引用格式：李雄庆, 赵冬青, 李林阳, 等. 增强网络空间坐标系性能的时延滤波方法 [J]. 电子科技大学学报, 2026, 55(4): 571-579.
Li Xiongqing, Zhao Dongqing, Li Linyang, et al. Delay filtering method for enhancing the performance of cyberspace coordinate systems[J]. Journal of University of Electronic Science and Technology of China, 2026, 55(4): 571-579. (in Chinese)

增强网络空间坐标系性能的时延滤波方法

李雄庆[1]，赵冬青[1]，李林阳[1, 2*]，樊文哲[1]，袁俊俨[1]

（1. 信息工程大学地理空间信息学院，郑州 450001；2. 武汉大学测绘学院，武汉 430079）

摘要：网络空间坐标系的准确性依赖于高质量的时延数据，但实际网络环境中的随机污染现象严重制约了传统滤波方法的性能。针对现有方法在噪声抑制、统计特征保留与阶梯性变化感知之间的权衡不足，提出了一种基于 SG 滤波的分段时延滤波方法（SDF）。该方法通过动态分段策略，结合变化率检测划分时延数据段。对长段落，采用 SG 滤波器拟合趋势；对短段落，则采用中值滤波抑制噪声，从而实现异常值抑制与时延曲线平滑，同时保留阶梯式突变特征。在真实网络数据集上的验证实验表明，SDF 方法可将 95% 分位数相对误差 NFPRE 降低约 18.59%，显著降低时延变化率。同时，该方法显著提升了网络空间坐标系统的定位精度与稳定性。

关键词：时延滤波；时延随机污染；SG 滤波算法；网络空间坐标系

中图分类号：TN91 **文献标志码：**A DOI: 10.12178/1001-0548.2025103

Delay filtering method for enhancing the performance of cyberspace coordinate systems

LI Xiongqing[1], ZHAO Dongqing[1], LI Linyang[1, 2*], FAN Wenzhe[1], and YUAN Junyan[1]

(1. School of Geospatial Information, Information Engineering University, Zhengzhou 450001, China;

2. School of Geodesy and Geomatics, Wuhan University, Wuhan 430079, China)

Abstract: The accuracy of cyberspace coordinate systems depends on high-quality delay data, yet random noise in real-world network environments severely limits the effectiveness of traditional filtering methods. To address the insufficient balance among noise suppression, statistical feature preservation, and step-change detection in existing approaches, this paper proposes a segmented delay filtering (SDF) method based on the Savitzky-Golay (SG) filter. The method dynamically segments delay data using a change rate detection strategy. For long segments, the SG filter is applied to fit the trend, while median filtering is used for short segments to suppress noise. This hybrid approach effectively suppresses outliers and smooths delay curves while preserving step-like abrupt changes. Validation experiments on real network datasets demonstrate that the SDF method reduces the 95% percentile relative error (NFPRE) by approximately 18.59% and significantly decreases delay variation rates, thereby enhancing the positioning accuracy and stability of cyberspace coordinate systems.

Key words: delay filtering; random delay contamination; SG filtering algorithm; cyberspace coordinate system

网络空间坐标系作为一种重要的网络拓扑建模工具，能够通过将网络节点映射到虚拟坐标空间中的位置，有效预测节点间的通信时延。包括，基于地标的 GNP（global network positioning）系统[1] 和基于物理弹簧模型的 Vivaldi 系统[2]，被广泛应用于内容分发、负载均衡等场景。然而，坐标系构建的准确性高度依赖于输入时延数据的质量。实际网络环境中，时延数据常因瞬时拥塞、路由抖动或测量误差等因素受到污染，表现为单点异常跳跃、中心波动性及阶梯式变化等复杂特征。若直接使用原始时延或简单均值处理后的数据，易导致坐标预测偏差增大、系统稳定性下降，进而影响整体性能。文献 [3] 提出移动百分位滤波器（moving percentile filter, MP-Filter），其核心流程为：给定实测时延

收稿日期：2025−05−15
基金项目：国家自然科学基金（42474043）；河南省自然科学基金优秀青年基金（252300421205）
作者简介：李雄庆，主要从事网络空间基准方面的研究。
*通信作者 E-mail: linyangli@whu.edu.cn

