

# 基于 BP 神经网络 PID 的水下无人航行器 舵机驱动智能控制系统

张肖江, 周春桂, 王志军, 王小东, 侯一方, 张卓毅  
(中北大学机电工程学院, 山西 太原 030051)

**摘要:**针对传统 PID 在处理复杂非线性系统时不能重新整定参数造成舵机控制精度无法满足要求, 提出一种基于 BP 神经网络 PID 控制器的电机调速系统。该系统引入动量项, 减少震荡, 在面对复杂非线性系统时, 可以实时调节整定 PID 参数, 通过控制电机转速, 调节舵机转角进而控制水下航行器的姿态。Matlab/Simulink 建模仿真结果表明: 基于 BP 神经网络 PID 的永磁同步电机调速系统相较于传统 PID 控制器, 具有更好的动态响应特性和更强的抗干扰能力, 对水下航行器的舵机控制有一定的参考价值。

**关键词:**水下航行器舵机; 永磁同步电机; BP 神经网络

中图分类号: TM341; U664.82

文献标志码: A

文章编号: 1008-1194(2023)02-0109-05

## Underwater UAV Steering Gear Driven Intelligent Control System Based on BP Neural Network PID

ZHANG Xiaojiang, ZHOU Chungui, WANG Zhijun, WANG Xiaodong,  
HOU Yifang, ZHANG Zhuoyi

(College of Electrical and Mechanical Engineering, North University of China, Taiyuan 030051, China)

**Abstract:** Since the traditional PID cannot be retuned to the parameters in the processing of complex nonlinear systems, the steering gear control accuracy cannot meet the requirements, a motor speed regulation system based on the BP neural network PID controller was proposed. The system introduced momentum terms to reduce oscillation, in the face of complex nonlinear systems, which could adjust the PID parameters in real time, by controlling the motor speed, adjusting the steering gear angle and then controlling the attitude of the underwater vehicle. Matlab/Simulink modeling simulation proved that the permanent magnet synchronous motor speed regulation system based on BP neural network PID had better dynamic response characteristics and stronger anti-interference ability than the traditional PID controller, and had certain reference value for the steering gear control of underwater vehicles.

**Key words:** underwater vehicle servo; permanent magnet synchronization motor; BP neural network

## 0 引言

在现代海战领域的研究中, 水下自主航行器受到了越来越多的关注。舵机作为水下航行器的重要组成部分, 直接影响了航行器的总体控制性能<sup>[1]</sup>。目前选用低损耗、大扭矩的永磁同步电机已经成为水下舵机选型的趋势。但由于永磁同步电机是高阶

非线性系统, 控制效果受到电机参数、海浪等因素的干扰较大。应用较为广泛的传统 PID 虽然简单易实现, 但面对复杂非线性时变系统时, 不具有重新整定参数的能力。为了解决传统 PID 动态响应特性差的问题, 文献[2]提出了变论域模糊 PID 控制器, 相较于传统 PID, 提高了控制精度, 但模糊控制需要一定的专家经验, 并未验证其抗干扰性。文献[3]采用滑膜控制, 提高了控制精度, 有一定的抗干

\* 收稿日期: 2022-10-20

作者简介: 张肖江(1995—), 男, 山西晋中人, 硕士研究生。

扰性,但是滑模控制在稳定后会造成抖震。BP(误差反传)神经网络对复杂非线性系统具有很强的自适应、自学习的能力。文献[4]提出了将BP神经网络和PID控制器结合的方法,实现了对永磁同步电机的调速;但是由于标准BP神经网络在修正权值时是按负梯度方式修正的,容易使学习过程陷入局部震荡、收敛速度慢的情况。

本文针对基于PID控制的电机调速舵机系统无法自学习、自适应的局限性,将PID控制器与BP神经网络算法相结合,引入动量项,减少震荡,设计了基于BP神经网络PID控制器,并建立了不同控制输入信号下偏航通道和舵机的整体仿真。

## 1 水下航行器控制系统及BP神经网络PID算法

### 1.1 水下航行器控制系统结构

水下航行器偏航通道的控制系统如图1所示,主要由偏航通道控制器、舵回路、舵片、航行器以及反馈装置等组成,其中舵回路由舵回路控制器、电机、反馈装置和减速器组成。当舵机控制器接收到控制输入和舵机位置的偏差信号后,驱动电机转动,随后经减速器减速后由反馈装置传回比较器构成舵回路闭环。对于偏航通道控制系统,由控制输入与实际的偏航角产生的偏差信号经过偏航通道的控制器生成响应的控制信号加到舵机上,舵机推动舵片转动,从而操纵航行器运动,使航行器达到并保持在新的航向设定上<sup>[5]</sup>。

