学;徐翊铭(1998-),女,硕士研究生,主要研究领域为计算数学;范馨月(1984-),女,通信作者,硕士生导师,主要研究领域为大数据统计建模、计算数学,E-mail: fan.xinyue@163.com。

微分博弈追逃问题在军事、航天等方面应用广泛，例如导弹追踪、无人机对抗、飞行器轨迹预测、航天器与非合作空间站对接等问题。微分博弈追逃问题的最优策略意义是在于机动决策方法和轨迹预测的研究，目前研究微分博弈追逃问题的方法大多是根据博弈双方当前的状态选择有利的机动策略^[1-4]。而最优的机动策略方法是建立在能够准确、快速地预测对方的运动轨迹，从而做出预判。因此微分博弈追逃问题的轨迹预测是掌握博弈主动权至关重要的一环。

在文献[5]基于微分对策方法着重建立了追逃博弈微分对策模型，为了提高求解精度，采用了四阶Gauss-Labatto多项式近似法进行数值求解。文献[6]提出了一种基于分支深度强化学习的追逃博弈算法，由此获得最优的交会策略。尽管以上研究对微分博弈追逃问题的最优策略进行求解，但是大多侧重于模型建立与决策的设计，较少对如何快速准确地获得预测轨迹进行讨论。

随着神经网络的不断发展，其性能优势逐渐体现。其中自图神经网络提出后，因为对于非欧空间数据良好的表达能力，以及较快的响应时间，使得图神经网络的变种不断涌现。相较于其他类型神经网络，图神经网络更适用于图类结构数据，且并未用于解决微分博弈追逃问题。通过对神经网络在快速准确的获得预测轨迹进行研究，提出基于图注意力网络（GAT，Graph Attention Network）动态建立攻击方与目标方追逃轨迹预测这类微分博弈模型。目前该模型适用导弹追踪、无人机对抗等博弈双方需在一定时间内一对一，且对对方轨迹预测进行规避或者追捕的场景下。该方法具体工作包括：建立在攻击方以最优围堵策略围堵的条件下，目标方在限制性条件下逃逸胜出的条件模型，并根据此模型得到大量的经验样本，以及建立观测节点连接图，同时设计GAT网络隐藏层的个数，在相同训练集上对GCN网络和Chebnet网络进行训练，最终通过GAT网络快速准确地预测攻击方与目标方追逃轨迹，其在MAE、MAPE、RMSE等预测指标上均优于图卷积网络和契比雪夫频谱卷积网络。相较于文献[7-13]的结果，该模型侧重于处理大批量数据的同时快速预测博弈双方的运动轨迹，具有较强的推广性。工作流程如图1所示：1.根据

所设计的追逃双方随机运动的算法建立追逃模型。2.对预处理后的数据查看其分布特征，提取关键特征。3.建立网络，设计邻接矩阵和节点连接图，设置参数等，进行预测，输出训练结果。

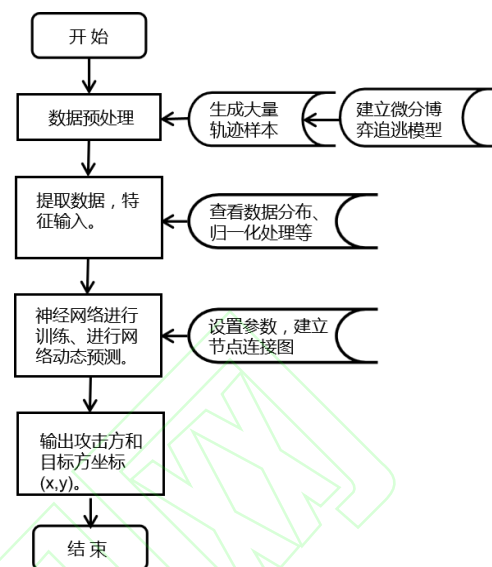


图1 工作流程图

Fig.1 Route chart

1 问题描述及假设

追逃博弈问题通常考虑目标方、攻击者两个博弈者。对目标方和攻击方在如下限制条件中进行博弈：目标在半径为 R 的圆形圈内具有定常速率 v 和满足以下限制的任意转弯能力，逃逸路径上每一点与圆心的距离随时间单调不减。目标方逃出圆形圈则胜。攻击方沿着圆周以定常速率 V 围堵以防止目标逃逸，任何时刻具有选择圆周的两个方向之一的能力。

