

基于战场热点图的 MOBA 类游戏战术分析研究

于 诚¹ 朱皖宁^{1,2}

(金陵科技学院软件工程学院 南京 211169)¹ (东南大学计算机科学与工程学院 南京 211189)²

摘 要 随着电子竞技产业不断发展,除了经验、天赋、技巧等决胜因素外,数据分析对 MOBA 游戏的胜负手影响越来越大。针对某些 MOBA 类游戏无法直接通过接口获得准确数据的问题,提出根据官方提供的热点图来对核心人物的位置数据进行预处理,利用原型聚类算法思想的 PNN(Probabilistic Nearest Neighbor)算法对热点图进行战术分析,最后以概率的形式导出战术:对战方核心人物去往战场核心点的移动概率。本算法加入了加权距离以改善 KNN 利用欧氏距离计算样本点之间差异的不足,并利用最小二乘法来取得最优的常数解;同时对所有的距离数据进行归一化处理,提高了算法准确度。最终实验表明了所提方法预测战场核心人物去往核心点的概率的有效性。

关键词 电子竞技,MOBA 战术分析,PNN 算法,加权距离,最小二乘法

中图分类号 TP391 **文献标识码** A

Tactical Analysis of MOBA Games Based on Hotspot Map of Battlefield

YU Cheng¹ ZHU Wan-ning^{1,2}

(Department of Software Engineering, Jinling Institute of Technology, Nanjing 211169, China)¹

(Department of Computer Science and Engineering, Southeast University, Nanjing 211189, China)²

Abstract With the continuous development of the e-sports industry, except for the decisive factors such as experience, talent and skills, data analysis has an increasing influence on the winners and losers of MOBA games. For the problem that some MOBA games are unable to obtain accurate data directly through the interface, this paper proposed a method that gives pretreatment for position data according to the official heat maps and used PNN (Probabilistic Nearest Neighbor) with the idea of prototype clustering for tactical analysis. Finally, tactics is derived in the form of a probability: mobile probability for core characteristics of sides to core of the battle. In this algorithm, weighted distance is added to improve KNN's shortcoming of using Euclidean distance to calculate the difference between sample points, and the least square method is used to obtain the optimal constant solution. At the same time, all distance data are normalized to improve the accuracy of the algorithm. The final experiment shows that this method is effective in predicting the probability of the core point of the battlefield.

Keywords E-sports, MOBA tactical analysis, PNN algorithm, Weighted distance, Least square method

1 引言

电子竞技作为新兴的体育竞技类项目,其市场有着巨大的发展潜力。2003 年 11 月,中国国家体育总局将电子竞技运动设为国家认可的第 99 项体育项目。2008 年,国家体育总局通过整合中国现有的体育项目,将电子竞技重新设为国家第 78 项体育运动项目。在电竞被列为正式体育运动的基础上,国家体育总局已经牵头连续举办了两届移动电竞比赛,而且电子竞技也被纳入 2022 年杭州亚运会的正式比赛项目^[1]。不仅如此,国家发改委发布的《关于印发促进消费带动转型升级行动方案的通知》中明确指出“以企业为主体,举办全国性或国际性电子竞技游戏游艺赛事活动”,同时文化部专门发文提出“支持打造区域性、全国性乃至国际性游戏游艺竞技赛事”。而且,电子竞技运动已经纳入教育部公布的《普通高等学校高等职业教育(专科)专业目录》中,包括四川传媒学院等全国多家高校已在 2017 年秋季正式招收首批电竞专业

新生。不难看出,作为中国体育运动的一支新劲旅,作为中国经济的一个新动能,电竞运动已经迎来最好的时代^[2]。

电子竞技 MOBA 类比赛是需要数据分析的。任一彬^[53]在分析了比赛的经济、BUFF、阵容、操作等因素对比赛的影响后,特别提出战术因素对比赛制胜的影响。因此得出结论:经济因素、BUFF 因素和战术操作因素是相辅相成的关键因素,三者缺一不可。在经济和 BUFF 取得领先的前提下,如果战术操作出现失误,胜利就不再属于领先的那一方^[3]。制胜的主要因素是战术操作,可以看出战术分析对于比赛的重要性。目前部分比赛队伍没有应用数据分析,在与同水平选手比赛时,不了解对方战术,或者了解得不够深入,导致选手比赛时连连失利。当前的 MOBA 类项目比赛中,教练需要制定每个队员的选角、出装、游走路线,而优秀的计划的制定需要分析对战方以往的多场比赛,将对战方的选角、出装、走位、击杀顺序等数据进行人工分析,从而导出对战方队员的行为模式与战术模式。这一工作量无疑是巨大的,且很大程度取决

