

基于 RBF 神经网络的地磁车位检测优化算法^①

顾夫挺^② 郭海锋^③ 何德峰 彭明洋

(浙江工业大学信息工程学院 杭州 310023)

摘 要 研究了汽车车位的地磁法检测。针对车辆在长时间停放下出现了基线漂移的现象,致使传统的地磁检测算法在车辆长时间停放时容易出现漏检、误检等情况,提出了一种基于径向基函数(RBF)神经网络的地磁车位检测优化算法,该算法对长时间停车状态下的基线进行补偿,以获得更加准确的基线值从而提高检测的精度。实验结果表明,通过该算法得到的基线值能快速逼近真实值,对基线漂移有较好的补偿效果,经过 RBF 神经网络对基线进行补偿后,漏检率降低了 6.65%,准确率提高了 7.31%。

关键词 地磁检测算法,基线漂移,径向基函数(RBF),车位检测

0 引 言

我国随着经济的发展汽车保有量持续快速增长,而车位远远跟不上车辆的增长,导致停车难的问题日益严重。停车场的建设需要合适的场地以及较长时间的规划,短时间内难以通过快速增长停车场的数量解决停车难的问题。因此,建立健全良好的停车系统以提高车位的有效利用变得尤为重要,其中车位检测的稳定性、准确性和实时性在整个系统中具有关键的作用。目前常见的车位检测器有多种,如感应线圈、超声波、红外、微波、视频检测器等,但它们存在着安装及后期维护困难、造价昂贵、易受环境影响等缺点。与这些检测器相比,磁阻传感器具有安装维护方便、功耗低、稳定性好、铺设成本低等优势,因此近年来磁阻传感器的使用越发得到重视,国内外学者在磁阻车位检测算法上展开了大量的研究工作以提高检测的准确率^[1-4]。文献[5]提出了一种基于过程的可定向检测算法,该算法通过同时对检测器两个方向向量的分析与特征的提取对车位状态做出判断,以摆脱对预设阈值的依赖。但

是该方法在车辆连续通过时准确率较低。文献[6]采用了归一化交叉相关(normalization cross correlation, NCC)的方法来判断车位状态,而该方法的准确性主要取决于参考值的准确与否。文献[7]采用了在地磁判断完后再加入红外检测环节的判断方法,该方法一定程度上提高了检测的精度,但是由于加入了红外检测模块使得检测器的功耗大大增加。

由于有车状态下的基线不进行更新,而背景环境的地磁信号又是在不断变化的,所以车辆在长时间停车后驶离时,该车位的基线值就会出现较大的变动。但是通过传统的地磁车位检测算法计算得到的基线值并不能迅速地逼近真实值,这就导致了车辆漏检、误检等情况的发生。上述文献通过各种方法以求提高检测的准确率,然而在长时间停车状态下的基线漂移现象却是国内外很多论文所忽视的一点。但是在此类根据阈值与基线的水位检测算法中基线值的准确与否起到了决定性的作用,本文基于上述思想,提出了一种基于径向基函数(radial basis function, RBF)神经网络的地磁车位检测优化算法,以期提高车位检测的准确率。

① 国家自然科学基金(61374111),浙江省自然科学基金(LY14F030012)和浙江省教育科学规划(2016SCG241)资助项目。

② 男,1993年生,硕士生;研究方向:传感器信号处理。

③ 通信作者,E-mail: guohf@zjut.edu.cn

(收稿日期:2017-10-06)

1 RBF 神经网络

径向基函数(RBF)神经网络的基本思想是:用 RBF(如 Gaussian 函数)作为隐单元的“基”构成隐含层空间,而输入层直接传递输入信号到隐含层,这样就可以将输入矢量直接(即不通过权值连接)映射到隐空间,使得隐含层单元输出即为网络输入的 RBF 映射(是非线性的)^[8]。而由隐含层空间到输出层空间的变换是线性的,即 RBF 神经网络的输出是隐含层单元输出的线性加权和,此处的权矩阵即为隐含层单元和输出层单元的连接权矩阵,是网络的可调参数^[9-13]。其网络结构如图 1 所示。