2 追逃博弈建模

2.1 模型分析

根据运动学精确建模通过随机给出不攻击方与目标方的初始点以及攻击方与目标方的速度比值域，将目标方逃离圆心的路程分段考虑，即将分成 N 个同心圆，每个同心圆之间的两点路径则为目标方的运动路径，以及将目标在两点之间的时长进行分段。攻击方可以观察目标方的移动方向，实现动态围堵。目标函数是为了使得获得双方的最优策略。根据上述的条件建立攻击方以最优围堵策略目标方逃逸胜出的限制条件模型^[5]，建立的具体过程如下。

攻击方与目标方双方根据下述的假设条件，以及速度、时间等物理知识，列出状态

方程如公式（1）所示：

$$\begin{cases} U1(t) = x(t) \\ U2(t) = U1'(t) = V \cos \tau(t) \\ U3(t) = y(t) \\ U4(t) = U3'(t) = V \sin \tau(t) \\ X1(t) = X1(t-1) \pm \Delta t U2(t) \\ Y1(t) = Y1(t-1) \pm \Delta t U4(t) \\ X2(t) = X2(t-1) \pm v \cos \beta(t) \Delta t \\ Y2(t) = Y2(t-1) \pm v \sin \beta(t) \Delta t \end{cases} \quad (1)$$

其中 $x(t), y(t)$ 分别为攻击方在 t 时刻在 x 方向上和 y 方向上的速度函数， $U2(t)$ 为攻击方在 x 方向上的关于 t 速度变化函数， $U4(t)$ 为攻击方在 y 方向上的 t 速度变化函数。 n 为将 tn 分成 n 个时间段， $\Delta t = \frac{tn}{n}$ ，

$\tau(t)$ 为在 Δt 时刻内攻击方所跑过的圆心角。

$X1(t)$ ， $X2(t)$ 分别代表攻击方，目标方在 t 时刻在 x 轴上的数值， $Y1(t)$ ， $Y2(t)$ 分别代表

攻击方，目标方在 t 时刻在 y 轴上的数值，

$\beta(t)$ 表示目标方随机移动改变的方向角。上述微分方程建立过程的示意图如图 2 所示，

黑点代表攻击方，红点代表目标方。

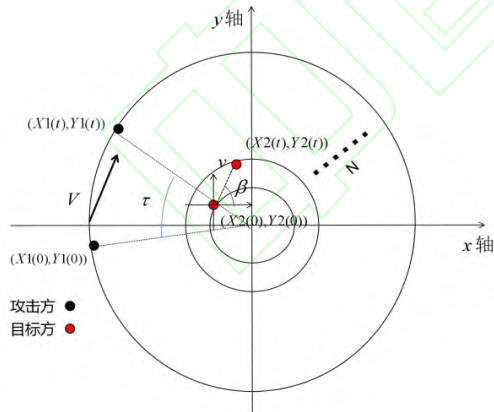


图 2 双方移动方向示意图

Fig.2 Schematic diagram of movement direction of both sides

2.2 目标方逃逸胜出的限制条件

若在攻击方最优围堵策略的模型基础上，目标方要实现逃逸，那么目标方奔跑的下一步方向要与攻击方的距离作为判断条件，且在目标方在到达围堵点时，攻击方还未到达

围堵点。所以得出的逃逸条件如下：

（1）目标方有自己对逃逸方向的判断。

（2）目标方且在围堵点时，攻击方还未到围堵点，即两者之间距离大于一定范围，则视为目标方逃逸成功。

由上述的逃逸条件得出目标函数，如公式（2）所示：

$$\begin{cases} (X1(T) - X2(T))^2 + (Y1(T) - Y2(T))^2 \geq D \\ \min \sum_{n=1}^n \Delta t(n-1) \end{cases} \quad (2)$$