本文受金陵科技学院高层次人才科研启动基金:基于量子算法的 Web 用户行为分析与研究项目(jit-b-201624)资助。

于 诚(1997—),男,主要研究方向为人工智能,E-mail:1072038904@qq.com;朱皖宁(1983—),男,博士,讲师,主要研究方向为量子计算,E-mail:granny025@163.com(通信作者)。

于教练的水平以及经验,也受队员是否能完全理解教练的想法所影响。

针对上文提到的问题,本文展示了数据分析在 MOBA 类项目比赛中进行战术分析的用处:通过对对战方核心人物的历史数据进行分析,导出战术,从而减轻教练或战术分析人员的压力,给予队员更多应对敌方战术的时间,给教练或战术分析人员更多时间制定突发情况的计划。现在考虑以下场景,战队需要通过分析对手的战斗记录获取对方在前期的可能战术,例如以 P 概率攻击第 N 路。在以往的研究中,必须要获取准确的数据后才能进行分析,但是某些 MOBA 类游戏无法通过公开的接口直接获取精确数据,例如英雄联盟。因此如何在无法获取准确数据的情况下分析战斗记录就成为一个亟需解决的问题。本文提出了一种基于热点图 MOBA 类战术分析的算法,解决了英雄联盟在没有准确数据时进行战术分析的问题。首先利用 PNN 算法进行战术分析,然后以概率的形式导出战术,计算对战方核心人物去往战场核心点的移动概率。本文在算法中加入加权距离来改善 KNN 利用欧氏距离计算样本点之间差异的不足,并利用最小二乘法来取得最优的常数解,同时对所有的距离数据进行归一化处理,以提高算法准确度。

2 加权距离的 PNN 算法以及导出战术移动概率

2.1 准备知识

2.1.1 K 近邻算法介绍

K 近邻法 (K-Nearest Neighbor, KNN)^[4] 由 Cover 和 Hart 于 1968 年提出^[6],它是一种基本分类与回归方法^[5]。K 近邻法的输入为实例的特征向量,对应于特征空间的点;输出为实例的类别。K 近邻法假设给定一个训练数据集,其中的实例类别已定。分类时,对新的实例,根据 k 个最近邻的训练实例的类别,通过多数表决等方式进行预测。因此,K 近邻法不具有显示的学习过程。实际上利用训练数据集对特征空间进行划分,并将其作为其分类的模型。K 值的选择、距离度量及分类决策规则是 K 近邻法的 3 个基本元素。

2.1.2 最小二乘法介绍

最小二乘法^[7]的数学原理为:给定一组数据 $(x_i, y_i) (i = 1, 2, \dots, n)$, 设其经验方程为 $F(x)$, 方程中含有一些待定系数 a_n , 将 (x_i, y_i) 代入方程求差, 并取平方和, 由于误差正负直接相加可以相互抵消, 因此取其平方和。记误差为: $e = \sum (y_i - F(x_i))^2$, 通过求 e 的极小值可以求出 a_n , 从而求出该组数据的最佳拟合函数, 该函数使得误差平方和最小。

2.2 战术分析算法的原理

热点图提取数据之后有“热度”(即热点的权重), 所以传统欧氏距离^[8]无法解决本文的问题, 因此提出加权距离^[9], 从而更精确地导出热点更有可能向哪个核心点移动。为了更加符合实际战术分析场景, 我们采用概率的方式来表示最后的结果。

该算法首先设 3 个核心点集合为: $C = \{c_1, c_2, c_3\}$, 其中 c_j 的横坐标为 c_{j0} , 纵坐标为 c_{j1} , $c_j \in R^2, j \in [1, 3]$, 特别地可以将这 3 个点定义为:

$$c_1 = (20, 22)^T, c_2 = (69, 68)^T, c_3 = (117, 116)^T$$

设热点集合为 $X_{\text{host}} = \{x_1, x_2, x_3, \dots, x_n\}$, 其中 $x_i \in R^2$, 设 x_i 的横坐标为 x_{i0} , 纵坐标为 x_{i1} 。其中 $j \in [1, 3], j \in \mathbf{Z}$, $i \in [1, n], i \in \mathbf{Z}, n \in \mathbf{Z}$ 。则加权距离公式为:

$$\text{dist}_{W_{ei}}(x_i, c_j) = \sqrt{\sum_{k=0}^1 \left(\frac{x_{ik} - c_{jk}}{K_{ik} W_{ik}} \right)^2}$$