序列，设置窗口长度W与百分位P，通过滑动窗口选择特定百分位时延值抑制随机波动。文献 [4] 提出的梯度平滑滤波器 Δ-Filter，借鉴图像处理中的高斯平滑思想[5] 引入时延梯度动态调整窗口权值。该算法通过实测时延与窗口权值的迭代卷积计算输出时延，其中窗口权值取决于时延梯度，并与时延梯度的n次方成反比。当时延波动较大时，权值自适应减小以实现平滑效果。文献 [6] 提出递归点估计时延过滤（recursive point estimation filter, RPE-Filter）算法[6]，基于数理统计[7] 筛选时延数据。该方法通过计算时间间隔内时延数据的均值与分散程度，确定集中域并递归剔除离群点，直至数据集合稳定后将最终均值作为输出。现有方法虽能部分抑制异常波动或感知拓扑变化，但普遍难以兼顾随机污染抑制、统计特征保留与时延阶梯性变化的平衡需求。

鉴于此，本文提出一种分段时延滤波方法（segmented delay filtering, SDF），通过实时检测时延梯度变化触发分段，并根据分段长度条件切换滤波方法来解决上述问题。该算法基于时延变化率划分数据段，对长段落采用 SG 滤波器[8] 拟合趋势，短段落采用中值滤波抑制噪声，在抑制随机波动的同时保留阶梯性特征。本文提出的 SDF 方法为解决高动态网络环境下坐标建模的准确性难题提供了新的思路。

1 随机时延污染现象及其特性分析

1.1 随机时延污染现象

从河南省郑州市的一个节点出发，利用 Fping 命令对位于北京的节点（IP: 220.181.38.150）进行连续时延测量。测量过程中，每两分钟执行一次探测，每次探测发送 10 个数据包。在 2024 年 10 月 17 日 06:00～08:00 期间，收集并统计了时延随时间变化的分布情况，结果如图 1 所示。

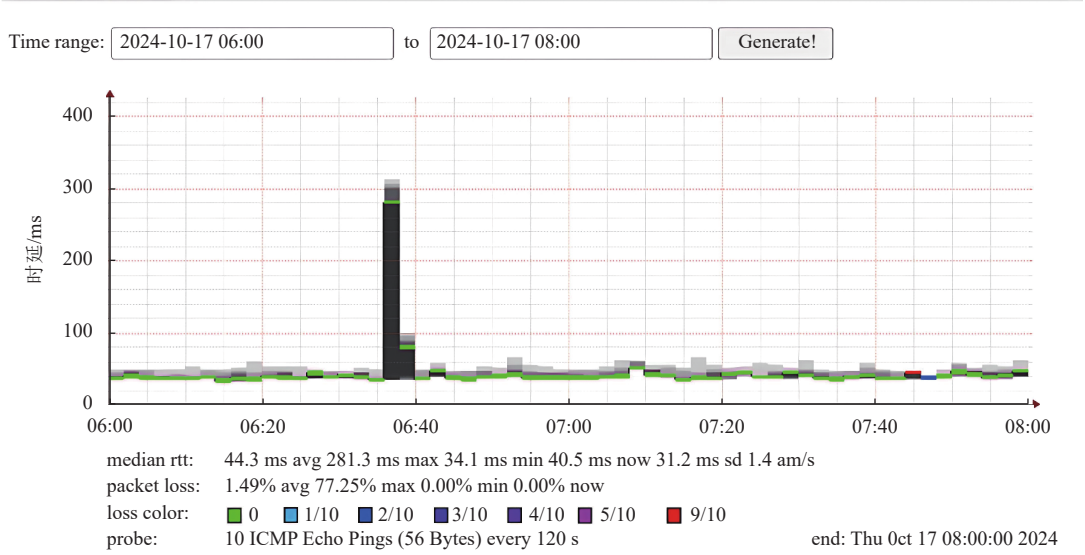


图 1 时延污染现象

统计结果显示，大部分时延值集中在 40～50 ms 区间内波动。然而，06:36 和 06:38 时分别出现了 281.3 ms 和 80 ms 的异常时延，这些值显著偏离正常范围，表明存在长拖尾现象。进一步分析发现，最大时延值约为最小时延值的 8.2 倍，显示实际网络环境中的时延远超预期的正常值范围。

若直接使用原始时延或简单均值处理后的数据[9-10] 作为网络坐标系的输入时延，将导致时延预测准确性降低，进而引发坐标系统振荡。因此，必须采用合适的时延污染抑制算法对数据进行预处理，以确保输入时延的准确可靠。