其中 T 为目标方到围堵边界所需时间，

$\sum_{n=1}^n \Delta t(n-1)$ 是所需徘徊时间， D 是双方的在围堵边界时的距离。

2.3 样本生成

通过随机设定攻击方目标方的初始点位置，设定了攻击方的半径为 N ，分成了 n 等分的同心圆，采用速度比为 V/v 的条件下以构建大量的训练样本，使得轨迹样本尽可能的覆盖可能出现的逃逸轨迹，随机生成的数据类型如表 1 所示。

表 1 攻击方目标方随机生成的数据类型

Table 1 Data type randomly generated by the attacker target

数据类型	参数 (m)	标签
攻击方的位置	(x, y)	1
目标方的位置	(x, y)	0
攻击方的速度	$V (m/s)$	1
目标方的速度	$v (m/s)$	0

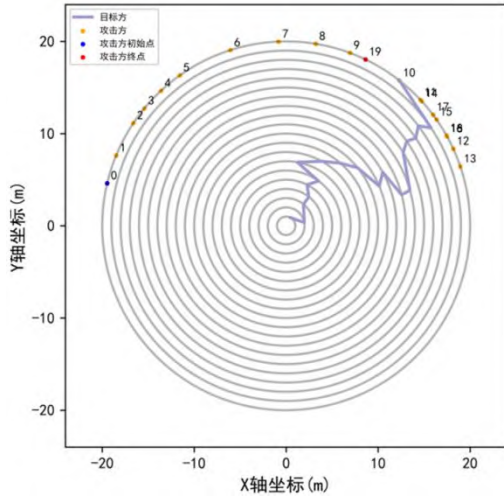


图3 随机生成目标方逃逸轨迹图

Fig.3 Random generation of target escape trajectory diagram

攻击方、目标方逃逸轨迹示意图如图3所示，蓝色线条代表目标方的移动轨迹，圆上数值的递增代表攻击方运动方向，蓝点(0)与红点(19)代表攻击方的初始点与最终点。

3 图神经网络

3.1 图卷积网络

图卷积网络 (Graph Convolution Networks, GCN) [14]其核心思想是学习一个函数映射 $f(\cdot)$ ，通过该映射图中的节点 v_i ，聚合自己的特征 x_i 与它的邻居特征 x_j ($j \in N(v_i)$) 来生成节点 v_i 的新表示，图4为图卷积网络结构。

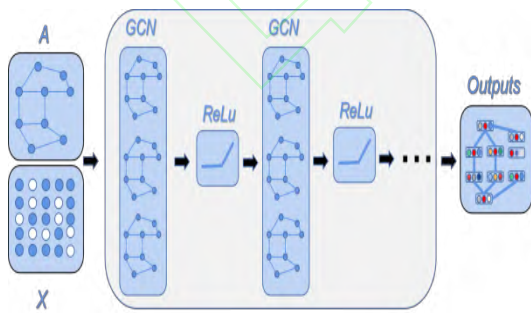


图4 GCN网络结构

Fig.4 GCN network structure

图4中A表示节点特征，X表示邻接矩阵，GCN表示搭建的网络结构，数据通过GCN网络再经过ReLU激活函数，获得输出，

并对此过程进行多次训练，最终得到输出结果。

3.2 契比雪夫频谱卷积网络

契比雪夫频谱卷积网络 (Chebyshev Spectrum Convolution Network, ChebNet) [15]，它是图卷积网络中一种，不同在于契比雪夫网络对卷积核 g_θ 进行参数化，如公式(3)

所示：

$$g_\theta = \sum_{i=0}^{K-1} \theta_k T_k(\hat{\Lambda}) \quad (3)$$

其中 θ_k 是需要学习的系数 $\hat{\Lambda} = \frac{2\Lambda}{\lambda_{\max}} - I_n$

切比雪夫多项式是通过递归得到的，其神经网络第 m 层结构如公式(4)所示：

$$x_j^{m+1} = h\left(\sum_{i=1}^p \sum_{k=0}^{K-1} \theta_k T_k(\hat{L}) X_i^m\right), j=1, \dots, q \quad (4)$$