其中 x_i 的权重为正实数 $K_{ik} W_{ik}$, $K_{ik} \in [1, 10], W_{ik} \in [1, 5]$ 。定义 $K_i W_i$ 为 x_i 的整体权重, 且 $K_i W_i = K_{i0} W_{i0} = K_{i1} W_{i1}$, 因此可以将 $K_{ik} W_{ik}$ 提取出来:

$$\text{dist}_{W_{ei}}(x_i, c_j) = \frac{1}{K_i W_i} \sqrt{\sum_{k=0}^1 (x_{ik} - c_{jk})^2}$$

因为系数是用来平衡权重的, 所以同一权重的点系数相等, $K_i W_i = K_{w_i} W_i$,

$$\text{dist}_{W_{ei}}(x_i, c_j) = \frac{1}{K_{w_i} W_i} \sqrt{\sum_{k=0}^1 (x_{ik} - c_{jk})^2} \quad (1)$$

概率公式为:

$$P(x_i, c_j) = \frac{\text{dist}_{W_{ei}}(x_i, c_j)}{N \sum_{j=1}^3 \text{dist}_{W_{ei}}(x_i, c_j)} \quad (2)$$

其中, N 为热点数量。

2.2.1 定理

定理 1 概率公式 $P(x_i, x_j)$ 满足归一化, 即 $\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^3 P(x_i, x_j) = 1$ 。

证明: 每个 x_i 离 3 个核心点的概率和为 $\sum_{j=1}^3 P(x_i, x_j) =$

$$\frac{\sum_{j=1}^3 \text{dist}_{W_{ei}}(x_i, c_j)}{N \sum_{j=1}^3 \text{dist}_{W_{ei}}(x_i, c_j)} = \frac{1}{N}, \text{ 那么 } n \text{ 个热点离 3 个核心点的概率和为:}$$

$$\begin{aligned} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^3 P(x_i, x_j) &= \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^3 \frac{\text{dist}_{W_{ei}}(x_i, c_j)}{N \sum_{j=1}^3 \text{dist}_{W_{ei}}(x_i, c_j)} \\ &= \sum_{i=1}^n \frac{\sum_{j=1}^3 \text{dist}_{W_{ei}}(x_i, c_j)}{N \sum_{j=1}^3 \text{dist}_{W_{ei}}(x_i, c_j)} \\ &= \sum_{i=1}^n \frac{\sum_{j=1}^3 \sqrt{\sum_{k=0}^1 \left(\frac{x_{ik} - c_{jk}}{K_{ik} W_{ik}} \right)^2}}{N \sum_{j=1}^3 \sqrt{\sum_{k=0}^1 \left(\frac{x_{ik} - c_{jk}}{K_{ik} W_{ik}} \right)^2}} \\ &= \sum_{i=1}^n \frac{\sum_{j=1}^3 \frac{1}{K_i W_i} \sqrt{\sum_{k=0}^1 (x_{ik} - c_{jk})^2}}{N \sum_{j=1}^3 \frac{1}{K_i W_i} \sqrt{\sum_{k=0}^1 (x_{ik} - c_{jk})^2}} \\ &= \sum_{i=1}^n \frac{\sum_{j=1}^3 \frac{1}{K_{w_i} W_i} \sqrt{\sum_{k=0}^1 (x_{ik} - c_{jk})^2}}{N \sum_{j=1}^3 \frac{1}{K_{w_i} W_i} \sqrt{\sum_{k=0}^1 (x_{ik} - c_{jk})^2}} \\ &= \sum_{i=1}^n \frac{1}{N} \\ &= 1 \end{aligned}$$

因此, $P(x_i, x_j)$ 满足归一化公式 $\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^3 P(x_i, x_j) = 1$ 。

