

文章编号: 2095-4980(2025)02-0123-09

基于改进 SVM 的卫星导航信号捕获峰值检测方法

刘兆博^{1a}, 辜晓波^{*1b}, 邱泽扬^{1a}, 王名为^{1a,2}

(1. 广东工业大学 a. 自动化学院; b. 集成电路学院, 广东 广州 510006; 2. 泰斗微电子科技有限公司, 广东 广州 510663)

摘要: 针对卫星导航接收机在动态场景或导航信号强度较弱场景下, 信号捕获峰值检测阈值设定困难以及捕获准确率下降的问题, 提出一种基于改进支持向量机(SVM)的卫星导航信号捕获峰值检测方法。该方法首先通过主成分分析(PCA)对样本特征进行降维, 然后对卫星导航信号的捕获相关结果进行分类, 最后通过判断其相关结果是否存在峰值来确定导航信号是否成功捕获。仿真结果表明, 相较于现有的传统阈值设定方法、标准 SVM 方法以及逻辑回归分类学习方法, 本文提出的检测方法具有虚警率低、实警率高的优势, 且捕获成功率也优于现有方法。

关键词: 支持向量机; 信号捕获; 峰值检测; 主成分分析(PCA); 全球导航卫星系统(GNSS)

中图分类号: TN914.42

文献标志码: A

doi: 10.11805/TKYDA2023392

A peak detection method for satellite navigation signal acquisition based on improved SVM

LIU Zhaobo^{1a}, GU Xiaobo^{*1b}, QIU Zeyang^{1a}, WANG Mingwei^{1a,2}

(1a.School of Automation; 1b.School of Integrated Circuits, Guangdong University of Technology, Guangzhou Guangdong 510006, China; 2.Technotop Microelectronics Technology Co., Ltd, Guangzhou Guangdong 510663, China)

Abstract: In response to the difficulties in setting the peak detection threshold for signal acquisition and the decrease in acquisition accuracy of satellite navigation receivers in dynamic scenarios or scenarios with weak navigation signal strength, a satellite navigation signal acquisition peak detection method based on improved Support Vector Machine(SVM) is proposed. This method first reduces the dimensionality of sample features through Principal Component Analysis(PCA), then classifies the acquisition correlation results of satellite navigation signals, and finally determines whether the navigation signal is successfully acquired by judging whether there is a peak in the correlation results. Simulation results show that, compared with existing traditional threshold setting methods, standard SVM methods, and logistic regression classification learning methods, the detection method proposed in this paper has the advantages of low false alarm rate and high true alarm rate, and the acquisition success rate is also better than existing methods.

Keywords: Support Vector Machine; signal acquisition; peak detection; Principal Component Analysis(PCA); Global Navigation Satellite System(GNSS)

全球导航卫星系统(GNSS)通过合适的接收设备为用户提供精确、持续、全球范围内的三维定位和速度信息^[1], 近年来发展迅速, 并在各个领域得到越来越广泛的应用。GNSS 接收机通过对卫星导航电文的解析获得用户所需的三维位置、速度和时间信息等, 接收机中频信号捕获单元是获取这些信息的关键步骤。由于太空中的卫星沿既定的轨道不断运动, 确定接收机可见卫星, 需对所有的卫星信号进行全局捕获搜索, 以获得此时的可见卫星信息, 为用户提供定位、测速和授时等服务。

接收机对于卫星信号是否可见是通过导航信号的捕获相关结果判断的, 而捕获判断一般采用阈值设定方法实现判决。接收机的输入信号功率随时间的变化而变化, 如果使用固定的阈值判断是否捕获成功, 将会出现 2

收稿日期: 2023-11-23; 修回日期: 2024-01-05

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(62101138); 广东省自然科学基金资助项目(2022A1515012573)

*通信作者: 辜晓波 email:xiaobo.gu@gdut.edu.cn

个问题：检测概率降低或误警概率增加，因此阈值需根据噪声功率的大小不断调整。采用自适应阈值设定的方法需根据虚警率、非相干积分长度和噪声功率估计方差调整阈值^[2-6]；另一种检测信号的方法是取某一搜索单元的相关峰值与其他单元的相关均值的比值与阈值进行比较，判断捕获结果^[7]。此外，还有一种方法是将最大相关峰值和次最大相关峰值的比值与阈值进行比较，判断捕获结果^[8]，但这种方法存在取决于阈值大小的恒定误警率。虽可采用提高相干积分时间的方式提高载噪比，继而降低峰值检测的难度，但该方法增加了捕获计算的复杂度，并可能因为数据跳变的影响而引入额外误差^[9]。以上这些方法主要从改进阈值设定和提高相干积分峰值的角度出发，但由于各卫星信号强度不同，捕获的性能在很大程度上取决于阈值设定的方法，而捕获阈值的设定又是一个涉及捕获相关结果概率分布求积分的复杂问题。因此通过设置阈值进行捕获峰值检测的方法适应性不强，且捕获成功率受限于特定场景。

文献[10-11]采用深度神经网络方法对 GNSS 信号捕获相关结果进行分类，使用数据驱动模型对捕获相关结果的图像进行识别分类，通过检测捕获相关结果图像中是否存在峰值判断 GNSS 信号是否存在，适用于传统峰值检测算法难以适用的场景。GNSS 信号是否存在是根据检测捕获相关结果中是否存在峰值确定的，而实现深度神经网络算法对捕获相关结果的图像进行识别分类的方法需消耗巨大的计算资源，对设备性能的要求非常高，并且还需生成大量的捕获相关结果的图像样本，造成了捕获相关结果峰值检测计算资源的占用，导致了使用这种方法对捕获相关结果进行峰值检测的过程不能快速、便捷、高效的实现。