1.2 时延特性分析

基于美国加利福尼亚州亚马逊服务器（IP: 54.193.20.18）与 Valve/Steam 服务器节点（IP: 208.78.165.77）之间的持续 Ping 探测实验，共采集 1 830 组时延数据。图 2 展示了时延随时间演化的动态特性曲线。通过分析，网络时延动态性呈现以下 3 种典型特征。

1）单点异常跳跃：在离散采样点（如第 1 436 次采样）观测到时延值的突发性异常峰值，其量级显著偏离正常波动范围。此类现象通常由瞬时网络拥塞、路由异常或测量误差引起。

2）中心波动性：时延数据在特定区间（如第 1～第 185 次采样）内围绕均值呈现周期性波动，其分布符合网络流量负载的昼夜规律性变化，表明该特性与网络常态行为高度相关。

3）阶梯式变化：在连续采样点（如第 1 500 次与第 1 572 次测量）观测到时延值的阶跃式跃迁（如从 40 ms 突增至 120 ms）或下降，此类突变通常映射底层网络拓扑的实时调整，如链路故障切换或 BGP 路由更新。

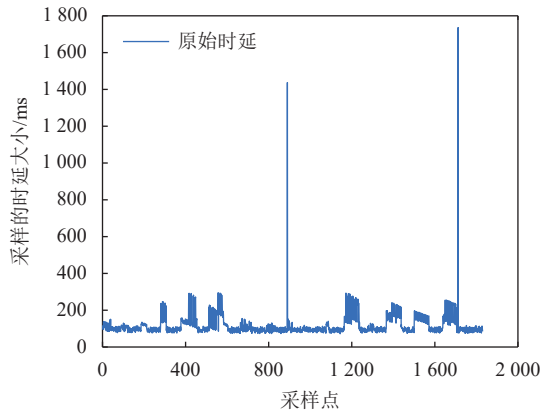


图 2　时延采样分布

针对上述时延污染特征，本文提出时延数据预处理的 3 大目标。

1）异常值抑制：识别并消除随机出现的异常时延值，以减少其对网络性能评估的负面影响。

2）时延曲线平滑：采用混合滤波技术提取时延序列的趋势部分，抑制高频噪声，同时保留低频波动特征。

3）拓扑敏感性保持：避免过度平滑，确保阶梯式变化的突变特征得以保留，从而准确反映网络拓扑的动态演化。

2　分段时延滤波方法 SDF

时延数据表现出单点异常跳跃、中心波动性以及阶梯式变化 3 种主要特征。单一滤波算法难以在异常值抑制、时延曲线平滑和拓扑敏感性保持这 3 大目标间实现良好平衡。针对这一问题，本文提出了一种基于 SG 滤波的分段时延滤波方法 SDF，如图 3 所示。该方法采用梯度触发分段、混合滤波执行和异常值修正的三级处理架构，有效实现抑制异常值，精准定位波动中心，并保留阶梯变化特征。