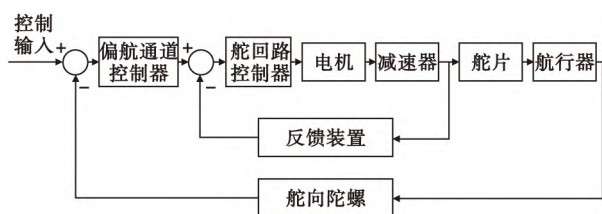


图1 水下航行器控制系统框图

Fig. 1 Block diagram of an underwater vehicle control system

电机作为航行器舵机动力系统的主要组成部分,控制效果的好坏直接决定着航行器的运动姿态好坏。永磁同步电机因其结构简单、体积小、效率高逐渐成为伺服电机系统的发展趋势<sup>[6]</sup>。

永磁同步电机采用矢量控制系统,如图2所

示<sup>[7]</sup>。电机系统控制过程如下:将设定的目标转速 $n^*$ 与电机的实际转速 $n$ 的偏差传递给控制器,经控制器计算后得到 $q$ 轴电流设定值 $i_q^*$ ,将 $q$ 轴和 $d$ 轴的实际电流检测值 $i_q$ 、 $i_d$ 分别与 $d$ 、 $q$ 轴的设定值 $i_q^*$ 、 $i_d^*$ 的偏差分别传递给PI电流调节器,得到 $d$ 、 $q$ 两轴的电压 $u_d$ 、 $u_q$ ,之后将旋转坐标系 $d$ - $q$ 轴的两端电压经过park逆变换得到两相静止坐标系下的电压 $u_a$ 、 $u_b$ ,将park逆变换得到的 $u_a$ 、 $u_b$ 经过SVPWM调制计算成PWM控制信号,产生驱动电流,使得永磁同步电机按照预想状态进行工作,从而实现电机系统的闭环控制<sup>[8-9]</sup>。

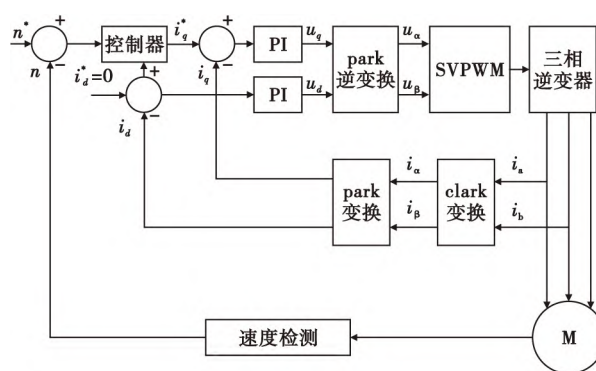


图2 永磁同步电机控制系统框图

Fig. 2 Block diagram of a permanent magnet synchronous motor control system

### 1.2 BP神经网络PID算法

本文设计的控制器是基于BP神经网络PID的控制算法。传统PID控制是对被控对象进行闭环控制,比例、积分、微分三个环节环环相扣,互相制约,但不具备参数自学习的能力;而BP神经网络可以对函数进行映射,有很强的自学习和自适应能力。两者相结合,可以使 $K_P$ 、 $K_I$ 、 $K_D$ 三个参数的各种非线性组合得到最优解,取代人的经验调参,实现对复杂系统的实时控制。BP神经网络PID控制结构框图如图3所示。图3中的神经网络控制器由增量式PID控制器和神经网络两部分组成。

经典增量式PID控制算法公式为

$$u(k) = u(k-1) + K_P[e(k) - e(k-1)] + K_I e(k) + K_D[e(k) - 2e(k-1) + e(k-2)], \quad (1)$$

式(1)中, $K_P$ 为比例系数, $K_I$ 为积分系数, $K_D$ 微分系数, $e(k)$ 为第 $k$ 次采集的误差值, $e(k-1)$ 为 $k-1$ 时刻采集的误差值, $e(k-2)$ 为 $k-2$ 时刻采集的误差值。