支持向量机(SVM)是在 1995 年由 Vapnik 等开发的一种监督机器学习方法，这种基于统计学习理论的新型分类技术，引起了人们的广泛关注。由于其优异的分类性能，SVM 已成为解决分类问题的有力工具^[12-14]。如果给定的数据是线性分离的，SVM 可以很容易地分离 2 个类；如果给定数据是非线性可分的，则将数据映射到更高的维度以提供更好的分类性能。这种映射通常通过设计内核函数实现，可使用不同的核函数获得不同形式的非线性 SVM。对于给定的训练样本，SVM 通过学习训练获得最佳分类参数的核函数，构建最优分类模型^[15-17]。GNSS 信号捕获中的峰值检测从机器学习层面考量是一个典型的二分类问题，即相关峰值存在和相关峰值不存在两类结果。因此，对于捕获相关结果的峰值检测问题，可通过机器学习中的分类方法解决捕获相关结果的数据中是否存在峰值，既克服了传统峰值检测方法普适性不强的问题，又避免了深度学习算法中的图像生成和巨大计算资源占用量。

将导航信号的捕获相关结果作为机器学习的样本，虽然其大量相关峰值作为样本特征，可以更加准确地表达样本信息，产生更好的分类器，但更多的特征也会增加训练器的计算复杂程度。数据和特征决定了机器学习的上限^[18]，好的特征可以获得性能出色的机器学习分类模型。使用数据降维技术减少数据集中的特征数量，会显著提高分类器的训练效率，还可以保证分类的准确性几乎不受影响^[19]。现有的降维技术主要有主成分分析(PCA)、线性判别分析(Linear Discriminant Analysis, LDA)、奇异值分解等^[20]。PCA 是多元统计中一个典型的特征提取方法，通过对原始样本进行无监督降维处理，将高维数据空间通过线性变换投影到低维的子空间，可得到满足分类器性能需要的特征样本^[21]。

本文提出一种基于 SVM 的导航信号捕获算法。针对捕获相关结果的数值特征，给定一个经 PCA 降维处理的训练样本数据(包括成功捕获以及未成功捕获相关结果)及其类别标签，训练 SVM 分类器，得到 SVM 分类器模型，将测试集放入分类器预测其捕获相关结果是否成功捕获到该卫星信号。这种方法不仅避免了阈值设定的处理过程，降低了捕获过程的复杂性，且捕获虚警率可实现 0.10% 虚警，捕获成功率可达到 99.75%，获得了比传统阈值判别方法更加优异的导航信号捕获的性能。

1 导航信号捕获模型

1.1 经典捕获搜索算法

接收机的内部结构按其工作流程，通常分为射频前端处理、基带数字信号处理和定位导航运算三部分功能模块^[1]。其中，射频前端将天线接收到的卫星信号经过滤波放大、下变频成中频信号以及模数转换处理，将接收到的射频信号转换为离散时间的数字中频信号。以全球定位系统(Global Positioning System, GPS)卫星信号为例，天线接收到卫星 L1 频段信号可表示为：

$$S^{(i)}(t) = \sqrt{2P_s^{(i)}} C^{(i)}(t) D^{(i)}(t) \sin(2\pi f_1 t) \quad (1)$$

式中： $P_s^{(i)}$ 为天线接收第*i*颗卫星信号的平均功率； $C^{(i)}(t)$ 为该卫星的C/A码； $D^{(i)}(t)$ 为该卫星数据码； f_1 为L1频段的载波频率，其值为1 575.42 MHz。

L1 波段射频信号经射频前端处理下变频后的中频信号为：

$$S_{IF}(t) = AC(t - \tau)D(t - \tau)\sin(2\pi f_{IF}t + \theta) + n(t) \tag{2}$$

式中： A 为信号幅值； τ 为信号传输的时间延迟； f_{IF} 为中频载波频率； θ 为初始载波相位； $n(t)$ 为高斯白噪声。

接收机基带数字信号处理模块对输入的数字中频信号进行捕获搜索，粗略估算出天空中所有可见卫星的多普勒频率以及 C/A 码相位，用以初始化跟踪环路的参数，实现接收机对卫星信号的持续跟踪锁定，从而获得伪距和载波相位等测量值以及信号上解调出来的导航电文，并经定位导航运算模块的处理实现接收机的定位、测速和授时功能。

接收机信号捕获和跟踪性能与接收机的灵敏度、可靠性等重要性能指标紧密相关，而信号跟踪环路是精密而又脆弱的，信号捕获性能的好坏决定了信号跟踪的可靠程度。由此可见，导航信号捕获性能在接收机中具有至关重要的作用。接收机的捕获过程通常是对卫星信号多普勒频率、C/A 码相位以及卫星伪随机噪声码(Pseudo-Random Noise Code, PRN)的三维搜索单元进行网格遍历搜索完成的。

卫星信号的捕获搜索方法主要有串行搜索和并行搜索两种。它们都是通过接收机内部复制载波以及 C/A 码信号，经过与射频前端下变频的中频信号进行混频和相关运算，检测本地信号与输入信号是否一致。当相关器的输出功率达到最大值时，此时相应的本地信号参数值即是捕获到的当前卫星信号参数估计值。所不同的是，并行搜索捕获算法利用离散傅里叶变换(Discrete Fourier Transform, DFT)^[22]实现了对频率或码相位的并行搜索，从而大幅降低了捕获过程的计算量，提高了信号参数搜索的速度。由于本文研究的主要内容为 GNSS 信号捕获相关结果的判断，目的是对不同信号强度的捕获相关结果以及对不易进行峰值区分的相关结果是否存在峰值进行分类，同时捕获算法的性能不是关注重点，提及的两类捕获搜索算法均可以实现该功能，本文采用了搜索速度更快的基于 DFT 的并行码相位搜索捕获算法。并行码相位搜索捕获算法的流程如图 1 所示，图中 NCO(Numerically Controlled Oscillator)为数字控制振荡器。