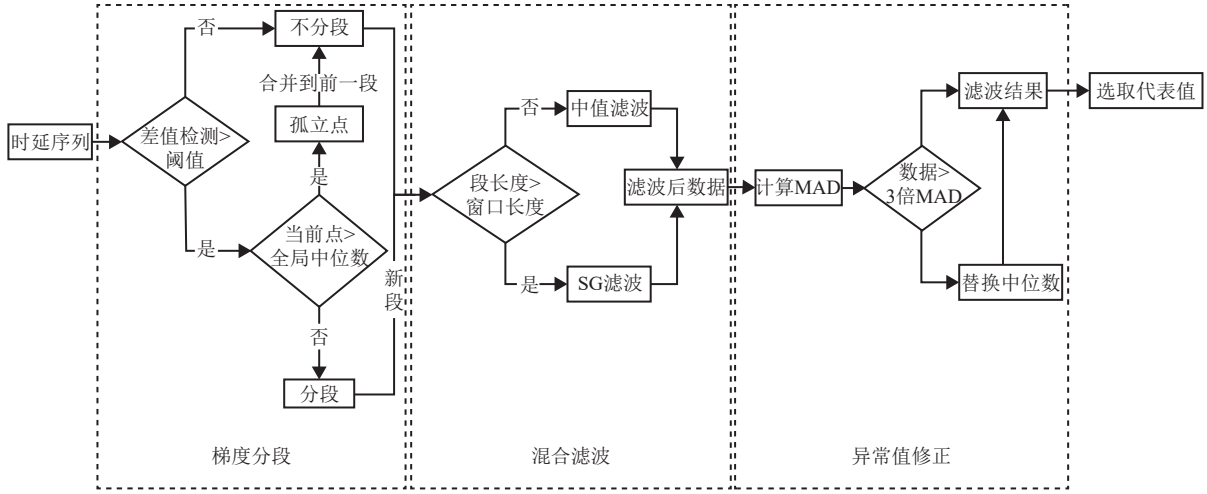


图 3　SDF 方法流程图

2.1　梯度分段机制

本算法的梯度分段机制核心目标是精准识别并保留网络时延的阶梯性变化特征，其实现包括梯度检测与异常值处理 2 个步骤。首先对时延数据进行梯度检测触发分段处理。具体来说，当监测到相邻数据点的变化率超过预设阈值时，判定数据行为发生显著变化，触发新段开始。若当前段落仅包含一个数据点且该点为异常值，则将其合并到前一段，避免孤立异常点对后续处理的影响。

2.1.1　梯度检测

网络时延的阶梯性变化表现为相邻时刻往返时延 rtt（round-trip time）的“突变跳变”，而非连续波动。为捕捉这种跳变，定义相邻时延数据点的差异为：

$$\Delta \mathrm{rtt}_i = |\mathrm{rtt}_i - \mathrm{rtt}_{i-1}|$$

式中，rtt_i为第i次测量的往返时延。

设定预设阈值T，判定显著变化：

$$\Psi(i)=\begin{cases}1 & \Delta\text{rtt}_i>T\\ 0 & \text{其他}\end{cases}$$

当$\Psi(i)=1$时，触发新段开始。

2.1.2 孤立点检测

计算时延数据的整体中位数：

$$\mu=\text{median}(\text{rtt}_1,\text{rtt}_2,\cdots,\text{rtt}_n)$$

式中，$\text{rtt}_1,\text{rtt}_2,\cdots,\text{rtt}_n$为时延数据按升序排列后的有序序列。

定义孤立点的条件：

$$\Gamma(s)=\begin{cases}1 & |\text{rtt}_{\text{current}}-\mu|>\varepsilon\wedge|s|=1\\ 0 & \text{其他}\end{cases}$$

式中，ε为当前点和全局中位数μ的偏差阈值；s为时延数据段的长度。

综上所述，可以总结为：如果$\Psi(i)=1$，则触发新段；如果$|s|=1\wedge\Gamma(s)=1$，则该点为孤立点，合并到相邻段。

2.2 混合滤波

在分段完成后，算法根据各段的长度动态选择滤波方法。若段长度超过设定窗口大小，则采用SG滤波器进行平滑，充分发挥其拟合数据趋势与保留关键特征的优势。若段长度不超过窗口大小，则选用中值滤波器，有效抑制噪声和异常值。中值滤波器特别适用于短段落数据的平滑处理，且能在不破坏数据原有特性的情况下有效平滑数据。

2.2.1 SG 滤波

基于SG滤波器的时延数据滤波原理，是通过对数据点进行局部多项式回归拟合，从而实现对数据的平滑处理。这种方法不仅能够有效抑制随机噪声，还能最大程度地保留数据中的关键特征，如峰值和宽度，这对于分析时延数据中的关键变化尤为重要，原理如下。

假设一组时延数据为rtt_i，i的取值为$2m+1$个连续的整值，即$i=-m,-m+1,\cdots,m$。现在构造1个n阶多项式（$n\leqslant 2m+1$）来拟合这一组数据：

$$\text{RTT}(i)=\sum_{k=0}^{n}b_{nk}i^k=b_{n0}+b_{n1}i+b_{n2}i^2+\cdots+b_{nn}i^n$$

式中，$\text{RTT}(i)$为拟合值；b_{n0}, b_{n1}, ⋯, b_{nn}为多项式拟合系数。

$\text{RTT}(i)$与原rtt_i的误差平方和为：

$$E=\sum_{i=-m}^{m}(\text{RTT}(i)-\text{rtt}_i)^2=\sum_{i=-m}^{m}\left(\sum_{k=0}^{n}b_{n0}i^k-\text{rtt}_i\right)^2$$

根据最小二乘法原理[11]，要使拟合结果最好，则残差平方和E应最小，即E对多项式系数b_{nk}求偏导应为0，即：

$$\frac{\partial E}{\partial b_{nr}}=\frac{\partial}{\partial b_{nr}}\left\{\sum_{i=-m}^{m}\left[\sum_{k=0}^{n}b_{nr}i^k-\text{rtt}_i\right]^2\right\}=$$
$$2\sum_{i=-m}^{m}\left[\sum_{k=0}^{n}b_{nk}i^k-\text{rtt}_i\right]i^r=0,\quad r=0,1,\cdots,n$$