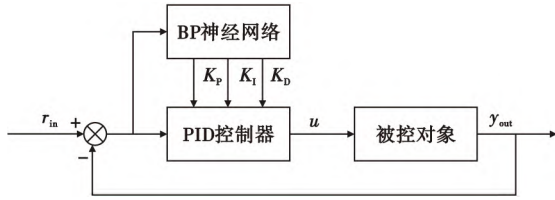


图 3 BP 神经网络 PID 控制结构

Fig. 3 BP neural network PID control structure

## 2 基于 BP 神经网络 PID 控制器

根据原理的描述, BP 神经网络 PID 算法如下<sup>[10]</sup>:

1) 初始化:确定各层的神经元节点个数以及各层级之间的权值,并赋予 $(-1,1)$ 之间的随机值。有时为了训练的效率可以对原始数据样本机型规范化处理。

2) 前向网络计算:BP 神经网络的输入输出为

$$o_i^{(1)} = x_{k-i} = e(k-i), \quad (2)$$

隐含层的输入为

$$d_j^{(2)}(k) = \sum_{i=0}^M \omega_{ji}^{(2)} o_i^{(1)}(k), \quad (3)$$

隐含层的输出为

$$o_j^{(2)}(k) = f[d_j^{(2)}(k)], \quad (4)$$

式(3)中, $\omega_{ji}^{(2)}$ 为隐含层加权系数;上标(1)、(2)、(3)分别代表输入层、隐含层、输出层。

$f(x)$ 为双曲正切函数,即

$$f(x) = \tanh(x) = \frac{e^x - e^{-x}}{e^x + e^{-x}}. \quad (5)$$

输出层的输入为

$$d_l^{(3)}(k) = \sum_{j=0}^Q \omega_{lj}^{(3)} o_j^{(2)}(k). \quad (6)$$

输出层的输出为

$$o_l^{(3)}(k) = g[d_l^{(3)}(k)], \quad (7)$$

$$o_1^{(3)}(k) = K_p, \quad (8)$$

$$o_2^{(3)}(k) = K_i, \quad (9)$$

$$o_3^{(3)}(k) = K_d, \quad (10)$$

式(6)中, $\omega_{lj}^{(3)}$ 为输出层加权系数,其中

$$g(x) = \frac{1}{2} [1 + \tanh(x)] = \frac{e^x}{e^x + e^{-x}}, \quad (11)$$

由增量式 PID(式(1))可得控制器输出  $u(k)$ 。

3) 采取输出误差二次方为性能指标函数

$$E(k) = \frac{1}{2} [r(k) - y(k)]^2. \quad (12)$$

若误差小于等于事先设定的值,则算法结束;否

则误差反向传递,按照梯度下降法,逐层修改权值。

4) 采用梯度下降算法使得网络权值系数按照学习率  $\eta$  修正,使搜索快速收敛至全局极小,由此可得到权值更新计算公式为

$$\omega_{ij}^{(3)}(k+1) = \omega_{ij}^{(3)}(k) + \eta \delta_i o_j, \quad (13)$$

$$\delta_i = e(k) * g'[d_i^{(3)}(k)], \quad (14)$$

$$g'(x) = g(x) [1 - g(x)]. \quad (15)$$

隐含层连接权值更新为

$$\omega_{ji}^{(2)}(k+1) = \omega_{ji}^{(2)}(k) + \eta \delta_i o_j, \quad (16)$$

$$\delta_j = f'[d_j^{(2)}(k)] \sum_i \delta_i \omega_{ji}^{(2)}, \quad (17)$$

$$f'(x) = 1 - f^2(x). \quad (18)$$

5) 令  $k=k+1$ ,将权值返回至第 2) 步重新开始计算,若性能指标函数  $E(k)$  满足设定值,则结束学习;反之,继续学习。

标准的 BP 神经网络采用梯度下降法作为主要手段权重沿着梯度下降的反方向修正,如果得不到期望输出,则将误差信号返回,据此对各项参数进行修改;如此反复交替,直到到达收敛为止。但在修正权值  $\omega(k)$  时只是按负梯度方式修正,未考虑之前学习到的经验,常常会使系统陷入局部最小,引起局部震荡,收敛缓慢,为此引入动量项,如式(19)所示:

$$\omega(k+1) = \omega(k) + \alpha \omega(k-1) + \eta \delta o, \quad (19)$$

式(19)中, $\omega(k)$ 为权值, $\alpha$ 为动量系数, $\eta$ 为学习率。

BP 神经网络 PID 控制器模型,如图 4 所示。BP 神经网络结构设计及算法选择对于网络性能有着重要影响,以给定转子角速度  $r(k)$ 、实际转子角速度  $y(k)$ 、转子角速度偏差  $e(k)$  及其延时信号作为网络输入, $u(k)$ ,  $K_p$ ,  $K_i$ ,  $K_d$ , 更新权值作为网络输出。设定隐含层节点数为 8,网络学习率  $\eta=0.01$ ,动量系数  $\alpha=0.3$ ,以性能指标  $E(k)$  作为评价指标<sup>[11]</sup>。