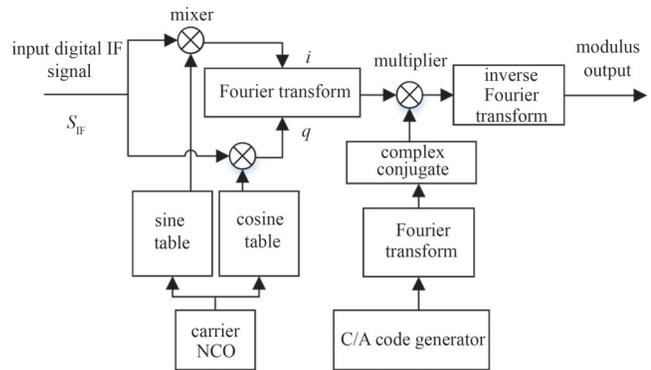


Fig.1 Flowchart of the parallel code phase search capture algorithm
图 1 并行码相位搜索捕获算法流程图

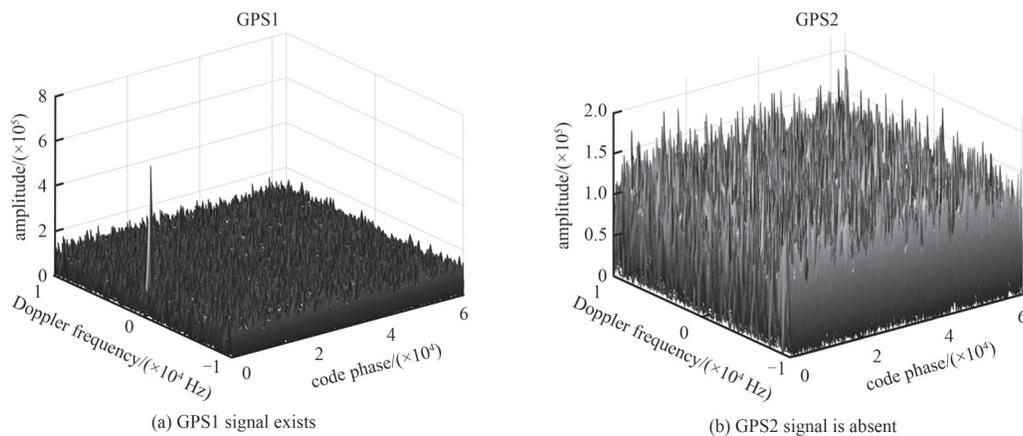


Fig.2 Acquisition results of GPS satellite signals
图 2 GPS 卫星信号的捕获结果

并行码相位搜索捕获算法的主要过程为：首先，GNSS 卫星信号经过接收机射频前端处理，将天线接收到的射频模拟信号进行下变频并转换成离散的数字中频信号，作为捕获模块的输入信号；其次，本地载波数控振荡器以某一频率复制的正弦载波与余弦载波分别与数字中频信号混频，生成 I 支路混频结果 i 和 Q 支路信号混频结果 q ，将复数形式的混频结果 $i + jq$ 进行傅里叶变换，之后将变换结果与本地 C/A 码发生器产生的某颗卫星的伪随机码进行傅里叶变换后的复数共轭值相乘，接着对乘积的结果进行傅里叶反变换得到时域上的相关结果；最后，

将时域上的相关结果作为检测量判断信号是否成功捕获。在当前频带下的搜索与检测完成以后，接收机进行下一频带的类似搜索与检测，直至搜索完成某颗卫星所有可能的频带以后，C/A 码发生器复制另一颗卫星的伪随机码，接着进行以上处理，如此循环完成所有卫星的搜索捕获，通过检测可得到接收机当前所处位置的所有可见卫星。采用此方法得到的卫星信号的捕获相关结果如图 2 所示。

1.2 传统捕获相关结果峰值检测方法

由于上述采用的并行码相位搜索捕获算法会一次性完成所有码相位的搜索，因此其捕获相关结果会生成某一载波频率的所有码相位的相干积分结果，得到的傅里叶反变换取模结果就是接收机在各码相位处的捕获相干积分。其同相支路和正交支路分量 I 、 Q 可表示为：

$$I(n)=aD(n)R(\tau)\text{sinc}(f_c T_{\text{coh}})\cos\phi_c+n_I \quad (3)$$

$$Q(n)=aD(n)R(\tau)\text{sinc}(f_c T_{\text{coh}})\sin\phi_c+n_Q \quad (4)$$

式中： a 为信号幅值； $R(\tau)$ 为最大值为 1 的 C/A 码自相关函数，其中 τ 为复制 C/A 码与信号 C/A 码间的相位差； f_c 为复制载波与接收载波频率差； ϕ_c 为载波间的相位差； T_{coh} 为相干积分时间； n_I 和 n_Q 为 2 条支路上的正态噪声，其方差为 σ_n ，均值为 0。