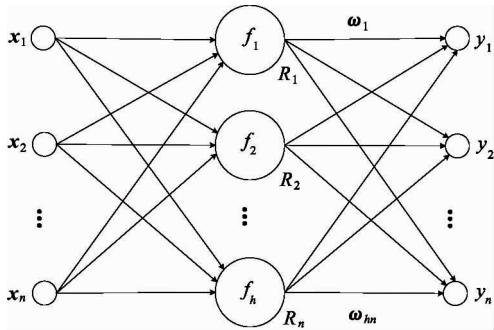


图 1 RBF 神经网络结构

图 1 所示的 RBF 神经网络结构为 $n-h-n$,即该网络为 n 个输入、 h 个隐节点以及 n 个输出,其中 x 为输入矢量, ω 为输出权矩阵, y 为该神经网络的输出, R_n 为第 n 个隐节点的激活函数。本文采用的径向基函数为 Gaussian 函数,因此该神经网络的激活函数可表示为

$$R(x_p - c_i) = \exp\left(-\frac{\|x_p - c_i\|^2}{2\sigma^2}\right) \tag{1}$$

式中, $x_p = (x_1, x_2, \dots, x_n)^T$ 为第 p 个样本; $p = 1, 2, \dots, P$ (P 表示样本总数); $\|x - c_i\|$ 为 $x - c_i$ 欧式范数; c_i 为第 i 个 Gaussian 函数的中心值; σ 为 Gaussian 函数围绕中心点的宽度。

该神经网络的输出可表示为

$$y_j = \sum_{i=1}^h \omega_{ij} R(x_p - c_i), \quad j = 1, 2, \dots, n \tag{2}$$

式中, ω_{ij} 为隐含层到输出层的连接权置矩阵; y_j 为与输入样本对应网络的第 j 个输出节点的实际输

出。设 d 为样本输出的期望值,该基函数的方差则可以表示为

$$\sigma = \frac{1}{P} \sum_j^m \|d_j - y_j c_i\|^2 \tag{3}$$

2 基于 RBF 神经网络的基线漂移算法

2.1 车位检测算法

由于磁阻传感器采集到的信号中存在高频信号的干扰,因此,在对信号进行分析之前需要对信号进行滤波处理。由于滑动平均滤波对高频干扰有良好的抑制作用,且平滑度高,易于处理,故本文采用此方法对该信号进行预处理。滑动平均滤波的计算如下式所示:

$$x_s(t) = \begin{cases} \frac{x(t) + x(t-1) + \dots + x(1)}{t} & t < N \\ \frac{x(t) + x(t-1) + \dots + x(t-N+1)}{N} & t \geq N \end{cases} \tag{4}$$

其中, $x(t)$ 是传感器采集到的信号; $x_s(t)$ 是经过滑动平均滤波后的信号; N 是滑动平均滤波的窗口长度。图 2 所示为车辆一次进出车位产生的磁场变化经滑动滤波处理前后的对比。

如图 2 所示,滑动滤波对混杂在被测信号上的随机干扰信号非常有效,也能有效地消除高频扰动,经滤波处理后的数据较处理前更加平滑,这也为后续处理提供了方便。

车位检测算法的核心在于从采集到的三轴信号中提取到有效的车辆信息。因此,无车状态下背景环境的地磁信号(基线值)的确定,成为了车位检测的必要前提。温度变化、周围车辆往来等容易导致周围环境地磁信号不断的变化,所以必须在滑动滤波的基础上进行基线跟踪以适应不断变化的基线值。基线跟踪的主要方法为:在有车的情况下保持基线不变,在无车的情况下以一定的权值不断地更新基线,以 x 轴为例,如式

$$x_{\text{base}}(t) = \begin{cases} x_{\text{base}}(t-1) \times \alpha \\ + x_s(t) \times (1 - \alpha), \text{ 空} \\ x_{\text{base}}(t-1), \text{ 已占} \end{cases} \tag{5}$$

所示。其中, $X_{base}(t)$ 是 x 轴的基线值; α 是加权系数, 通过反复实验观测, α 取 0.05 比较合适, 对基线的跟踪有较好的效果, 因此本文中加权系数 α 取 0.05。