3.3 图注意力机制网络

图注意力机制网络(Graph Attention Network, GAT) [16]。GAT网络在传播过程引入自注意力 (self-attention) 机制，每个节点的隐藏状态通过注意其邻居节点来计算。GAT网络由堆叠简单的图注意力层 (graph attention layer) 来实现，每一个注意力层对节点对 (i, j) ，注意力系数计算方式如公式(5)所示：

$$\alpha_{ij} = \frac{\exp(\text{Leaky ReLU}(a^T [Wh_i \parallel Wh_j]))}{\sum_{k \in N_i} \exp(\text{Leaky ReLU}(a^T [Wh_i \parallel Wh_k]))} \quad (5)$$

其中， α_{ij} 是节点 j 到 i 的注意力系数， N_i 表示节点 i 的邻居节点。节点输入特征为 $h = \{h_1, h_2, \dots, h_N\}$, $h_i \in R^F$ ，其中 N, F 分别表示节点个数和特征维数。最终节点的特征输入如公式(6)所示：

$$h'_i = \sigma\left(\sum_{j \in N_i} \alpha_{ij} Wh_j\right) \quad (6)$$

此外，该层利用多头注意力以稳定学习过程。它应用 K 个独立的注意力机制来计算隐藏状态，然后将其特征连接起来 (或计算

平均值),从而得到以下两种输出表示形式,如公式(7-8)所示:

$$h_i' = \parallel \sigma(\sum_{k=1}^K \alpha_{ij}^k W^k h_j) \quad (7)$$

$$h_i' = \sigma(\frac{1}{K} \sum_{k=1}^K \alpha_{ij}^k W^k h_j) \quad (8)$$

其中 α_{ij}^k 是第 k 个注意力头归一化的注意力系数, \parallel 表示拼接操作,注意力机制如下图5所示:

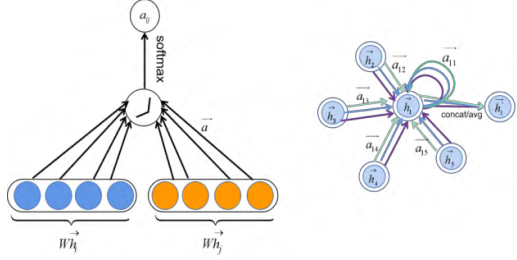


图5 注意力机制示意图

Fig.5 Schematic diagram of attention mechanism

图5表示节点 j 对于节点 i 的重要性,而不去考虑图结构性的信息,以及节点1在邻域中具有多端注意机制,不同的箭头样式表示独立的注意力计算,通过连接或平均每个head获取 h_i 。

4 博弈双方轨迹预测模型

4.1 模型准备

首先将构造目标方与攻击方逃逸轨迹上的节点图谱,随机构造一个38个节点的无向连接图,如图6所示,其中单数节点代表攻击方,双数节点代表目标方。将节点当成目标方和攻击方逃逸路线上的观测节点,通过预测每个节点的数值,作为攻击方与目标方运动轨迹上的目标值。

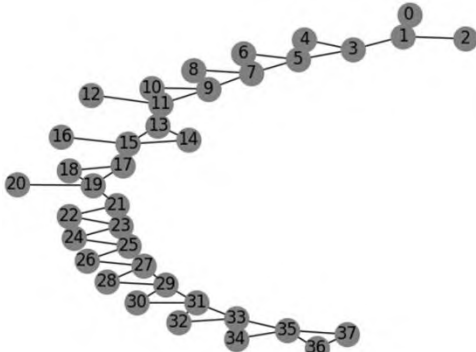


图6 网络节点连接图

Fig.6 Network node connection diagram

在 $N=20, n=20, V/v=2$ 的条件下随机生成了50000张的逃逸轨迹图,通过提取随机逃逸轨迹图的数据特征,如图7所示。

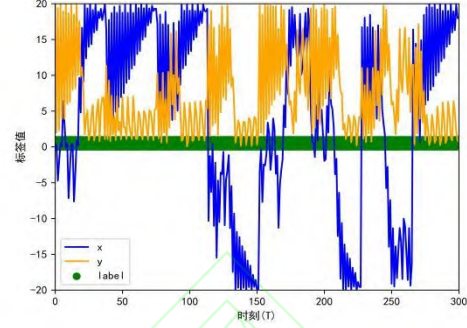


图7 第7个结点特征分布图(横坐标表示时刻,纵坐标表示 x 值, y 值,标签值)