信号相干积分的幅值 V 可表示为：

$$V=\sqrt{I^2(n)+Q^2(n)} \quad (5)$$

其在某一频率的最大相干积分值通常被用来与阈值 V_t 比较，确定 GNSS 信号是否存在^[4]。这种 GNSS 信号捕获的峰值检测等价于一个二元假设检验问题^[1]，设 H_1 表示卫星信号存在， H_0 表示卫星信号不存在，而信号检测量(即捕获相关结果)的概率分布情况是分析判断这两种假设的重要依据。在 H_1 的情况下，相关结果的峰值超过阈值的概率是实警率(P_d)；在 H_0 的情况下，相关结果峰值超过阈值的概率为虚警率(P_{fa})。这两种概率根据捕获相关结果的概率分布可以定义为：

$$P_d=P(V>V_t|H_1) \quad (6)$$

$$P_{fa}=P(V>V_t|H_0) \quad (7)$$

目前常用的过门限检测方法直接将相干积分值与门限进行比较^[23]，采用 1 ms 的相干积分并且非相干积分数目为 1 时，在 H_1 和 H_0 两种情况下，相干积分幅值 V 的概率分布分别呈瑞利分布和莱斯分布，对于给定的虚警率 P_{fa} ，检测阈值定义为：

$$V_t=\sigma_n\sqrt{-2\ln P_{fa}} \quad (8)$$

但当非相干积分数目不等于 1 时，在 H_1 的情况下，非相干积分幅值的平方 V^2 服从非中心卡方分布；在 H_0 的情况下，非相干积分幅值的平方 V^2 服从中心卡方分布。通常 GNSS 信号捕获会采用非相干积分的方法提高捕获灵敏度，但因为卡方分布概率密度函数表达式比较复杂，根据给定的虚警率对其进行积分求解阈值时，计算过程异常复杂，给阈值的设定带来了很大困难。

由式(8)可以看出过门限检测方法的阈值与信号的噪声功率有关，不同载噪比的信号需要根据其噪声功率设置不同的阈值。为避免不同载噪比信号对阈值的影响，峰均比检测方法取一个搜索单元的相关峰值与其他搜索单元的相关结果均值之比设置阈值。这种方法具有恒定的虚警率，避免了信号噪声的影响，但其比值服从 Fisher 分布，在进行积分计算时同样面临计算复杂度高的问题，该方法具体推导过程可参阅文献[7]。另一种常用的峰峰比检测方法取相关结果的最大峰值与次最大峰值的比值作为检测量，同样具有恒定的虚警率，但它的实现复杂度并不亚于过门限检测法和峰均比检测法^[24]。

合理地选择捕获门限值的大小，是决定 GNSS 信号捕获性能优良的关键一步。如果阈值设置过小，由于会出现随机噪声、C/A 码自相关以及互相关干扰的相关峰值，可能会造成虚警，即接收机声明捕获到了某颗卫星，但该卫星信号对接收机来说是不可见的；如果阈值设置过大，则可能会造成漏警，即接收机无法声明捕获到实际存在的信号。捕获检测阈值的设定取决于虚警率的大小，但漏警率也是不可忽略的因素，如果虚警率设置非常小，很可能导致漏警率很大。因此要同时满足一个很小的漏警率和一个很小的虚警率，以获得很小的误捕率，对于阈值的设定是非常困难的，特别是当卫星信号功率强度不稳定时。

鉴于以上分析，导航信号捕获阈值的求解计算过程是一个极其度复杂的概率分布求积分的问题，也是捕获

过程中最棘手的问题之一，因此本文采用基于机器学习的捕获峰值检测方法避免这种阈值设定的过程。

2 改进 SVM 捕获峰值检测方法

接收机通过信号捕获判断卫星信号是否存在，从机器学习的角度分析，这种信号检测问题是通过二分类的分类器来处理的。本文提出一种基于机器学习的导航信号相关峰值检测方法，具体实现过程如下：

1) 根据发布的导航信号结构，仿真产生经射频前端处理的导航中频信号作为捕获输入。由于机器学习模型需要足够的样本进行训练，因此产生足够的不同载噪比、不同起始 C/A 码相位以及不同多普勒频移的中频信号用以生成大量的捕获相关结果，作为分类器的训练样本；同时尽量模拟真实的动态卫星中频信号，确保机器学习分类模型的一般性。

2) 利用并行码相位搜索捕获算法，对仿真产生的 GNSS 中频信号数据集进行搜索捕获，得到的相关结果作为样本特征，并作为原始样本数据。算法主要目的是对机器学习分类器进行训练，研究机器学习分类器对 GPS 信号捕获结果的分类性能。因此对于串行搜索、并行频率搜索捕获算法以及其他为了提高捕获灵敏度的优化算法同样适用。为方便快速得到捕获相关结果，使用并行码相位搜索捕获算法获得所需的相关结果。

3) 使用 PCA 改进 SVM 分类器的输入，对生成的相关结果样本进行特征预处理。将捕获产生的相关结果数据进行标准化和归一化后，通过 PCA 对样本特征进行降维，以少量的特征最大程度地反映样本信息，保证分类器的准确性基本不受影响。经过 PCA 处理对原始样本数据进行降维，以远低于原始样本数据量的特征数据代替原始特征，可以大大降低机器学习分类器的输入数据量，提高分类器的训练性能，从而在分类器的输入端改进 SVM 分类器。

通过 PCA 处理，改进 SVM 的输入的过程如下：

假设 m 个样本 $\mathbf{X}=(\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_m)$ ，每个样本由 N 维标准化的特征组成，则需要对所有特征进行去中心化处理，计算出样本协方差矩阵，得到协方差矩阵的特征值及其对应的特征向量；然后从大到小选取前 K 个特征值及其特征向量，将原始数据投影到选取的特征向量上，每个样本均可得到降维后 K 个新特征，表示为：

$$\begin{bmatrix} \mathbf{y}_1^i \\ \mathbf{y}_2^i \\ \vdots \\ \mathbf{y}_k^i \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \boldsymbol{\alpha}_1^T \cdot (\mathbf{x}_1^i, \mathbf{x}_2^i, \dots, \mathbf{x}_N^i)^T \\ \boldsymbol{\alpha}_2^T \cdot (\mathbf{x}_1^i, \mathbf{x}_2^i, \dots, \mathbf{x}_N^i)^T \\ \vdots \\ \boldsymbol{\alpha}_k^T \cdot (\mathbf{x}_1^i, \mathbf{x}_2^i, \dots, \mathbf{x}_N^i)^T \end{bmatrix} \quad (9)$$