解得：

$$\sum_{r=-m}^{m}\text{rtt}_i i^r=\sum_{k=0}^{n}b_{nk}\sum_{i=-m}^{m}i^{k+r}$$

令：

$$\begin{cases}F_r=\sum\limits_{i=-m}^{m}\text{rtt}_i i^r\\ S_{k+r}=\sum\limits_{i=-m}^{m}i^{k+r}\end{cases}\Rightarrow F_r=\sum_{k=0}^{n}b_{nk}S_{k+r}$$

给定需要拟合的时延个数$2m$+1、多项式的阶次n及待拟合的时延数据rtt_i后，则可求出F_r，将S_{k+r}代入式$F_r=\sum\limits_{k=0}^{n}b_{nk}S_{k+r}$中，系数$b_{n0},b_{n1},\cdots,b_{nn}$就可求出，进而求出拟合值$\text{RTT}(i)$。其中$F_r$、$S_{k+r}$为定义的中间变量。采用拟合值作为该窗口内的中心点估计值，而对于后面的点，不断移动窗口重复操作即可。

2.2.2 中值滤波

中值滤波是通过将时延数据序列中每个点的值替换为滑动窗口内时延数据的中位数来实现的，其步骤如下。

1）对于时延数据$\text{rtt}_1,\text{rtt}_2,\cdots,\text{rtt}_n$，定义一个滑动窗口$W$包含$\text{rtt}_{i-k}$～$\text{rtt}_{i+k}$的值，其中$k$是窗口的一半大小。

2）计算滑动窗口内时延数据的局部中位数M：

$$M=\text{median}(\text{rtt}_{i-k},\text{rtt}_{i-k+1},\cdots,\text{rtt}_{i+k})$$

3）将滑动窗口内的原时延数据替换为M。

2.3 异常值修正

为了提高结果的可靠性和准确性，采用基于滤波后数据全局中位数和中位数绝对偏差（median absolute deviation, MAD）的方法，对滤波后数据中的异常值进行检测和替换，具体步骤如下。

1）中位数计算：计算滤波后数据序列的全局中位数。中位数是一种稳健的中心趋势测量，能有效描述整体水平。相比均值，中位数对极端值更不

敏感，因此在数据分布不对称或存在噪声时更可靠。

2）绝对偏差计算：计算每个数据点与中位数之间的绝对差值。这一过程帮助理解数据点偏离中位数的程度。

3）MAD 计算：对所有计算得到的绝对偏差求中位数，得到 MAD。这一指标反映了数据的波动性，并为后续的异常值检测提供基础。

4）异常值判定：设定阈值，判断各数据点的绝对偏差是否超过该阈值。若偏差大于阈值，该点被视为异常值。通常阈值设为 MAD 的 3 倍，根据统计经验，在数据近似正态分布时，该范围覆盖约 99% 的正常波动。MAD 作为稳健指标，降低了异常值对阈值的影响。阈值可根据实际需求调整，以平衡检测灵敏度和误报率。

5）异常值替换：对于检测到的异常值，使用序列的中位数进行替换。这一替换有助于消除异常值对数据分析和模型构建的潜在影响，从而提高结果的稳定性和可信度。

2.4　时间复杂度分析

SDF 算法的时间复杂度由梯度分段、混合滤波和异常值修正 3 部分组成。

1）梯度分段机制：遍历时延序列计算相邻梯度需要$O(N)$的时间，全局中位数计算与孤立点判断亦为$O(N)$，因此分段处理的总复杂度为$O(N)$。这里的N表示输入时延序列的整体数据点数量。

2）混合滤波过程：对于长度为L的数据段，若采用 SG 滤波，其时间复杂度为$O(LM)$，其中M为窗口大小；若采用中值滤波，排序操作主导的复杂度为$O(L\log L)$。假设数据划分为K段，总长度满足$\sum_{i=1}^{K} L_i = N$，则混合滤波的复杂度为$O\left(\sum_{i=1}^{K}(L_i M + L_i \log L_i)\right)$。当$M \geqslant \log N$时，SG 滤波占主导地位，可简化为$O(NM)$。