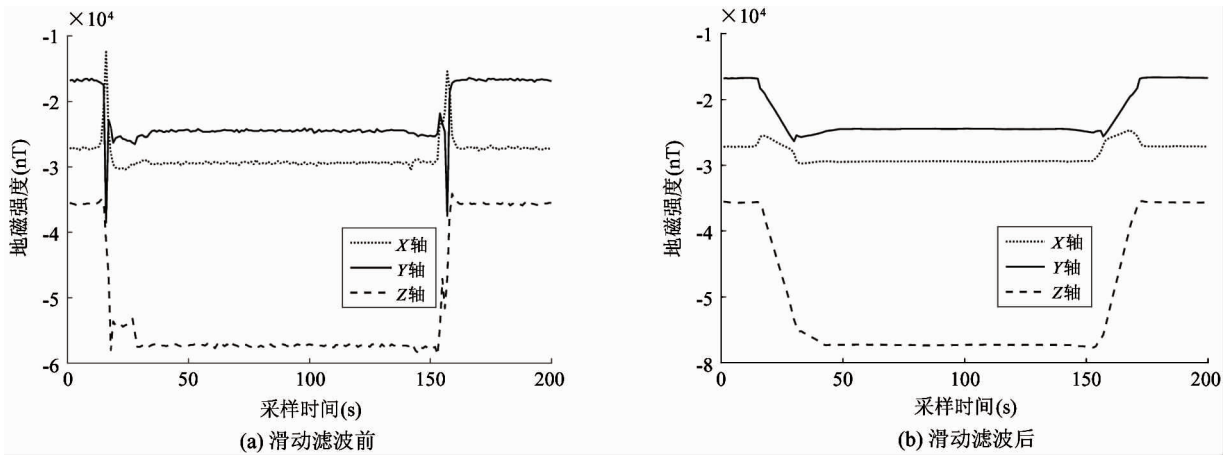


图 2 滑动滤波前后对比图

确认状态。安装好地磁传感器后复位进入初始化, 自动跳转至无车状态并开始检测, 当检测到的磁场

信号超过阈值 T 时进入 $count1$ 计数, 当计数超过预设值时进入有车状态。具体判断过程如图 3 所示。

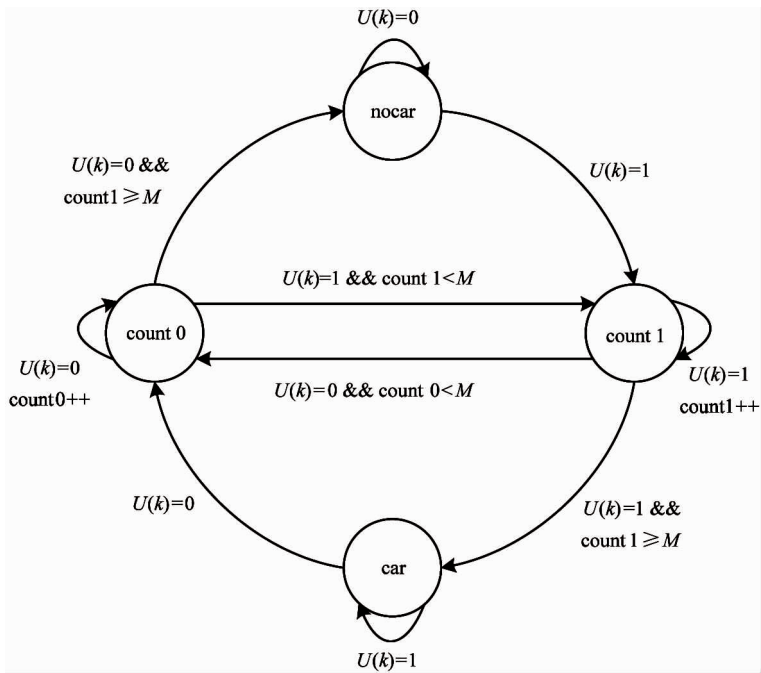


图 3 检测算法状态机图

2.2 基线漂移问题的解决方法

RBF 神经网络具有很强的非线性逼近能力, 且与其他网络相比, 由于其只有输入层、隐层和输出层, 所以训练速度和收敛速度更快^[14,15]。因此本文采用 RBF 神经网络对基线进行预测并将预测值与