式中： $(\mathbf{x}_1^i, \mathbf{x}_2^i, \dots, \mathbf{x}_N^i)^T$ 为第 i 个样本 \mathbf{x}_i 的 N 个特征； $\boldsymbol{\alpha}_k$ 为第 K 个特征值对应的特征向量。这样，原来由 N 个特征组成的高维样本降维到由 K 个新特征组成的低维样本，SVM 分类器的输入会得到进一步改善。采用低维的样本特征表达原始的具有高维特征的每个样本，从而减低分类器的训练负担，并在不改变原始样本属性特征的情况下，提高分类器的训练性能。

上述经过处理的样本，存在有、无相关峰值 2 种状态，对应于接收机捕获到信号和未捕获到信号 2 种情况。将这 2 种状态下的捕获相关结果的样本划分为两类，并将其类别标签设为 $[0, 1]$ ，其中 1 表示捕获到信号样本，0 表示未捕获到信号样本。导航信号捕获相关结果样本经过特征处理后与其标签并不存在线性关系，故这两类样本数据是不可线性分离的。引入径向基核函数作为改进 SVM 分类器的核函数对捕获问题进行分类，具有参数较少，优化过程更加简单的优势^[7]。将一定数量的带有类别标签的训练样本输入改进 SVM 分类器进行训练和构建改进 SVM 模型，训练完成后，将测试样本输入，则模型会预测输入样本的类别标签^[25]。

本文所提算法流程如图 3 所示，主要分为以下 4 步：

- 1) 生成不同载噪比、不同起始码相位的中频信号；
- 2) 通过并行码相位搜索获得捕获信号相关结果，作为训练器的原始样本；
- 3) 归一化、标准化原始样本特征，采用 PCA 对样本特征进行降维处理，减少 SVM 分类器的输入数据量；
- 4) 训练分类器模型，优化径向基核函数核尺度参数，确立改进 SVM 分类器模型，测试模型性能。

3 仿真实验与分析

根据 GPS 卫星中频导航信号的结构，仿真产生的 L1 频段的 GPS 中频信号参数如下：采样频率 $f_s = 62 \text{ MHz}$ ，中频频率 $f_{IF} = 8 \text{ MHz}$ ，C/A 码初始相位随机选取，载噪比均匀分布在 $40\text{--}44 \text{ dB} \cdot \text{Hz}$ 间，信号长度为 10 ms 。由于算法的目的是对捕获相关结果进行峰值分类检测，多普勒频移的变化不会影响峰值的存在；且由于 C/A 码初始相

位随机选取以及载噪比不同，相关结果的峰值具有不同的随机分布，同时峰值大小也会随载噪比的变化而出现不同的强弱程度。为简化分析，本文将仿真的中频信号多普勒频移设置为 0，降低样本的特征维度，方便训练分类器，并减少算法计算时间。

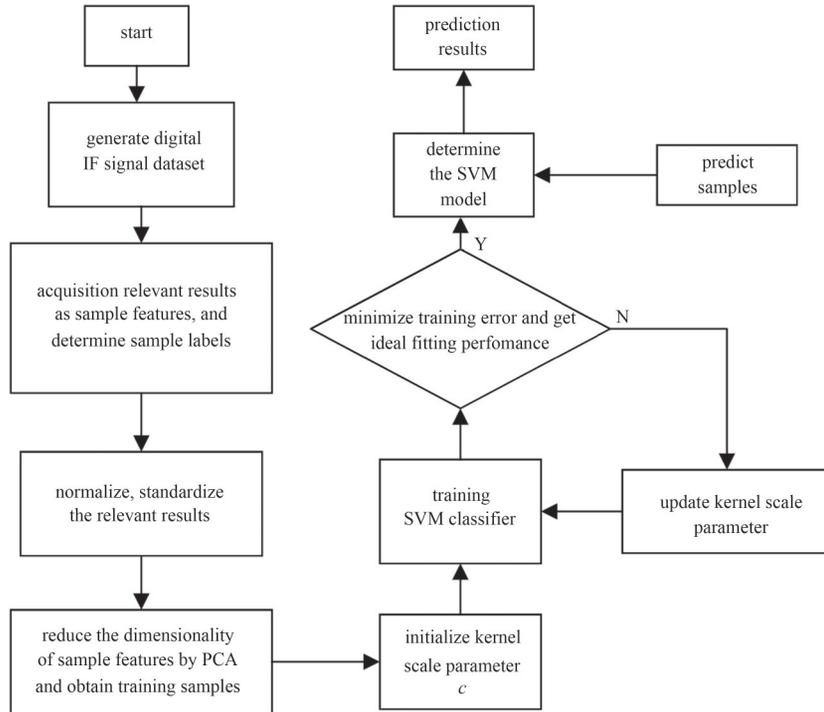


Fig.3 Flowchart of the improved SVM peak detection algorithm for capture
图3 改进SVM捕获峰值检测算法流程图

本文主要对卫星导航信号捕获相关结果的峰值检测进行研究，采用并行码相位搜索捕获算法主要目的是输出用于机器学习的训练样本，算法本身对捕获峰值检测的研究不会产生影响，其他捕获算法得到的捕获相关结果亦可使用此方法进行峰值检测。在低载噪比(40 dB·Hz)时，捕获相关结果中恰好可观察到峰值，如图4所示。图4(a)所示样本其标签为1，图4(b)所示样本其标签为0，这类样本可类似于多普勒频率的偏移导致的峰值降低情况。在40~45 dB·Hz的载噪比范围内，随机产生初始相位的C/A码，可以产生不同信号强度、不同初始码相位的卫星导航中频信号，模拟动态场景下的动态中频信号，保证仿真实验的合理性。

