

# 基于支持向量机的智能 ATO 控车算法

赵磊<sup>1</sup> 杜康<sup>2</sup> 陈金叶<sup>2</sup> 应承静<sup>2</sup> 潘玉玲<sup>3</sup>

(1. 苏州富欣智能交通控制有限公司, 215163, 苏州;

2. 淮安市现代有轨电车经营有限公司, 223001, 淮安;

3. 上海富欣智能交通控制有限公司, 201203, 上海//第一作者, 高级工程师)

**摘要** 为解决 ATO(列车自动运行)系统在实际线路实施过程中的适应能力差以及与车辆牵引制动性能耦合度过紧等问题,提出一种基于支持向量机(SVM)且具有训练模式和运营模式的智能 ATO 系统。该 ATO 系统直接采用车载设备性能参数、车辆性能参数、ATP(列车自动保护)/ATO 曲线和线路参数等作为系统输入,通过基于 SVM 的机器学习算法计算 ATO 系统牵引和制动电压/电流输出参数。通过对实际线路 ATO 控车曲线数据的训练,调节 SVM 参数,得到最优智能 ATO 控车算法,且可利用该算法对实际线路环境下的控车命令进行预测。

**关键词** 轨道交通;列车自动运行;控车算法;支持向量机  
**中图分类号** U29-39

DOI:10.16037/j.1007-869x.2020.10.045

## Intelligent Automatic Train Operation Vehicle Control Algorithm Based on Support Vector Machine

ZHAO Lei, DU Kang, CHEN Jinye, YING Cheng-jing, PAN Yuling

**Abstract** In order to solve the problems like poor adaptability in the actual implementation of automatic train operation (ATO) system, and the tight coupling of vehicle traction and braking performance, an intelligent ATO system based on support vector machine (SVM) with training mode and operation mode is proposed. The ATO system directly takes on-board equipment performance parameters, vehicle performance parameters, ATP (automatic train protection)/ATO curve and line parameters as the system input, and uses the machine learning algorithm based on SVM to calculate ATO system traction and braking voltage/current output parameters. The optimal intelligent ATO control algorithm is obtained by training with the actual ATO control curve data and adjusting the SVM parameters. The algorithm can also be used to predict the vehicle control commands under the actual line environment.

**Key words** rail transit; ATO; vehicle control algorithm; SVM

**First-author's address** Suzhou Fuxin Intelligent Transpor-

tation Solutions Co., Ltd., 215163, Suzhou, China

列车自动控制(ATC)系统主要由3部分组成:列车自动运行(ATO)子系统、列车超速防护(ATP)子系统、列车自动监督(ATS)子系统。ATO系统最主要的功能是自动调整车速,并能进行站内定点停车,使列车平稳地停在车站的正确位置。要实现列车平稳运行的关键技术,如准点运行、平稳运行和节能运行,以及满足各项性能指标,如准时性、舒适性、节能,这就要求 ATO 在列车运行的过程中,根据已知信息对控制策略进行优化,由控制策略给出最优控制力来控制列车沿最优运行曲线运行。

## 1 列车自动运行算法概述

对于 ATO 系统的研究,各国学者主要围绕着提高 ATO 系统速度控制器的智能性进行,而提高其智能性的重点工作在于对 ATO 算法的研究。在 ATO 算法的发展过程中,相继出现了4类控制算法:经典控制算法、改进 PID(比例、积分、微分)算法、智能控制算法和集成智能控制算法。

1) 经典控制算法<sup>[1]</sup>。其核心是以经典的经验性的列车牵引制动特性公式为基础,加装固定不变的起动、惰行、牵引、制动控制模式来实现列车控制。

2) 自适应控制算法<sup>[2]</sup>。其核心基本上是利用了经典控制的算法,只是采用了参数调整模块(PID 控制器)<sup>[3]</sup>来减少参数变化引起的控制变化。从这个层面上讲,它是经典控制算法的改进。

3) 智能控制算法<sup>[4-5]</sup>。这种方法能有效地处理信息,能够保证列车在任意给定的运行环境中,在完成各项指标的前提下完成自动运行。这类算法的核心是一种学习活动,它无需或只需极少的人为

干预就能够独立地驱动智能机器实现其目标的自动控制。智能控制系统通常包括模糊控制、神经网络控制<sup>[6]</sup>、专家系统等。

4) 集成智能控制算法<sup>[1]</sup>。由于智能控制的各类算法均有其特点,而且各类算法的优势有许多是可以互补的。因此,可将几种智能控制方法或原理融合在一起构成集成智能控制算法。