2.2.2 加权距离常数确定方法

本算法求解的问题是加入权值之后最接近战场核心点的点, 但是仍然无法保证数据的拟合性^[10], 因为算法的数据横坐标与纵坐标本身不存在误差, 所以提出采用最小二乘法来得到最优的 K_{w_i} 值使得数据的拟合性优化。于是定义了数据集 $D_n \equiv \{d_{ij} \mid d_{ij} = \text{dist}(x_i, c_j)\}$, 其中 $\text{dist}(x_i, c_j) = \sqrt{\sum_{k=0}^1 (x_{ik} - c_{jk})^2}$, $i \in [1, n], j \in [1, 3], i \in \mathbf{Z}, j \in \mathbf{Z}, n \in \mathbf{Z}$,

$D_n' \equiv \{d'_{ij} \mid d'_{ij} = \text{dist}_{W_i}(x_i, c_j)\}$, 为了定量给出数据集合之间的线性关系符合程度, 采用相关系数来衡量。其定义为:

$$k \langle D_n, D_n' \rangle = \frac{\sum_{i=1}^n D_i D_i' - \sum_{i=1}^n D_i \cdot \sum_{j=1}^n D_j'}{[n \sum_{i=1}^n D_i^2 - (\sum_{i=1}^n D_i)^2][n \sum_{i=1}^n D_i'^2 - (\sum_{i=1}^n D_i')^2]}$$

其中, k 为夹角向量, 系数 k 越趋近于 1 说明数据集合的线性关系越好。不断调整 5 个权值对应的 K_{W_i} 的值, 从而得到 k 的极大值, 然后得出每个权值对应的 K_{W_i} 的最优解。

2.3 战术分析算法实现

2.3.1 PNN 算法

算法 1

1. 输入 $X_{\text{host}} = \{x_1, x_2, x_3, \dots, x_n\}$, $C = \{c_1, c_2, c_3\}$

2. for 每个热点 x_i do:

for 每个核心点 c_i do:

计算 x_i 与 c_i 的加权距离:

$$\text{dist}_{W_i}(x_i, c_j) = \frac{1}{K_i W_i} \sqrt{\sum_{k=0}^1 (x_{ik} - c_{jk})^2}$$

3. for 每个热点 x_i do

for 每个核心点 c_i do

计算归一化移动概率:

$$P(x_i, c_j) = \frac{\text{dist}_{W_i}(x_i, c_j)}{N \sum_{j=1}^3 \text{dist}_{W_i}(x_i, c_j)}$$

4. 统计概率 $P(x_i, c_j)$ 获得战术

2.3.2 最小二乘法拟合确定 K_{W_i}

算法 2

1. 输入 $D_n \equiv \{d_{ij} \mid d_{ij} = \text{dist}(x_i, c_j)\}$, $D_n' \equiv \{d'_{ij} \mid d'_{ij} = \text{dist}_{W_i}(x_i, c_j)\}$

$$2. \max = k \langle D_n, D_n' \rangle = \frac{\sum_{i=1}^n D_i D_i' - \sum_{i=1}^n D_i \cdot \sum_{j=1}^n D_j'}{[n \sum_{i=1}^n D_i^2 - (\sum_{i=1}^n D_i)^2][n \sum_{i=1}^n D_i'^2 - (\sum_{i=1}^n D_i')^2]}$$

3. for 每个 W_i do:

for $K_{W_i} = 1$ to 10 step 0.05 do:

If $\max < k \langle D_n, D_n' \rangle$ then

$\max = k \langle D_n, D_n' \rangle$, $K_{W_i} = K_{W_i}$

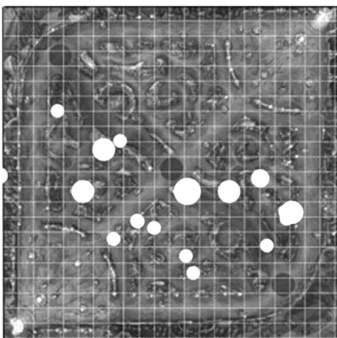
end for

end for

return K_{W_i}

3 相关实验及分析

为了验证战术分析算法的战术导出效果, 给出一组战场比赛数据集合, 对各个战场热点进行战术导出实验, 来证明算法分类的有效性。数据来自于英雄联盟 S8 赛季的比赛视频记录, 主要信息包括: 数据编号、横坐标、纵坐标、权重, 其由比赛热点图(见图 1)预处理得到。