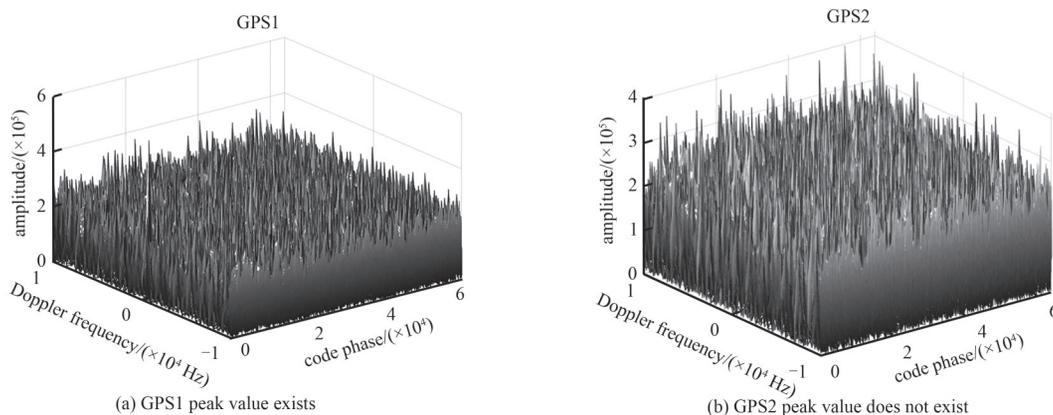


Fig.4 Acquisition results with CN0 of 40 dB·Hz
图4 载噪比为40 dB·Hz时捕获相关结果

为充分训练SVM学习器，本文生成了10 000个样本，每个样本为含有62 000个相关结果的向量。根据卫星信号是否存在的先验信息，对样本类别进行标记，样本包含5 000个类别标签为1的成功捕获样本，类别标签为0的5 000个未成功捕获样本。为评估机器学习分类器模型的分类效果，避免出现过拟合和欠拟合情况，获得分

类效果最佳的分类器模型。将 10 000 个样本随机排序，按照 4:1 的比例划分成互斥的 8 000 个训练集以及 2 000 个测试集，同时互斥的训练集、验证集和测试集的比例为 6:2:2。由于生成样本只有两类，且两类样本为 1:1 产生，因此随机划分样本的训练集、验证集和测试集的两类样本是随机分布的近似 1:1 的样本数据；同时使用同一个测试集测试 4 种峰值检测方法，对 4 种峰值检测方法的虚警率、误捕率和实警率不会产生影响。

为进行算法效果比较，采用基于机器学习的逻辑回归分类器^[26]、SVM 分类器以及本文所提出改进 SVM 分类器对样本进行分类学习。其中，标准 SVM 分类器输入原始样本，逻辑回归分类器和改进 SVM 分类器的样本输入均为经过 PCA 降维处理的样本，每个样本以 100 个特征数据表征原始的 62 000 个相干积分值，用以改进分类器的输入，提高分类器的训练性能。

使用传统的根据相关结果最大峰值与次最大峰值的比值与阈值的比较结果判定信号是否存在的捕获峰值检测方法，分析用于测试的 2 000 个相关结果样本。通过仿真得到的捕获结果表明，2 000 个样本中有 25 个信号不存在，但声明成功捕获，故虚警率为 1.25%；3 个信号存在，但未成功捕获到，故漏警率为 0.15%，捕获误警率为 1.40%。

逻辑回归的分类结果如图 5 所示，SVM 分类器的分类结果如图 6 所示，改进 SVM 分类器的分类结果如图 7 所示。从图中可以看出，分类器模型的验证结果没有出现过拟合和欠拟合的情况，得到的逻辑回归分类器模型以及 SVM 分类器模型都是正确合理的。

图 5(a)为逻辑回归分类器对 2 000 个样本的验证结果，从中可以看到，有 5 个样本的真实类标签为 1，而其预测类标签为 0，导航信号捕获峰值检测漏警率为 0.25%；有 3 个样本真实类标签为 0，而预测类标签为 1，导航信号捕获峰值检测虚警率为 0.15%，则逻辑回归分类器的验证准确率为 99.60%。对于图 5(b)所示结果，逻辑回归分类器对测试样本的预测结果的漏警率为 0.30%，虚警率为 0.30%，误捕率为 0.60%。逻辑回归分类器的测试准确率为 99.40%，即逻辑回归分类器对未知样本预测泛化率可达到 99.40%。