## 2 基于支持向量机的智能 ATO 算法

为解决 ATO 系统在实际线路实施过程中适应能力差的问题,需要根据不同车载设备性能、车辆和线路进行参数调节以达到较高的精确控车水平,给出一种具有训练模式和运营模式的智能 ATO 系统。该 ATO 系统直接采用车载设备性能参数、车辆性能参数、ATP/ATO 曲线和线路参数作为系统输入,通过基于 SVM(支持向量机)的机器学习算法计算 ATO 系统牵引和制动电压/电流输出参数。相较于集成智能控制算法先用机器学习算法计算 PID 控制器,而后通过 PID 进行牵引/制动控制而言,基于 SVM 的机器学习算法具有处理速度快、响应及时等特点。

### 2.1 算法原理

SVM 方法是通过一个非线性映射  $p$ ,把样本空间映射到一个高维乃至无穷维的特征空间中(Hilbert 空间),使得在原来的样本空间中非线性可分的问题转化为在特征空间中的线性可分的问题。SVM 方法巧妙地解决了这个升维问题:应用核函数的展开定理,就不需要知道非线性映射的显式表达式;由于是在高维特征空间中建立线性训练机,所以与线性模型相比,不但几乎不增加计算的复杂性,而且在某种程度上避免了“维数灾难”。这一切要归功于核函数的展开和计算理论。

首先,建立 ATO 系统模型:

$$f(x) = \omega^T x + b \quad (1)$$

其中: $x$  是 ATO 系统输入参数(即车载设备性能参数、车辆性能参数、ATP/ATO 曲线和线路参数等), $y=f(x)$  是 ATO 系统输出(即牵引和制动电压/电流输出参数),参数  $\omega$  和  $b$  分别为超平面的法向量和截距。

根据 SVM 算法中的几何间隔关系,上述问题可转化为求几何间隔最小值  $\hat{\gamma}$  问题,如图 1 所示,从而得到:

$$\begin{cases} \hat{\gamma} = y(\omega^T x + b) = yf(x) \\ x = x_0 + \gamma \frac{\omega}{\|\omega\|} \\ \tilde{\gamma} = \gamma\gamma = \frac{\hat{\gamma}}{\|\omega\|} \end{cases} \quad (2)$$

其中, $\|\omega\|$  表示范数, $\tilde{\gamma}$  表示几何间隔, $\gamma$  表示标量。

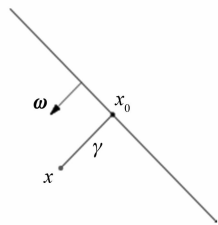


图 1 最小间隔示意图

为处理非线性问题,使用 Kernel 方法对原来的线性 SVM 进行改进,通过将原始数据映射  $\phi(\cdot)$  到高维空间后,使得非线性分隔的概率和准确度大大增加。引入约束条件和 outlier 问题,约束条件为:

$$y_i(\omega^T x_i + b) \geq 1 - \xi_i \quad (3)$$

其中, $\xi_i$  是松弛变量。

目标函数  $f_{\min}(\omega, \xi)$  为:

$$f_{\min}(\omega, \xi) = \frac{1}{2} \|\omega\|^2 + C \sum_{i=1}^n \xi_i \quad (4)$$

其中, $C$  是事先设定的参数。

将约束条件加入目标函数中,得到新的拉格朗日函数:

$$L(\omega, b, \xi, \alpha, r) = \frac{1}{2} \|\omega\|^2 + C \sum_{i=1}^n \xi_i - \sum_{i=1}^n \alpha_i [y_i(\omega^T x_i + b) - 1 + \xi_i] - \sum_{i=1}^n r_i \xi_i \quad (5)$$

其中, $\alpha, r$  是拉格朗日乘子。

至此,该问题转化为求最大值问题:

$$\begin{cases} f_{\max}(\alpha) = \sum_{i=1}^n \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^n \alpha_i \alpha_j y_i y_j \kappa(x_i, x_j) \\ \text{s.t.}, \alpha_i \geq 0, i = 1, \dots, n \\ \sum_{i=1}^n \alpha_i y_i = 0 \end{cases} \quad (6)$$

其中,核函数采用高斯核,即:

$$\kappa(x_1, x_2) = \exp\left(-\frac{\|x_1 - x_2\|^2}{2\sigma^2}\right) \quad (7)$$

式中:

$\sigma$ ——高斯分布方差。

根据上述公式,求得拉格朗日乘子  $\alpha$ ,进而求得系统模型中的  $\omega$  和  $b$ ,完成人工智能训练过程。

在完成机器学习过程后,调整 ATO 系统进入运营模式,ATO 系统会根据实际线路和设备性能等条件,完成对车辆的自动驾驶功能。

在实际工程实施过程中,训练过程输入可以分为两种:①已有输入、输出数据信息;②在有经验的列车司机驾驶过程中搜集的数据。当发现 ATO 系统停车精度和车辆性能变化时,可以人为进入训练模式,搜集行车数据,修正 ATO 系统性能参数,通过主动学习动作,完成 ATO 系统性能的升级和完善。

## 2.2 算法效果

使用该方法,提高了 ATO 系统的适应能力,在 ATO 系统实施过程中,不需要针对不同车型和现场环境调节系统参数,只需要在有经验的列车司机控车情况下,进入 ATO 系统训练模式,系统会进行主动机器学习,提高 ATO 系统自动控制精准度。在 ATO 系统进入运营模式后,系统会根据训练得到的最优化参数,利用控车预测模型得到控车曲线,最终完成自动驾驶功能。

在 ATO 系统使用过程中,使用运算速度较快、响应及时的 SVM 算法作为机器学习核心算法;去掉 PID 控制器单元,将车载设备性能参数、车辆性能参数、ATP/ATO 曲线和线路参数作为系统输入,与牵引和制动电压/电流输出参数直接建立关系,极大地缩短系统处理时间,提高了系统处理能力和输出刷新时间,提高了系统控制能力和停车精度。

## 3 算法训练实现过程

基于机器学习的 ATO 系统使用基于 SVM 的主动学习算法,直接求出 ATO 系统输入参数和列车牵引/制动输出的多维非线性变换矩阵。通过经验数据和实时数据进行主动学习,完善自身系统性能。该系统工作过程如下:

1) 参数选取。选取与 ATO 控车相关参数作为输入参数。

2) 算法实现。根据算法原理中所述算法,使用嵌入式编程在 SOC 实现算法。

3) 数据获取。根据选取后的输入参数,进行数据获取工作。在该步骤中,有两种获取数据的方法:①实时数据——通过有经验的列车驾驶员,实际操作列车过程来获取数据;②离线数据——通过已有的列车自动驾驶运行数据获取。

4) ATO 主动学习。将搜集后的数据分为训练数据集和验证数据集,ATO 系统进行主动机器学习,

通过训练数据集,求得多维非线性变换矩阵。

5) 性能评价。使用验证数据集进行性能评价,通过差异性能参数比较,来判断是否满足性能参数要求。若满足,则无须再进行参数调节。

6) 参数调整。若无法通过性能评价,则需要对输入参数进行调整,添加影响性能的参数,去除对性能影响不大或起负面作用的参数。而后,再次进入过程 1)~过程 5),直至最终通过性能评价。

7) ATO 系统运行。ATO 系统根据多维非线性变换矩阵和输入参数,进行牵引/制动命令运算,从而实现列车自动驾驶控制。在 ATO 系统运行后,可利用实时数据搜集步骤,进行数据采集和分析,训练出更智能、更高效的 ATO 系统。在实际运行中,可不断提升系统稳定性和鲁棒性。

## 4 ATO 数据训练与预测结果

为验证智能 ATO 算法的有效性,采用上海浦东国际机场捷运线实际 ATO 控车数据进行算法训练。

### 4.1 数据集分割

为了验证训练出来的模型是否正确,可将数据随机分割,一部分数据用来训练模型及构建机器学习模型;一部分数据用来辅助构建模型,用于在构建过程中评估模型,为模型提供无偏估计,进而调整模型超参数。

为了防止数据按一定规律排列,模型训练时可能会把这种规律当作一种特征学习,从而过拟合,影响模型泛化能力。

对 ATO 控车数据集进行分割,训练数据集和验证数据集按照 8:2 固定比例进行乱序分割。

### 4.2 数据预处理

为避免缺失值和异常数据对于模型训练影响,首先在源数据上把这些筛选出来并删除。同时,对数据集进行归一化处理,将数据的所有特征都映射到同一尺度上,这样可以避免由于量纲的不同使数据的某些特征形成主导作用。