注: 白色点代表热点, 白色点的不同大小代表不同热度

图 1 比赛热点图

表 1 列出了数据集合, i 代表数据编号, x_{i0} 代表热点的横坐标, x_{i1} 代表热点的纵坐标, W_i 代表热点的热度。

表 1 数据集合

i	x_{i0}	x_{i1}	W_i
1	78	75	5
2	105	71	2
3	62	90	5
4	33	75	5
5	117	86	5
6	67	98	4
7	91	76	1
8	80	110	1
9	70	87	5
10	74	102	1
11	100	106	2
12	10	9	2
13	13	11	1

为了精确测出常数参数 K_{W_i} , 选取了不用队伍的比赛记录, 对每个热点进行移动概率分析, 得到了 K_{W_i} 的最优解, 其使得最小二乘衡量拟合系数 k 的值达到最高。此时 k 的值接近真实数据点, 相比其他 k 值, 准确率高出 5%~15%。

如表 2 所列, K_{W_i} 代表权重的最优常数, 权重值 1~5 对应最优的 K_{W_i} , 当 K_{W_i} 最优时 k 取得最大值。

表 2 k 与最优 K_{W_i} 的关系表

i	W_i	K_{W_i}	k
1	1	5.15	0.85
2	1	5.15	0.82
3	1	5.15	0.93
4	2	6.65	0.89
5	2	6.65	0.86
6	2	6.65	0.76
7	3	9.05	0.89
8	3	9.05	0.82
9	3	9.05	0.86
10	4	8.25	0.82
11	4	8.25	0.86
12	4	8.25	0.85
13	5	7.15	0.83
14	5	7.15	0.77
15	5	7.15	0.81

在得到加权距离数据集合后, 对数据进行归一化处理得到了战场的移动概率表, 如表 3 所列。

表 3 移动概率表

i	The probability of moving to top/%	The probability of moving to mid/%	The probability of moving to bot/%
1	0	5	1
2	1	2	2
3	2	10	3
4	3	5	2
5	14	32	54
6	5	15	8
7	7	19	22
8	12	56	19
9	13	38	29
10	13	32	80
11	85	10	5
12	90	7	3
13	8	8	3

表 3 中, 第 2、3、4 列分别代表了每个热点往上、中、下移动的概率。

通过实验的数据结果分析, 该算法在分析比赛热点图时, 能够取得较为精准的战场热点的移动概率。

虚警率定义为:

$$P_f = \frac{DFP}{DTP + DFP} \quad (14)$$

对于两种典型尾流,比较 3 种方法在测试集上的识别率、虚警率,实验数据如表 2 所列。可以看出,3 种算法对于开尔文尾迹均具有较高的识别率;但对于湍流尾迹,由于尾流生成后的初始阶段主要表现为射流特征,随着时间的推移,尾流逐渐以自由湍流形式扩散,从而在图像中呈现为一条稍宽渐变区域(如图 7 第 2—4 行),其边缘特征弱、几何特性不明显,因此传统方法无法检测到这种尾流特征,而本文算法可得到准确的检测结果,检测率明显提高。从表 2 可以看出,相较于其他两种方法,本文算法具有较高的检测率,说明本文检测方法的适用性更广泛。同时,本文算法在虚警率上有一定优势,即对干扰有一定的抑制效果。通过对未能准确检测的案例进行分析发现,影响检测率的原因在于:1)增强后的尾流特征阈值分割参数的自适应性不强;2)较宽、较亮的尾流导致 Hough 变换域中峰值过高,淹没了其余尾迹。就虚警率而言,负样本中包含了海天经线场景,且海天经线有着和尾流类似的线性特征,梯度差异较大,这会造成尾流检测中的虚警。未来可以在尾流特征和海天经线特征之间的差异上做进一步研究,以降低虚警率。

表 2 本文算法与传统方法的定量比较

(单位:%)

	Canny 算子		Hough 变换		本文方法	
	PD	PF	PD	PF	PD	PF
Kelvin 尾流	61.60	20.60	72.90	18.20	90.10	11.40
湍流尾迹	0	—	0	—	74	11.90

结束语 本文研究了红外舰船尾流检测问题,提出了一

种基于 Gabor 滤波器组和局部信息熵特征融合的尾流检测算法,提高了检测率,解决了目标和背景对比度低时无法识别尾流特征的问题,对于具有一定宽度的湍流尾迹也能准确识别。未来可以将此方法应用到红外隐身条件下的舰船目标预测及跟踪,实现对舰船运动参数的估计。