3）异常值修正：计算中位数、MAD 及遍历替换异常值的操作均为$O(N)$，总复杂度为$O(N)$。

综上，SDF 算法的整体时间复杂度为$O(NM)$。

3　实验分析

3.1　时延滤波网络空间坐标系性能衡量指标

滤波器性能指标一般采用归一化相对误差（normalized relative error, NRE）来描述滤波后的时延值与原始时延值之间的相对差异，后续的时延损失量也是通过 NRE 来体现。为衡量时延网络空间坐标系的准确性，本文采用相对误差（relative error, RE），并选取 95% 分位数相对误差 NFPRE（95% percentile relative error）来量化坐标系的准确性。此外，稳定性通过时延变化率 S 来度量。它们的定义如下：

$$\mathrm{NRE} = \frac{|\mathrm{RTT} - \mathrm{rtt}|}{\max(\mathrm{RTT}, \mathrm{rtt})}$$

$$\mathrm{RE} = \frac{|\mathrm{PredictionDist} - \mathrm{MeasureDist}|}{\min(\mathrm{PredictionDist}, \mathrm{MeasureDist})}$$

$$S = \frac{\sum \Delta \vec{x_i}}{T}$$

式中，RTT为滤波后的时延；rtt为原始观测时延；PredictionDist 是时延预测值；MeasureDist 是实测时延值；$\sum \Delta \vec{x_i}$为网络主机的时延变化量。

3.2　单链路时延污染抑制方法性能分析

SDF 方法的参数涉及拟合窗口大小 w 和拟合阶数n。本文以 NRE 为基本指标，选取了 SDF 方法的最佳参数。基于此参数，进一步对比不同方法在单一链路时延污染抑制上的效果。本文从 Valve 数据集[12]中选取 2 组实测时延数据进行分析。第 1 组为加利福尼亚亚马逊 EC2 服务器节点（IP: 54.193.20.18）至Valve/Steam 服务器（客户端）（IP:208.94.247.178）的 90 次原始时延值。第 2 组为法兰克福亚马逊 EC2 服务器节点（IP: 52.28.193.93）至 Valve/Steam 服务器（客户端）（IP: 103.25.59.58）的 180 次原始时延值。

3.2.1　SDF 方法中窗口大小和拟合阶数的选择

为全面评估拟合窗口大小与拟合阶数对滤波效果的影响，本研究全面地考察了两参数的各种组合情况。具体而言，拟合窗口大小取值范围设定为 5～17，步长为 2；拟合阶数取值范围为 1～15，步长为 1。通过遍历所有参数组合，计算对应的 NRE，并以 NFPRE 作为滤波性能的评价指标。基于所得 NFPRE 结果，绘制了参数空间内滤波性能的热力图，如图 4 所示，直观展示不同参数配置对滤波效果的影响规律。从热力图整体观察，不同参数组合导致的滤波效果存在显著差异，充分体现了参数优化在提升滤波器性能中的关键作用。拟合窗口大小和拟合阶数对 NFPRE 具有显著的综合影响，这一点通过颜色的变化及其在二维参数空间中的分布得以直观反映。

进一步分析参数影响规律时，首先固定拟合窗口大小。随着拟合阶数的增加，NRE 呈现逐步下降趋势，表明提升拟合阶数能更准确捕捉数据变化特征，提高噪声抑制能力和滤波精度。反之，当拟

合阶数保持不变时，增大拟合窗口大小导致NRE上升。这说明过大窗口会削弱滤波器对数据局部特征的敏感性，从而降低滤波效果。该现象可能因为较大窗口包含更多数据点，致使滤波器难以准确反映数据细节。综合热力图中色彩分布，可以得出以下结论：拟合窗口大小应尽可能小，拟合阶数应尽可能高。然而，拟合阶数过高可能导致过拟合，进而使滤波效果变差。