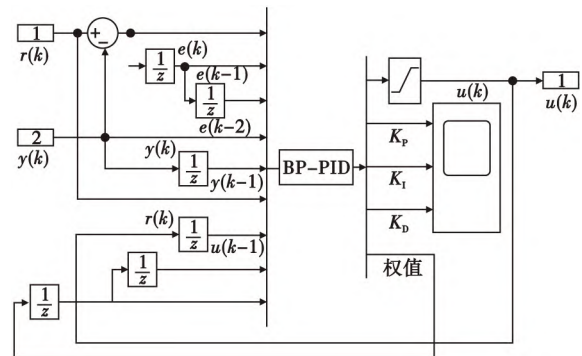


图 4 BP 神经网络 PID 控制器

Fig. 4 BP neural network PID control structure

3 仿真实验

3.1 电机仿真

基于图 3 的矢量控制系统和 1.2 节中的 BP 神经网络 PID 算法控制,在 Matlab/Simulink 中建立永磁同步电机模型,如图 5 所示。电机参数如表 1 所示。

表 1 电机工作参数

Tab 1 Motor operating parameters

参数	参数值
额定电压/V	311
额定转速 $n/(\text{r}/\text{min})$	1 000
$d$ 轴电感 $L_d/\text{mH}$	5.2
$q$ 轴电感 $L_q/\text{mH}$	17.5
转动惯量 $J/(\text{kg} \cdot \text{m}^2)$	0.008
定子电阻 $R/\Omega$	0.33
磁链/Wb	0.765
极对数 $P$	2

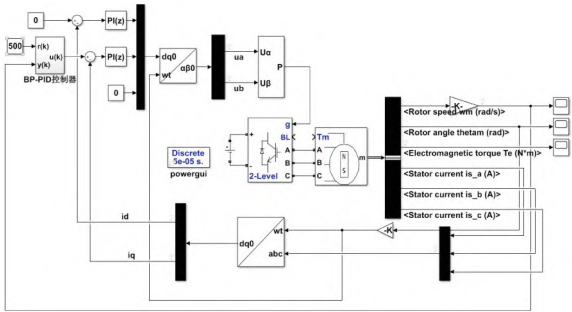


图 5 永磁同步电机调速系统仿真模型

Fig 5 Simulation model of permanent magnet synchronous motor speed regulation system

当控制转速为 500 r/min,并在 0.2 s 时加入一个幅值为 5,作用时间为 0.1 s 的脉冲干扰信号来模拟负载的变换。转速响应曲线如图 6,结果对比如表 2 所示。

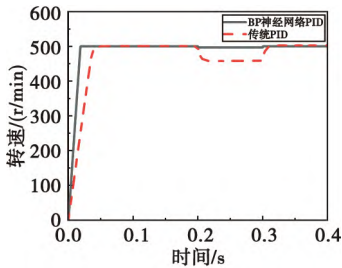


图 6 转速响应曲线

Fig 6 Response curve of velocity

表 2 加入脉冲干扰后结果对比

Tab 2 Control performance indicators after pulse interference

性能指标	PID 控制	BP-PID 控制
调节时间/ms	49	19
加负载后调节时间/ms	14	0.7
加负载后稳态值/(r/min)	458	497
卸负载后调节时间/ms	11	1

由图 6 和表 2 结果可知,BP 神经网络 PID 控制器达到稳态的时间要比传统 PID 快 61%左右,两种控制方法都无明显超调。但在 0.2 s 后加入脉冲干扰后,BP-PID 在 0.7 ms 后稳定在 497 r/min 左右,而传统 PID 需要 14 ms 后才可以到达稳态值 470 r/min。在卸负载后,BP 神经网络 PID 相较于传统 PID 控制调节时间快了 90%左右。