参考文献

- [1] ZHANG X, LEWIS M, BISSETT W P, et al. Optical influence of ship wakes[J]. *Appl. Opt.*, 2004, 43(15): 3122-3132.
- [2] ZHANG J S, CUI H, ZHANG Y Q, et al. SWEI Processing and Compression Encoding Technology [J/OL]. *Journal of Xian Technological University*, paperuri: 18c1bf6d49bd87aee83156a3372f2548b.
- [3] 王慧丽, 齐昇, 刘焕英. 舰船尾流红外图像边界检测方法[J]. *红外与激光工程*, 2013, 42(2): 524-527.
- [4] 周晓明, 马秋禾, 肖蓉. 基于 Canny 算子的改进的图像边缘检测方法[J]. *影像技术*, 2008, 20(4): 17-20.
- [5] CHUTATAPE O, GUO L. A Modified Hough Transform for Line Detection and Its Performance [J]. *Pattern Recognition*, 1999, 32(2): 181-192.
- [6] COURMONTAGNE P. An improvement of ship wake detection based on the radon transform [J]. *Signal Processing*, 2005, 85(8): 1634-1654.
- [7] XU L, OJA E, KULTANEN P. A new curve detection method: Randomized Hough transform (RHT) [J]. *Pattern Recognition Letters*, 1990, 11(5): 331-338.
- [8] KARATHANASSI V, TOPOUZELIS K, SARANTOPOULOS D. Texture-based detection of sea wave direction[C]// *Proceedings of SPIE*. 2004.
- [9] 备与车辆工程, 2017(10): 96-97, 100. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/37.1433.TH.20171024.0703.044.html>.
- [5] SEBASTIANI F. Machine learning in automated text categorization [J]. *ACM Computing Surveys*, 2002, 31(2): 1-17.
- [6] 李航. 统计学习方法 [M]. 北京: 清华大学出版社, 2012: 37-45.
- [7] 丁克良, 沈云中, 欧吉坤. 整体最小二乘法直线拟合[J]. *辽宁工程技术大学学报(自然科学版)*, 2010, 29(1): 44-47.
- [8] ALISON J, DUFFIELD S J, MORECROFT M D, et al. Successful restoration of moth abundance and species-richness in grassland created under agri-environment schemes [J]. *Biological Conservation*, 2017, 213: 51-58.
- [9] KIM J, HONG T, JEONG J, et al. An integrated psychological response score of the occupants based on their activities and the indoor environmental quality condition changes [J]. *Building and Environment*, 2017, 123: 66-77.
- [10] DECUYPER J, DE TROYER T, RUNACRES M C, et al. Non-linear state-space modelling of the kinematics of an oscillating circular cylinder in a fluid flow [J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2018, 98: 209-230.
- [11] LIN Z Y, ZHANG L X. Convergence to a self-normalized G-Brownian motion [J]. *Probability, Uncertainty and Quantitative Risk*, 2017, 2(1): 4.

(上接第 151 页)

结束语 本文提出一种电子竞技战术分析的 PNN 算法,解决了某些 MOBA 类电子竞技游戏无法通过接口获得准确数据从而难以进行数据分析的问题。算法用加权欧氏距离代替传统欧氏距离;同时向距离中加入常系数参数,利用最小二乘法取得常系数的最优解,增加了算法的灵活性以及数据的拟合性,同时用概率表示结果,更加清晰地展示电子竞技战术分析的结果。实验结果表明,本文算法对于电子竞技战术分析有较好的效果。但是在应用中需要根据实际战术需求增加或者减少核心点数量,需要将某个选手在赛场的结果进行联合分析以生成选手的行为模式模型,才能得到更加准确的战术分析效果。

参考文献

- [1] 何培奕. 中国电子竞技产业的现状和发展研究[D]. 上海: 上海外国语大学, 2013.
- [2] 张锐. 中国电子竞技进入最好的时代[N]. *证券时报*, 2017-10-10 (A03).
- [3] 任一彬. 中国电竞英雄联盟中国队 S5 季中赛制胜因素分析 [D]. 西北师范大学, 2016.
- [4] 田绍兴, 陈劲杰. 基于 KNN 的手写数字的识别[J/OL]. *农业装*