Fig.7 The feature distribution diagram of the seventh node (the abscissa represents time, and the ordinate represents x value, y value and label value)

观察每个节点有三个特征:蓝色、橙色、绿色分别代表横坐标的值(x)、纵坐标的值(y)、标签(0/1)的值,可以看到 x 与 y 的值波动较为明显,而 x 与 y 的值又有联系,因此选取最为明显特征即 x 值。将随机生成的目标方轨迹点集和攻击方的轨迹点集,作为GAT网络的训练集与测试集,接着进行数据读取,数据切分和数据归一化处理等。

4.2 模型参数

从50000张轨迹图选取了16992张轨迹样本图,建立了一共38个节点,每个节点又有16992条数据,其中12960条作为训练集,后面4032条数据作为验证集。选择GAT网络模型,同时采用两头注意力机制,用循环来多增加注意力,变成一个大型的并行网络,输入为特征个数为6,隐藏层数目为2,输出特征个数为1,采用均方损失函数和Adam优化器。将训练数据每5分钟生成一张图,历史长度为6,将12960条数据生成的图进行训练,最终将前30分钟生成的图预测下一张图的数据。通过对训练集数据的训练,保存训练模型,用训练完的模型,预测出每个节点一共64组数据,在将每组数据还原成点集的形式,得到64张攻击方目标方运动的轨迹图。

4.3 模型评价

从运行时间(Runtime)、平均绝对误差(MAE)、平均绝对百分比误差(MAPE)、均方根误差(RMSE)这四个指标（见公式(9-11)）来对 GAT 网络进行评价通过训练得到各项指标，通过熵权评价法^[26]对模型进行评价。

1)MAE(Mean Absolute Error):

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |\hat{y}_i - y_i| \quad (9)$$

2) RMSE(Root Mean Square Error):

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\hat{y}_i - y_i)^2} \quad (10)$$

3)MARE(Mean Absolute Percentage Error) :

$$SMAPE = \frac{100\%}{n} \frac{\sum_{i=1}^n |\hat{y}_i - y_i|}{(|y_i| + |\hat{y}_i|) / 2} \quad (11)$$

4) 运行时间

采用熵权法建立模型综合评价指标如下所示:

1) 将各指标的数据进行标准化处理。

X_1, X_2, \dots, X_k 假定给定了 k 个指标，其中

$X_i = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ 。各指标数据标准化后的值

为 Y_1, Y_2, \dots, Y_k ，如公式（12）所示:

$$Y_{ij} = \frac{x_{ij} - \min(x_i)}{\max(x_i) - \min(x_i)} \quad (12)$$

2) 确定各指标权重

各指标的信息熵为 E_1, E_2, \dots, E_k 。通过信息熵计算各指标的权重，如公式（13）所示:

$$W_i = \frac{1 - E_i}{k - \sum_{i=1}^k E_i} \quad (i=1, 2, \dots, k) \quad (13)$$