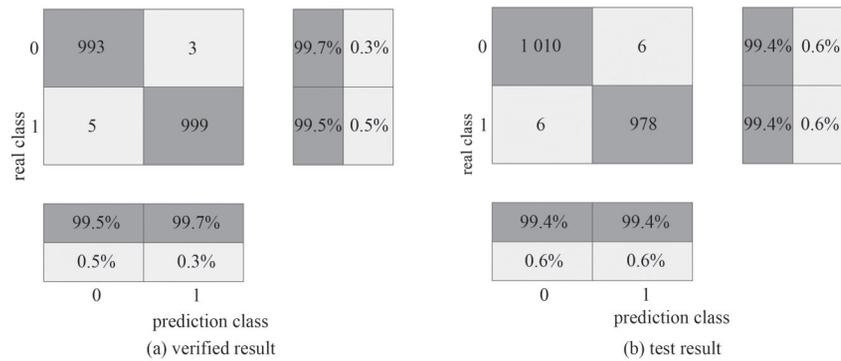


Fig.5 Results of the logistic regression classifier

图 5 逻辑回归分类器结果

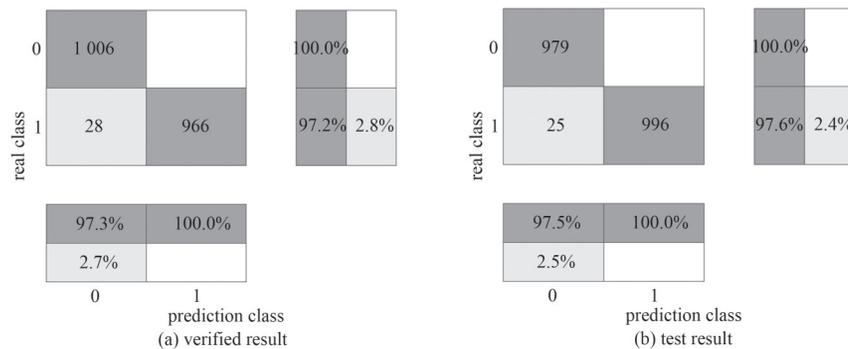


Fig.6 Results of the SVM classifier

图 6 SVM 分类器结果

图 6、图 7 分别为 SVM 分类器和改进 SVM 分类器的结果，其中图 6(a)为 SVM 分类器的验证结果，验证准确率可达到 98.60%，图 6(b)为 SVM 分类器对未知样本的测试结果，其中，漏警率为 1.25%，测试准确率为 98.75%，即训练出的标准 SVM 分类器模型对导航信号捕获相关结果的泛化能力可达到 98.75%。对比图 7(b)，改进 SVM 分

类器模型的导航信号捕获峰值检测漏警率为 0.15%，而虚警率仅为 0.10%，误捕率低至 0.25%。改进 SVM 分类器模型对导航信号捕获相关结果的泛化能力可达到 99.75%，泛化能力优于传统 SVM 分类器模型。因此本文所提出的改进 SVM 分类器可获得很好的泛化能力，相较于传统 SVM 分类器，虽牺牲了一小部分虚警率，但漏警率显著降低，整体性能大幅提升，并大大降低了输入样本的数据量。

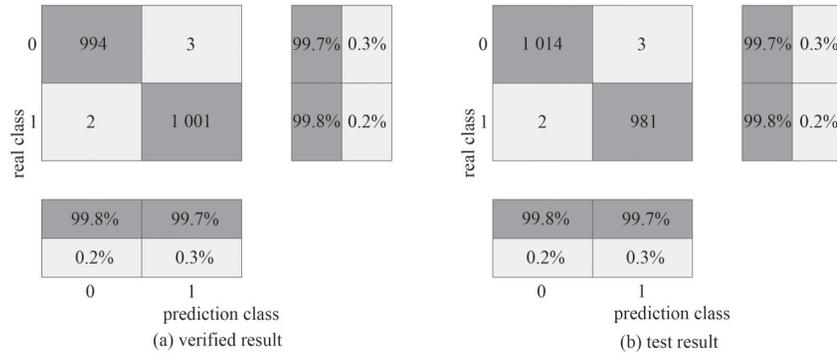


Fig.7 Results of the improved SVM classifier

图7 改进SVM分类器结果

表1 不同方法的捕获性能(单位:%)

Table1 Acquisition performance of different methods(unit:%)

peak detection method	false alarm rate	missed alarm rate	false positive rate	true positive rate
threshold decision	1.25	0.15	1.40	98.60
logistic regression classifier	0.30	0.30	0.60	99.60
SVM classifier	0	1.25	1.25	98.75
improved SVM classifier	0.10	0.15	0.25	99.75

4种捕获算法的分类结果的各项指标如表1所示。从表1中数据不难发现，基于改进SVM分类器的导航信号捕获方法虚警率为0.10%，捕获成功率可高达99.75%，获得比传统门限检测方法、逻辑回归分类方法和标准SVM分类方法更加理想的捕获性能；相较于标准SVM分类方法，由于采用的PCA技术对其输入样本进行了特征数据降维，改变了输入数据的原始结构，剔除了冗余特征数据，降低了样本特征数量，保留了原始样本特征，其训练速度也随输入样本数据的降维大大提高。因此提出的基于改进SVM的导航信号捕获算法，不仅可避免复杂的阈值设置过程，还可提高SVM分类器的训练性能，实现高达99.75%的捕获成功率，捕获性能明显优于传统捕获算法。以上仿真实验结果证明了所提出算法的可行性及优越性。

4 结论

本文提出的基于改进SVM的GNSS信号捕获算法，利用经典并行码相位捕获算法，对仿真产生的GPS L1中频信号进行捕获，得到捕获相关结果。分别采用传统阈值判决方法、逻辑回归分类器、传统SVM分类器及改进SVM分类器对相关结果进行判断，实验结果表明，4种方法均可以实现GPS接收机捕获结果判断信号是否存在功能；本文所提方法可获得更优异的捕获性能，可实现0.10%虚警率，且实警率可达到99.75%，整体性能优于其他3种算法。

针对动态场景，传统的阈值设定方法往往需要实时调整检测阈值，而本文提出的方法可有效地避免这种实时动态调整过程。下一步工作将对包括二进制偏移载波(Binary Offset Carrier, BOC)调制的导航信号进行峰值检测分类验证、具有多普勒频移变化的相关结果的分类学习以及在硬件上进行验证测试。

参考文献:

- [1] KAPLAN E, HEGARTY C. Understanding GPS/GNSS: principles and applications[M]. 3rd ed. London: Artech, 2017: 339-344.
- [2] 刘杨, 秦红磊, 金天. 考虑互相关干扰的GPS信号捕获门限设定方法[J]. 北京航空航天大学学报, 2011, 37(3): 268-273. (LIU Yang, QIN Honglei, JIN Tian. Threshold setting method for GPS signal acquisition under cross-correlation effect[J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2011, 37(3): 268-273.) doi:10.13700/j.bh.1001-5965.2011.03.012.
- [3] 刘瀛翔, 谢郁辰, 唐小妹. 基于多相分解的BOC信号高效捕获算法[J]. 电子学报, 2023, 51(1): 1-10. (LIU Yingxiang, XIE Yuchen, TANG Xiaomei. An efficient BOC signal acquisition method based on polyphase decomposition[J]. Acta Electronica