3.2 舵回路及偏航通道仿真

为验证基于 BP 神经网络的永磁同步电机调速系统的正确性,建立舵机回路模型,如图 7 所示。

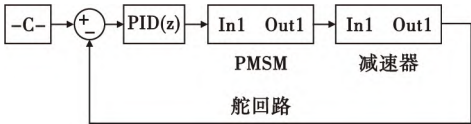


图 7 舵机控制系统

Fig 7 Steering gear control system

当加入 8°的舵角指令,分别对比传统 PID 与 BP-PID 的控制性能,得出 8°信号下舵机角度曲线及结果对比,如图 8 和表 3 所示。

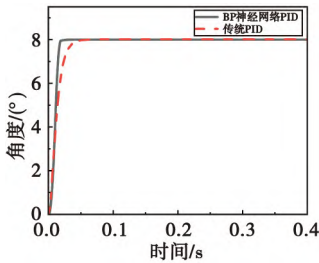


图 8 8°信号下舵机角度曲线

Fig 8 The curve of servo angle under 8°signal

由图 8 和表 3 可知,两种控制方法都有较好的动态响应能力,但 BP 神经网络 PID 控制器达到稳态的时间要比传统 PID 控制快 65%左右。

表 3 控制输入为  $8^\circ$  时舵机角度结果对比

Tab 3 Comparison of servo angle results  
when the control input is  $8^\circ$

性能指标	PID 控制	BP-PID 控制
调节时间/ms	57	20
稳态误差/%	0.15	0

为进一步验证基于 BP 神经网络 PID 电机调速系统的优越性,对某型水下航行器做偏航通道仿真模拟,如图 9 所示。

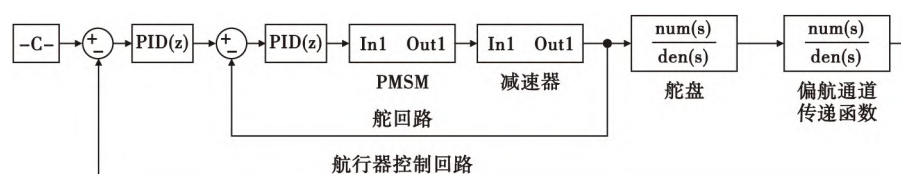
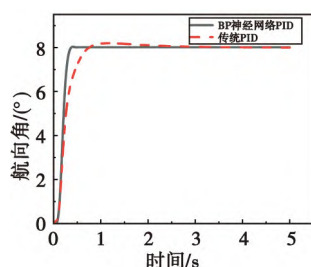


图 9 水下航行器偏航通道控制系统

Fig 9 Yaw channel control system for underwater vehicles

图 10  $8^\circ$  信号下航向角曲线Fig 10 The curve of heading angle under  $8^\circ$  signal表 4 控制输入为  $8^\circ$  时航向角结果对比

Tab 4 Comparison of heading angle results  
when the control input is  $8^\circ$

性能指标	PID 控制	BP-PID 控制
调节时间/s	1.46	0.47
超调量/%	2.5	0.5

由仿真结果可知,在  $8^\circ$  航向角的输入下,BP 神经网络 PID 控制器比传统 PID 的超调量少了 2%,调节时间快了 1 s 左右。

为了验证系统跟随性,输入幅值为 1 的正弦信号,进行仿真分析,结果如图 11 和表 5 所示。

由图 11 和表 5 可知,在正弦信号作为输入信号的情况下,BP-PID 控制的上升时间比传统 PID 的快 40 ms,相位误差比传统 PID 少 46% 左右。

其中偏航通道的传递函数为

$$H_\varphi = \frac{6.304s + 6.40}{s^2 + 5.499s + 0.08s} \quad (20)$$

偏航运动由尾部的垂直舵盘控制,使用指数函数,经过拉氏变换后可得<sup>[12]</sup>

$$H_s = \frac{1}{0.05s + 1} \quad (21)$$

输入分别给定一个  $8^\circ$  的航向角和正弦信号,进行仿真分析,得出  $8^\circ$  信号下航向角曲线和结果对比,如图 10 和表 4 所示。