权值相乘补偿给前一基线值, 以获得更符合实际的基线值, 进而提高检测的精度。

采用 RBF 神经网络对长时间停车下基线漂移补偿的原理如图 4 所示。

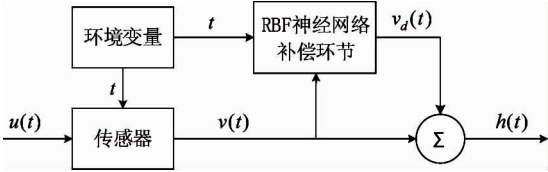


图 4 基线补偿原理

图 4 中 $u(t)$ 为传感器输入, t 为环境变量参数, $v(t)$ 为传感器经上述检测算法后得出的基线值, $v_d(t)$ 为通过 RBF 预测得到的基线值, $h(t)$ 为基线最终输出值,如下式

$$h(t) = v_d(t) \times \beta + v(t) \times (1 - \beta) \tag{6}$$

所示。其中 β 为加权系数。在 β 值的选取上,采用动态可变的 β 以获得更加平滑的基线,防止由于基线突变而导致的误判等情况的发生。本文将基于该补偿方法对长时间停车下基线的漂移进行补偿。

3 实验结果与分析

本文利用 RBF 神经网络对长时间停车下的基线进行补偿,并取得了满意的效果。下面是仿真实例和真实环境下的测试结果,以说明该方法对基线偏移的校正以及对检测准确率提高的效果。

3.1 长时间停车下基线漂移问题数据分析

本文采用霍尼韦尔 HMC5883L 磁阻传感器,该传感器采用霍尼韦尔各向异性磁阻 (AMR) 技术,具有在轴向高灵敏度和线性高精度的特点。本次实验采用该磁阻传感器在停车场采集连续 24 小时的数据,其中前后 2 个小时为无车状态,中间 20 个小时为有车状态,并采集了同一时刻无车状态下的数据。在分析长时间停车下基线漂移问题时采用每分钟一个采样点,24 个小时共计 1440 个采样点。在采集到的 (x, y, z) 三轴信号中以 z 轴信号为例,如图 5 所示。

从图 5 中可以明显看到通过上述方法计算得到的基线值与真实值的差距较大,而这一差距往往会对后续车辆检测的准确性造成一定的影响。长此以往,将导致停车场的使用效率降低,给用户带来不便。而重启系统以及重新计算基线等强制复位基线值的手段会有一定的延时,可能会对整个车位检测

系统带来更大的影响。因此,对基线进行实时补偿显得尤为重要,本文采用一种基于 RBF 神经网络的方法去对地磁基线进行校正。

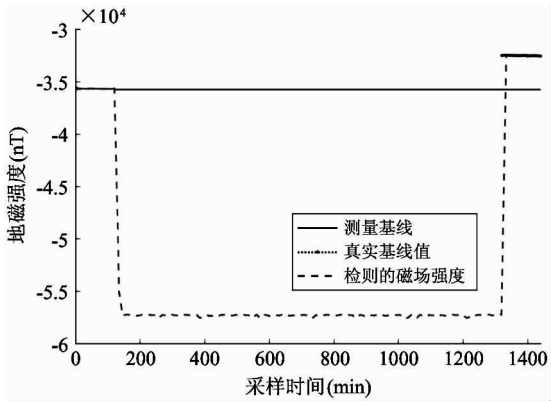


图 5 长时间停车下的基线变化

3.2 RBF 补偿结果与分析

本次实验在进行预测估计时选取的 RBF 神经网络的最大隐层神经元个数为 180,均方误差取 0.05,径向基函数分布密度 (spread) 取 1。本文以实验中获取的 1440 个采样点的前 1200 个数据作为本次实验的训练样本,并使用训练后的神经网络对后 240 个数据进行预测,结果如图 6 所示。采用三层 RBF 神经网络,其中地磁传感器的输出信号作为网

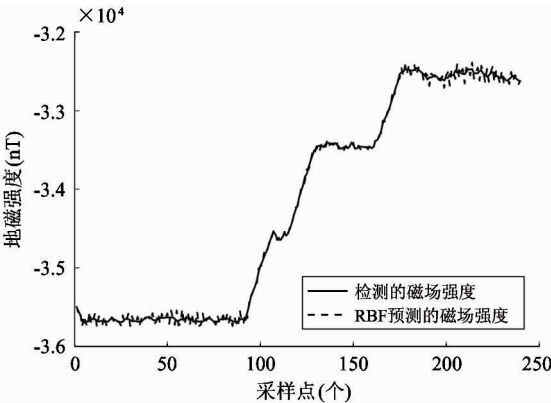


图 6 检测信号与 RBF 预测信号

络输入层节点的输入,隐层节点数为 180,输出层为经预测得到的地磁强度值,其中隐层到输出层连接权值、隐层到输入层连接权值的部分数值列表如下:

$$\begin{aligned} W_1 &= [87, 25, 6, 68, 35, 17, 76, 56, 43, 62, \dots]^T \\ W_2 &= [-13.341, -11.246, -13.296, \\ &\quad -12.835, -7.277, -11.339, -13.148, \end{aligned}$$

- 4.883, - 4.939, - 12.854, ...]