- Sinica, 2023,51(1):1–10.) doi:10.12263/DZXB.20211625.
- [4] CAO X L, MU R Z, YAN Y P. A novel threshold setting method for FFT-based GPS acquisition[C]// 2009 the 11th International Conference on Computer Modelling and Simulation. Cambridge, UK: IEEE, 2009:497–501. doi:10.1109/UKSIM.2009.72.
- [5] 梁涛涛, 杨春, 吴军伟, 等. 一种全球定位系统弱信号捕获策略[J]. 太赫兹科学与电子信息学报, 2014, 12(5):682–687. (LIANG Taotao, YANG Chun, WU Junwei, et al. An acquisition strategy of global positioning system weak signal[J]. Journal of Terahertz Science and Electronic Information Technology, 2014, 12(5):682–687.) doi:10.11805/TKYDA201405.0682.
- [6] MA Yan, MA Li, ZHANG Jian. Research on adaptive acquisition method of coherent and incoherent integration for BDS/GPS satellite signals[C]// 2019 IEEE the 1st International Conference on Civil Aviation Safety and Information Technology (ICCASIT). Kunming, China: IEEE, 2019:588–590.) doi:10.1109/ICCASIT48058.2019.8973124.
- [7] SMIDT J, RONCAGLIOLO P A, MURAVCHIK C H. Statistical characterization of a constant false alarm detector for GNSS signals[C]// 2011 International Conference on Localization and GNSS (ICL-GNSS). Tampere, Finland: IEEE, 2011:98–103. doi:10.1109/ICL-GNSS.2011.5955269.
- [8] GEIGER B C, SOUDAN M, VOGEL C. On the detection probability of parallel code phase search algorithms in GPS receivers[C]// The 21st Annual IEEE International Symposium on Personal, Indoor and Mobile Radio Communications. Istanbul, Turkey: IEEE, 2010:865–870. doi:10.1109/PIMRC.2010.5672040.
- [9] 邬志影, 常青, 尚梦云. 基于 FFT 的二维并行长码捕获算法[J]. 太赫兹科学与电子信息学报, 2015, 13(5):757–762. (WU Zhiying, CHANG Qing, SHANG Mengyun. Two-dimensional parallel long code acquisition algorithm based on FFT[J]. Journal of Terahertz Science and Electronic Information Technology, 2015, 13(5):757–762.) doi:10.11805/TKYDA201505.0757.
- [10] BORHANI-DARIAN P, CLOSAS P. Deep neural network approach to GNSS signal acquisition[C]// 2020 IEEE/ION Position, Location and Navigation Symposium (PLANS). Portland, OR, USA: IEEE, 2020: 1214–1223. doi: 10.1109/PLANS46316.2020.9110205.
- [11] BORHANI-DARIAN P, LI H, WU P, et al. Deep learning of GNSS acquisition[J]. Sensors, 2023, 23(3): 1–19. doi: 10.3390/s23031566.
- [12] LI Gen. Research on network security state prediction method based on SVM[C]// 2022 IEEE the 2nd International Conference on Electronic Technology, Communication and Information (ICETCI). Changchun, China: IEEE, 2022: 353–356. doi:10.1109/ICETCI55101.2022.9832235.
- [13] UPADHYAY P C, KARANAM L, LORY J A, et al. Classifying cover crop residue from RGB images: a simple SVM versus a SVM ensemble[C]// 2021 IEEE Symposium Series on Computational Intelligence (SSCI). Orlando, FL, USA: IEEE, 2021: 1–7. doi: 10.1109/SSCI50451.2021.9660147.
- [14] REZVANI S, WU J H. Handling multi-class problem by intuitionistic fuzzy twin support vector machines based on relative density information[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2023, 45(12): 14653–14664. doi: 10.1109/TPAMI.2023.3310908.
- [15] DEVIKANNIGA D, RAMU A, HALDORAI A. Efficient diagnosis of liver disease using support vector machine optimized with crows search algorithm[J]. EAI Endorsed Transactions on Energy Web, 2020, 20(29):e10. doi:10.4108/eai.13-7-2018.164177.
- [16] MADHU M S, KARTHIKEYAN P R. Detection of liver disorder using quadratic support vector machine in comparison with RBF SVM to measure the accuracy, precision, sensitivity and specificity[C]// 2022 International Conference on Innovative Computing, Intelligent Communication and Smart Electrical Systems (ICSES). Chennai, India: IEEE, 2022: 1–7. doi: 10.1109/ICSES55317.2022.9914126.
- [17] JIE Song, HU Wankun. Experimental results of maritime target detection based on SVM classifier[C]// 2020 IEEE the 3rd International Conference on Information Communication and Signal Processing (ICICSP). Shanghai, China: IEEE, 2020: 179–182. doi:10.1109/ICICSP50920.2020.9232038.
- [18] DENG Zhi, SHI Zhao, WANG Zhenxin, et al. Research on feature optimization scheme based on data feature enhancement[C]// 2021 IEEE the 21st International Conference on Software Quality, Reliability and Security Companion (QRS-C). Hainan, China: IEEE, 2021: 270–278. doi:10.1109/QRS-C55045.2021.00048.
- [19] YAICHAROEN A, HASHIKURA K, SAMAD KAMAL M A, et al. Effects of dimensionality reduction on classifier training time and quality[C]// 2023 Third International Symposium on Instrumentation, Control, Artificial Intelligence, and Robotics (ICA-SYMP). Bangkok, Thailand: IEEE, 2023: 53–56. doi:10.1109/ICA-SYMP56348.2023.10044946.