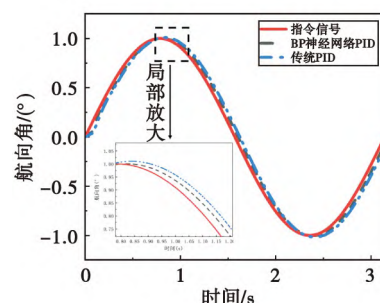


图 11 正弦信号下航向角曲线

Fig 11 The curve of heading angle under sinusoidal signal

表 5 控制输入为正弦信号结果对比

Tab. 5 A control input of sinusoidal signal result comparison

性能指标	PID 控制	BP-PID 控制
相位误差/rad	0.132	0.071
上升时间/s	0.84	0.80

## 4 结论

针对传统 PID 控制器会造成水下航行器舵机控制精度不高的问题,提出基于 BP 神经网络 PID 控制器的电机调速系统,并在算法中引入动量项,减少了曲线局部震荡,加速收敛。与传统 PID 控制器相比,BP 神经网络 PID 控制器减少了曲线局部震荡,加速收敛,具有更好的动态响应能力和抗干扰能



力。仿真结果表明,相较于传统 PID 控制,永磁同步电机在 BP 神经网络 PID 的控制下,水下航行器舵机系统能达到更好的动静态性能,对电机调速系统和水下航行器舵机控制有一定的参考价值。

#### 参考文献:

- [1]张礪,吕赞. 基于 DSP 的水下航行器舵机控制系统设计[J]. 科学技术与工程, 2011, 11(14): 3225-3228.
- [2]欧峰,陈洪,陈胜来. 基于模糊 PID 控制的永磁同步电机控制器研究[J]. 计算机测量与控制, 2017, 25(4): 40-43.
- [3]鄢毅心. 无人水下航行器舵机位置伺服控制系统研究[D]. 杭州: 杭州电子科技大学, 2020.
- [4]叶德住. 基于 BP 神经网络的永磁同步电机控制[J]. 微电机, 2016, 49(11): 57-61.
- [5]徐德民. 鱼雷自动控制系统[M]. 西安: 西北工业大学出版社, 2006.
- [6]姬浩然. 基于模糊控制的永磁同步电机控制系统研究[J]. 科技创新与应用, 2021, 11(34): 28-31.
- [7]李艳波, 赵宇健, 刘维宇, 等. 变参数趋近率的滑模模糊控制方法[J]. 探测与控制学报, 2021, 43(1): 56-60.
- [8]龚事引, 于惠钧, 宋翼颀, 等. 基于模糊 PID 的永磁同步电机矢量控制系统[J]. 湖南工业大学学报, 2015, 29(4): 40-44.
- [9]徐国泰, 张晓玲, 范清田, 等. 基于 Simulink 的二维弹道修正组件控制电路仿真方法[J]. 探测与控制学报, 2021, 43(4): 58-64.
- [10]张静文, 张庆松. BP 神经网络和 PID 船舶自动舵控制方法[J]. 舰船科学技术, 2019, 41(16): 124-126.
- [11]杨艺, 虎恩典. 基于 S 函数的 BP 神经网络 PID 控制器及 Simulink 仿真[J]. 电子设计工程, 2014, 22(4): 29-31.
- [12]龚旆德. 无人水下航行器姿态控制研究[D]. 上海: 上海第二工业大学, 2021.
- (上接第 108 页)
- [21]DANELLJAN M, BHAT G, KHAN F S, et al. AT-OM: accurate tracking by overlap maximization[C]// 2019 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Long Beach, CA, USA: IEEE, 2019: 4655-4664.
- [22]WANG M, LIU Y, HUANG Z. Large margin object tracking with circulant feature maps[C]// 2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Honolulu, HI, US: IEEE, 2017: 4800-4808.
- [23]WEIJER J V D, SCHMID C, VERBEEK J, et al. Learning color names for real-world applications[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2009, 18(7): 1512-1523.
- [24]DANELLJAN M, HÄGER G, KHAN F S, et al. Convolutional features for correlation filter based visual tracking[C]// 2015 IEEE International Conference on Computer Vision Workshop (ICCVW). Santiago, Chile: IEEE, 2015: 621-629.
- [25]WU Y, LIM J, YANG M. Object tracking benchmark[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2015, 37(9): 1834-1848.
- [26]LUKEZIC A, VOJIR T, ČEHOVIN ZAJC L, et al. Discriminative correlation filter with channel and spatial reliability[C]// Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition. Honolulu, HI, US: IEEE, 2017: 6309-6318.
- [27]MA C, YANG X, ZHANG C, et al. Long-term correlation tracking[C]// Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition. Boston, MA, US: IEEE, 2015: 5388-5396.
- [28]HARE S, GOLODETZ S, SAFFARI A, et al. Struck: Structured output tracking with kernels[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2015, 38(10): 2096-2109.