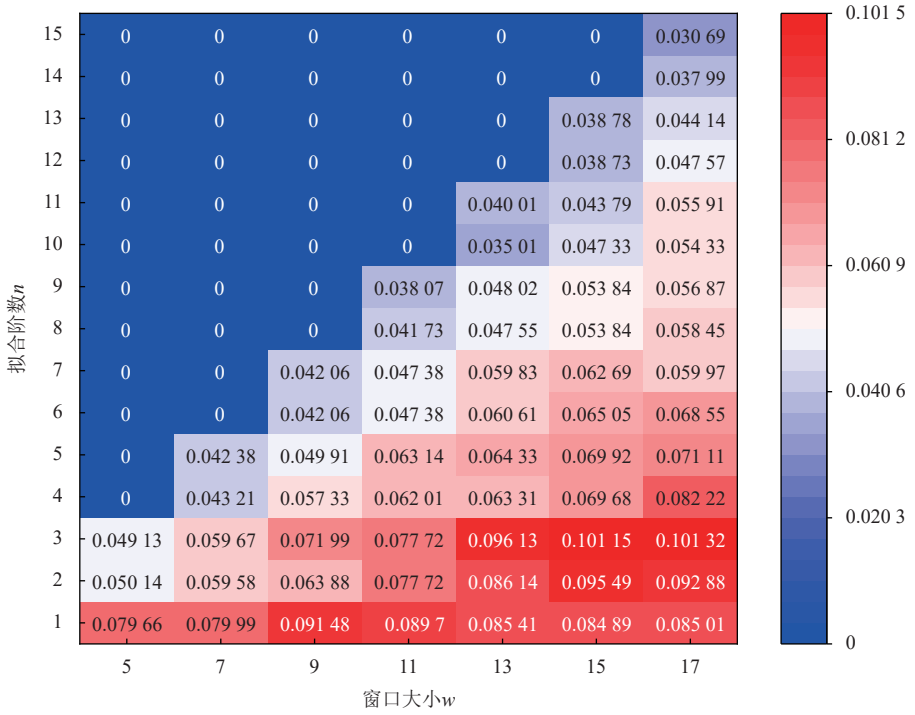


图 4　NRE 热力图

在拟合阶数n取 2 的情况下，研究了拟合窗口大小 w 对滤波器性能的影响。如图 5 所示，随着m的增大，滤波器的性能并未如其他方法预期般持续提升。当 w=5 时，滤波器性能达到最佳水平。这一现象也与图 4 观察到的结果相互支持。尽管增大的窗口能够有效提高平滑效果，但在数据迅速变化的区域可能导致信息模糊，从而损失部分细节。因此，最佳窗口大小 w 应为 5，以实现平滑性与细节保留之间的理想平衡。

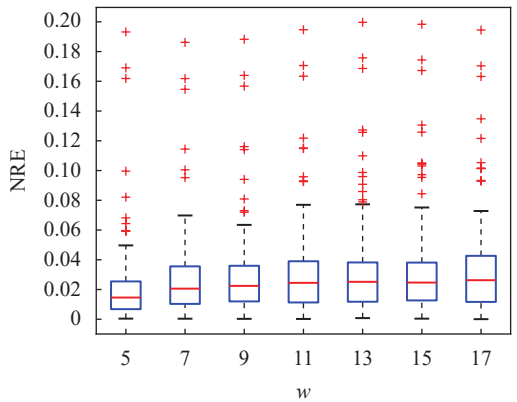


图 5　窗口大小 w 对性能的影响

在确定 w=5 的基础上，进一步考虑了拟合阶数n的选择。由于滤波器特性要求窗口大小至少比拟合阶数大 2，因此拟合阶数被限制为 1、2 和 3。观察图 6 可知，拟合阶数取 2 和 3 时，滤波器的表现差异不大。但n = 3的情况下，滤波器的性能略优。这表明，尽管提高拟合阶数未必会显著提升性能，但可在一定程度上增强滤波器的稳定性和响应能力。因此，拟合阶数n的最佳设定应为 3，以实现更加出色的滤波效果。

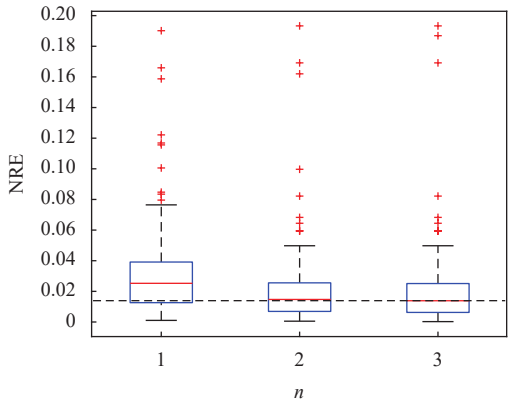
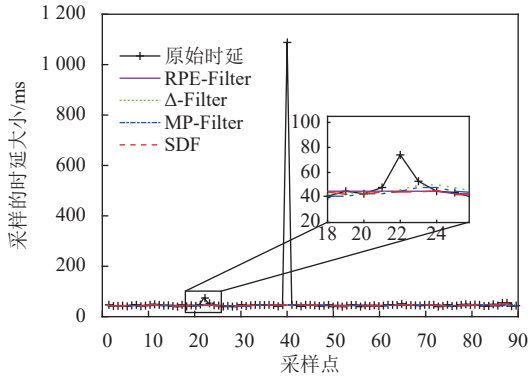