3) 计算得分

设 Z_l 为第 l 个指标的最终得分由公式（14）得到。

$$Z_l = \sum_{i=1}^k X_{li} W_i \quad (14)$$

4.4 仿真分析

如图 8 所示。轨迹预测图中的蓝色线条代表目标方的移动轨迹，圆上数值的递增代

表攻击方运动方向，蓝点(0)与红点(19)代表攻击方的初始点与最终点。

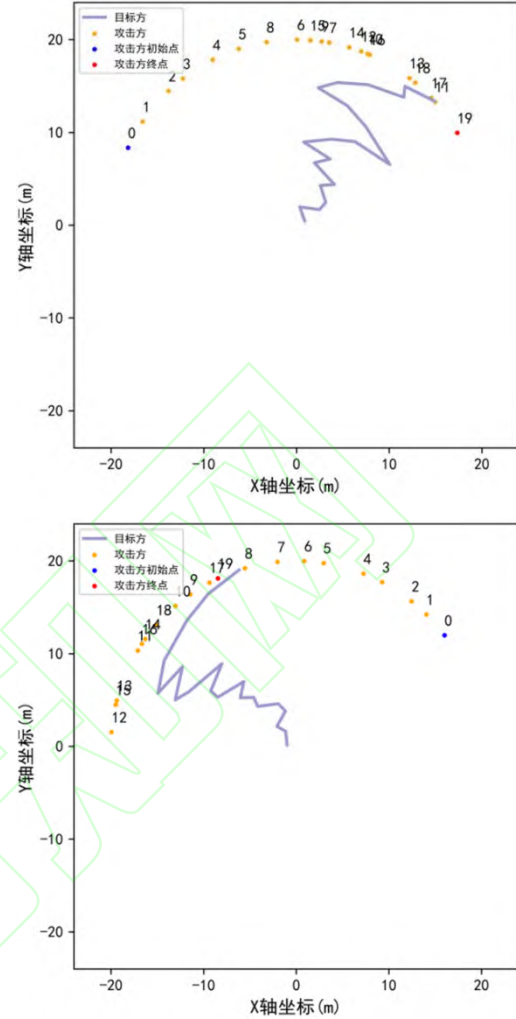


图 8 攻击方与目标方轨迹预测图

Fig.8 Trajectory prediction diagram of attacker and target

从图 8 中可以看出，构建的 GAT 神经网络轨迹预测模型能够实现在同一平面内对攻击方和目标方轨迹的快速准确预测，有着较好的实用性。采用 GAT 神经网络对微分博弈追逃轨迹进行预测，同时对 GCN、ChebNet 分别进行了测试，得到的评价结果如表 2 所示:

表 2 各网络训练情况

Table 2 Each network training situation

各网络训练 10 次后的权重		
GAT	GCN	ChebNet

runtime	0.378	0.646	0.640
MAE	0.111	0.044	0.055
MAPE	0.398	0.264	0.247
RMSE	0.398	0.044	0.056
各网络训练 10 次的得分			
	GAT	GCN	ChebNet
runtime	6.95	0.59	1.33
MAE	33.85	14.96	19.97
MAPE	1.80	1.16	0.60
RMSE	50.47	21.79	30.65
总分	93.07	38.5	52.55

由上表可知 GAT 网络在运行时间、MAE、MAPE、RMSE 等 4 个预测指标的得分均高于 GCN 和 Chebnet 网络,说明使用 GAT 网络模型数值验证该类的微分对策问题的效果最佳,且根据统计经过 10 次训练后 GAT 网络的 MAE、MAPE、RMSE 分别为 31.08、0.42%、45.90,这三个指标预测模型评价指标较低且稳定,说明使用 GAT 网络预测轨迹有较好的效果。

5 总结

为了获得微分博弈追逃最优策略,首先建立目标方逃逸胜出的限制性条件,分别设计攻击方与目标方逃逸时的最优策略,提出基于 GAT 网络对逃逸轨迹进行预测的方法,采用将双方随机运动的轨迹由圆环覆盖的方法,建立攻击方与目标方运动轨迹节点连接图,以及设计网络的注意力机制和输出特征个数以提高网络的运行速度。通过改进的 GAT 神经网络实现追逃双方轨迹的动态预测,为目标方选择逃逸轨迹时提供最优策略。

数值结果显示该方法取得结果较好,同时为微分博弈追逃问题的最优策略提供一种新的思路。在其他微分博弈追逃问题中,可能存在多目标追逃情形。在该类问题下,文中只是初步考虑该方法的可行性,所以只考虑一对一的情况,实验结果表明该方法是可行的,未来如果建立多目标的微分方程,采用文中的方法可以应用于多目标的微分最优策略问题。

参考文献:

- [1] HUANG C Q, DONG K S, HUANG H Q, et al. Autonomous air combat maneuver decision using Bayesian inference and moving horizon optimization[J]. Journal of Systems Engineering and Electronics, 2018, 29(1): 86-97.
- [2] 孙楚, 赵辉, 王渊, 等. 基于强化学习的无人机自主机动决策方法[J]. 火力与指挥控制, 2019, 44(4): 142-149.
- [3] 杜海文, 崔明朗, 韩统等. 基于多目标优化与强化学习的空战机动决策[J]. 北京航空航天大学学报, 2018, 44(11): 2247-2256.
- [4] Du H W, Cui M H, Han T, et al. Based on multi-objective Maneuver Decision Making in Air Combat based on Optimization and Reinforcement Learning[J]. Journal of Beihang University, 2018, 44(11): 2247-2256.
- [5] 李世豪, 丁勇, 高振龙. 基于直觉模糊博弈的无人机空战机动决策[J]. 系统工程与电子技术, 2019, 41(5): 1063-1070.
- [6] Li S H, Ding Y, Gao Z L. Based on intuition fuzzy Bo Yi's UAV air combat maneuver decision[J]. Systems Engineering and Electronics, 2019, 41(5): 1063-1070.
- [7] 李龙跃, 刘付显, 史向峰, 王菊. 导弹追逃博弈微分对策建模与求解[J]. 系统工程理论与实践, 2016, 36(8): 2161-2168.
- [8] LI L Y, LIU F X, SHI X F, WANG J. Modeling and Solution of Differential Countermeasures for Missile Pursuit and Escape Game[J]. Systems Engineering-Theory & Practice, 2016, 36(8): 2161-2168.
- [9] 刘冰雁, 叶雄兵, 高勇, 王新波, 倪蕾. 基于分支深度强化学习的非合作目标追逃博弈策略求解[J]. 航空学报, 2020, 41(10): 348-358.
- [10] LIU B Y, YE X B, GAO Y, WANG X B, NI L. Solution of Non-cooperative Target Pursuit and Escape Game Strategy Based on Branch Deep Reinforcement Learning[J]. Aeronautical Journal, 2020, 41(10): 348-358.

- [7] 苏义鑫,石兵华,张华军,李子璇,王晨. 水面无人艇的抗追捕-逃跑策略[J].哈尔滨工程大学学报,2018,39(6):1019-1025.
- SU Y X, SHI B H, ZHANG H J, LI Z X, WANG C. Anti-pursuit-escape strategy of unmanned boat on the surface[J].Journal of Harbin Engineering University,2018,39(6): 1019-1025.
- [8] Goodfellow, Ian J., Pouget-Abadie, Jean, Mirza, Mehdi, Xu, Bing, Warde-Farley, David, Ozair, Sherjil, Courville, Aaron C., and Bengio, Yoshua. Generative adversarial nets[C]. NIPS, 2014.
- [9] 范红旗,王胜,付强.离散时间二人随机微分对策问题信息模式的数学描述[J].电子学报, 2010, 38(6):1355-1361.
- FAN H Q, WANG S, FU Q. Mathematical description of information patterns for discrete-time two-person random differential countermeasure problem[J].Acta Electronica Sinica,2010,38(6):1355-1361.
- [10] 张宏鹏,黄长强,唐上钦,轩永波.基于卷积神经网络的无人作战飞机飞行轨迹实时预测[J].兵工学报,2020,41(9):1894-1903.
- Zhang H P, Huang C Q, Tang S Q, Xuan Y B. Real-time prediction of flight trajectory of unmanned combat aircraft based on convolutional neural network[J]. Journal of Ordnance Engineering,2020,41(9):1894-1903.
- [11] 孙庆辉,移动轨迹目的地预测算法研究[D].华南理工大学. 2020.
- SUN Q H. Research on trajectory destination prediction algorithm[D]. South China University of Technology.2020.
- [12] 刘欢,基于深度学习的轨迹预测方法研究[D].长安大学,2020.
- LIU H. Research on trajectory prediction method based on deep learning[D].Chang'an University. 2020.
- [13] LEFFERTS E J, MARKLEY F L, MALCOLM D S. Kalman filtering for spacecraft attitude estimation[J]. Journal of Guidance Control and Dynamics, 1982, 5(5): 417-429
- [14] Kipf T N, Welling M. Semi-supervised classification with graph convolutional networks[J]. arXiv preprint arXiv:1609.02907, 2016.
- [15] Defferrard M, Bresson X, Vandergheynst P. Convolutional Neural Networks on Graphs with Fast Localized Spectral Filtering[C]. 30th Conference on Neural Information Processing Systems (NIPS).
- [16] Petar Veličković, Guillem Cucurull, Arantxa Casanova, Adriana Romero, Pietro Liò, Yoshua Bengio. Graph Attention Networks[C]. ICLR 2018. 12 pages, 2 figures.