### 4.3 模型训练

根据 ATO 算法特点,模型输出属于多输出问题,包括牵引命令、制动命令和牵引力/制动力数值。牵引命令和制动命令属于分类问题,牵引力/制动力数值属于回归问题。

综合考虑以上因素,选择非线性支持向量回归模型进行模型训练。为该模型选择线性核函数、多项式核函数和径向基核函数(RBF)。

当使用线性核函数去训练 SVM 模型时,通过调节模型中的惩罚系数  $C$  使得模型具备更优化的性能。

当使用多项式核函数和径向基核函数(RBF)去训练 SVM 模型时,通过调节模型中的惩罚系数  $C$  和超参数  $\gamma$  使得模型具备更优化的性能。超参数  $\gamma$  值越小模型复杂度越低, $\gamma$  值越大模型复杂度越高。其中,惩罚系数  $C$  选用均匀分布,超参数  $\gamma$  选用 reciprocal 分布。

对 SVM 模型超参数进行调整,通过网络搜索、随机搜索及交叉验证等方式,最终确定使用径向基核函数。通过对训练数据集训练和验证数据集验证,最终筛选出对 ATO 控制输出有较大影响的特征:列车速度、列车加速度、当前列车位置到停车点距离、目标速度、允许速度。根据筛选出的特征,最终确定回归支持向量机最优化参数: $C = 4.745\ 401\ 188\ 473\ 625$ ,  $cache\_size = 200$ ,  $coef0 = 0.0$ ,  $degree = 3$ ,  $epsilon = 0.1$ ,  $gamma = 0.079\ 694\ 548\ 186\ 439\ 28$ ,  $kernel = 'rbf'$ ,  $max\_iter = -1$ ,  $shrinking = True$ ,  $tol = 0.001$ ,  $verbose = False$ 。

#### 4.4 模型预测

利用以上模型和超参数对列车实际运行数据进行预测,得到 ATO 输出参数结果。图 2 是预测结果与实际控车数据的对比图。

由图 2 可知,智能 ATO 控车算法的控车曲线与实际控车曲线几乎没有差异。通过均方差参数评估,两者均方差为 0.008 090 62。该控车曲线较为平滑,既不影响实际控车效果,又可以提高乘客舒适度体验。

## 5 结论

本文给出一种基于 SVM 的智能 ATO 控车算法。该算法具有处理速度快、响应及时的特点。使用该方法,提高了 ATO 系统的适应能力。

利用 Python 语言编写 ATO 控车算法,对实际线路 ATO 控车数据进行训练和交叉检验,通过网络

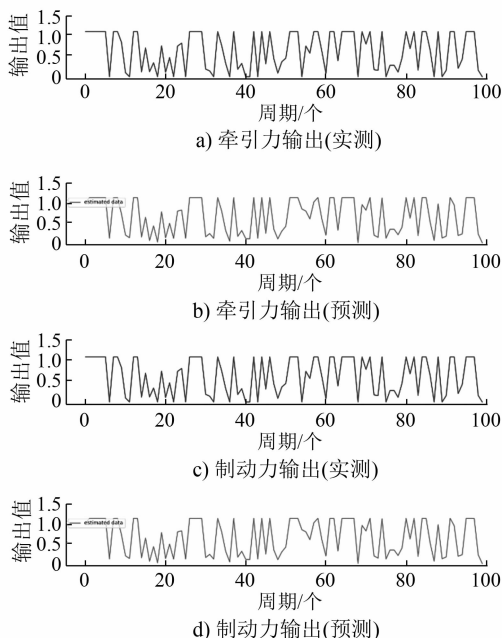


图 2 ATO 算法输出结果对比图

搜索和随机搜索方法得到支持向量机回归问题的最优化参数;将这些参数应用到智能 ATO 算法中,根据列车实际运行参数,可得到智能控车曲线。该曲线较为平滑,既能达到与原控车曲线相同的控制作用,又可提高乘客舒适度体验。

## 参考文献

- [1] 唐涛,黄良骥. 列车自动驾驶系统控制算法综述[J]. 铁道学报,2003(2): 98.
- [2] 李德仓,孟建军,郝帅,等. 基于模糊自适应 PID 的列车智能驾驶算法[J]. 兰州交通大学学报,2018(4): 27.
- [3] 刘浩,钱存元,施招东. 基于模糊自适应 PID 控制的 ATO 系统控制算法[J]. 城市轨道交通研究,2017(3): 40.
- [4] 何晖,唐涛. 基于小波包滤波列车自动驾驶的研究[J]. 铁道学报,2018(1): 69.
- [5] 赵文天,邵春海. 城轨列车自动驾驶广义预测控制器的算法研究[J]. 计算机工程与应用,2015(21): 259.
- [6] 徐涛,余进. 遗传算法在优化高速列车自动驾驶中的应用[J]. 城市轨道交通研究,2014(3): 59.

(收稿日期:2020-05-07)

《城市轨道交通研究》欢迎投稿

投稿网址:tougao.umat1998.com