从图 6 中可以看出经预测得到的磁场强度与检测到的磁场强度值基本一致,最终误差为0.0547,达到了预期的效果。最后,本文利用 RBF 神经网络预测信号对长时间停车下车辆离开后的基线值进行补偿,以使得用于检测算法的基线值更加接近真实值。采用此方法对长时间停车(12 小时及以上)状态下

的车位基线值做了校正(以 z 轴为例),并以0.1为初始值,0.05为步长的加权系数 β 对基线进行补偿更新,当 β 达到0.9时回到式(5)的基线更新方法,部分示例如表 1 所示。采用动态加权系数 β 的目的是获得更加平滑的基线,防止由于基线突变而导致的误判等情况的发生。实验结果如图 7 所示。

表 1 基线补偿具体示例

β	0.10	0.15	0.20	0.25	0.30	0.35
RBF 预测值	-33494	-33455	-33443	-33454	-33455	-33447
RBF 校正后基线值	-35731	-35571	-35409	-35246	-35083	-34920

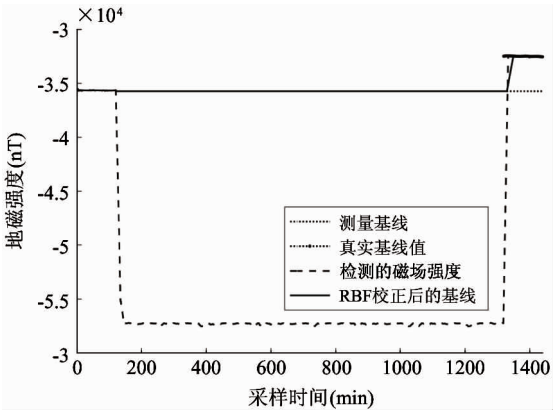


图 7 校正后基线变化

从图 7 可以看出,在经过 RBF 校正后,计算的基线值很快地逼近了真实值,仿真结果达到了预期的效果。在之后的多次仿真实验中,计算结果也均

能达到预期的效果,进一步证明了该方法的可行性。由于经过 RBF 神经网络算法补偿后的基线值更加接近真实值,在采用上述检测算法时,其判断车辆有无的准确率也会得到相应的提高。

3.3 真实环境下测试与分析

为模拟真实环境且重点测试长时间停车下检测的准确率,本次实验在杭州文一西路一停车场做了为期 3 个月的测试,并将停车时长设定为至少 24 小时。采用霍尼韦尔 HMC5883L 磁阻传感器输入电压为 3V,平均电流为7.4mA,实验环境温度为 15℃~35℃,湿度为 65%~80%。实验中将传感器分为两组,每组 2 个,第一组为有 RBF 神经网络算法的地磁检测器,第二组为没有 RBF 神经网络算法的地磁检测器。实验结果如表 2 所示。

表 2 矫正前后检测结果分析

组别	车辆进出次数	车位状态改变次数	检测准确次数	漏检次数	误检次数	漏检率	准确率
第一组	86	172	168	1	3	0.58%	97.67%
第二组	83	166	150	12	4	7.23%	90.36%

从表 2 中可以看出,加入 RBF 神经网络算法后的地磁检测器在漏检率上有明显降低,检测准确率上有显著提高。这是由于算法补偿后的基线值能迅速逼近真实基线值,而基线值的准确与否又是判断车辆有无的一个决定性因素,因此检测的准确率随之提高。然而仍有漏检、误检的检测错误发生,其主要原因是相邻车辆的扰动,欲进一步提高由相邻车

辆扰动带来的误检还需在后续的工作中完善相关算法。

4 结 论

本文提出了一种基于 RBF 神经网络方法的地磁基线预测与补偿方法,以求解决长时间停车下基线值漂移的问题,最终提高检测的准确率,避免漏

检、多检等情况的发生。实验结果也证明了该方法的可行性,从仿真结果来看,经过 RBF 神经网络校正后的基线值能快速地逼近真实值,而更加接近真实值的基线值则为后续检测的准确性提供了保障。在实际测试中,检测准确率的提高也进一步证明了该方法的可行性。

参考文献

[1] Zhu H, Yu F. A cross-correlation technique for vehicle detections in wireless magnetic sensor network[J]. *IEEE Sensors Journal*, 2016, 16(11):4484-4494

[2] Haoui A, Kavalier R, Varaiya P. Wireless magnetic sensors for traffic surveillance[J]. *Transportation Research Part C Emerging Technologies*, 2008, 16(3):294-306

[3] Ma S, Xu C, Bao X, et al. Reliable wireless vehicle detection using magnetic sensor and distance sensor[J]. *International Journal of Digital Content Technology & Its Applic*, 2014, 8(1):112-121

[4] Kanathantip P, Kumwilaisak W, Chinrungrueng J. Robust vehicle detection algorithm with magnetic sensor [C]. In: Proceedings of the International Conference on Electrical Engineering/Electronics Computer Telecommunications and Information Technology, Chiang Mai, Thailand, 2010. 1060-1064

[5] 谭若飞. 基于过程的可定向地磁车辆检测算法研究: [硕士学位论文][D]. 杭州:浙江大学计算机科学与技术学院, 2010

[6] Zhu H, Yu F. A vehicle parking detection method based

on correlation of magnetic signals[J]. *International Journal of Distributed Sensor Networks*, 2015, 2015(1):101

[7] 向文芳. 基于地磁传感器的车位融合检测算法设计: [硕士学位论文][D]. 北京:中国科学院大学, 2011

[8] 连葆华, 崔平远, 崔祐涛. RBF 网络及其在卫星姿态控制中的应用[J]. *高技术通讯*, 2002, 12(4):83-87

[9] 张广军, 武晓利. 基于 RBF 神经网络的红外二氧化碳传感器数学模型[J]. *仪器仪表学报*, 2004, 25(1):72-74

[10] Chen H, Gong Y, Hong X, et al. A fast adaptive tunable RBF network for nonstationary systems[J]. *IEEE Transactions on Cybernetics*, 2016, 46(12):2683

[11] Reiner P, Wilamowski B M. Efficient incremental construction of RBF networks using quasi-gradient method [J]. *Neurocomputing*, 2015, 150:349-356

[12] 方益民, 徐保国. RBF 神经网络在压力校验台数据非线性校正中的应用[J]. *自动化仪表*, 2005, 26(10):28-29

[13] Tsekouras G E, Tsimikas J. On training RBF neural networks using input-output fuzzy clustering and particle swarm optimization [J]. *Fuzzy Sets & Systems*, 2013, 221(5):65-89

[14] 孙伟, 段顺利, 文剑, 等. 阈值去噪与 RBF 神经网络在 MEMS 陀螺仪误差补偿中的应用[J]. *传感技术学报*, 2017(1):115-119

[15] Han H G, Qiao J F. Adaptive computation algorithm for RBF neural network [J]. *IEEE Transactions on Neural Networks & Learning Systems*, 2012, 23(2):342-347

An optimization algorithm for geomagnetic parking place detection based on RBF neural networks

Gu Futing, Guo Haifeng, He Defeng, Peng Mingyang

(College of Information and Engineering, Zhejiang University of Technology, Hangzhou 310023)

Abstract

Cars' geomagnetic parking place detection is studied. Considering that the baseline drift occurs under cars' long parking, thus the traditional geomagnetic detection algorithm is prone to missed detection and misleading during long parking, an algorithm for geomagnetic parking detection based on radial basis function (RBF) neural networks is proposed. The algorithm compensates the baseline under long time parking condition to obtain more accurate baseline values to improve the detection accuracy. The experimental results show that the baseline value obtained by this algorithm quickly approximates the real value, and the compensation effect on the baseline drift is improved. After compensating the baseline by RBF neural networks, the false detection rate is reduced by 6.65% and the accuracy rate is improved by 7.31%.

Key words: geomagnetic detection algorithm, baseline drift, radial basis function (RBF), parking place detection