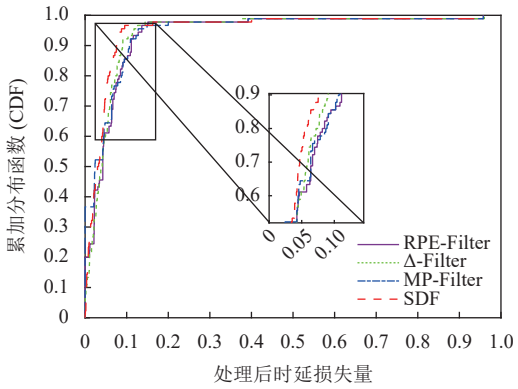
图 6　拟合阶数 n 对性能的影响

3.2.2　不同方法对单一链路时延污染抑制效果对比

图 7a 表明本文的方法与其他 3 种方法均能抑制时延随机波动。所有方法均能将时延抑制在 50 ms 以内。图 7b 则进一步揭示了 SDF 方法在尽量减少时延损失的前提下，能够保留大量的实测时延数据。其中当 NRE 为 0.1 时，SDF 方法有超过 95% 的时延数据滤波损失量很小。相比之下，Δ-Filter 为 92%，RPE-Filter 和 MP-Filter 都在 90% 以下，为 87% 左右。该结果表明，SDF 方法在时延数据的保留与抑制之间实现了良好的平衡。



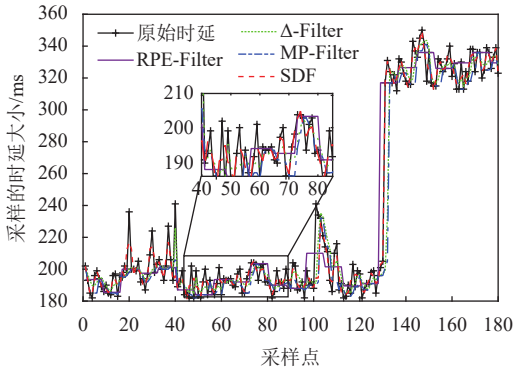
a. 90次时延采样及其抑制处理对比图



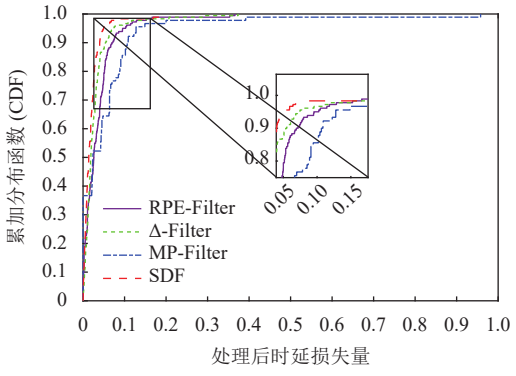
b. 实测时延信息保留情况

图 7　节点 54.193.20.18 到节点 208.94.247.178 原始时延抑制处理分析

图 8 展示了 4 种方法对具有阶梯性变化和波动性的实测时延的抑制效果。阶梯性变化的存在进一步暗示了节点间拓扑关系的变化。图 8a 显示，SDF 方法在感知时延阶梯性变化方面与 RPE-Filter 表现相当，均优于 MP-Filter 和 Δ-Filter。这表明 SDF 方法在捕捉网络拓扑变化的能力上具有显著优势。图 8b 显示，当 NRE 为 0.1 时，SDF 方法有 98% 的时延数据滤波损失量很小，明显优于其他 3 种方法。



a. 180次时延采样及其抑制处理对比图



b. 实测时延信息保留情况

图 8　节点 52.28.193.93 到节点 103.25.59.58 原始时延抑制处理分析

综上所述，4 种方法均能有效抑制时延的随机波动。其中，SDF 方法在保持原始时延统计特征方面表现最优，其次为 Δ-Filter，而 MP-Filter 的表现则相对较差。此外，SDF 方法在定位时延波动中心的能力方面也优于其他两种方法。值得注意的是，SDF 方法与 RPE-Filter 在感知时延阶梯性变化的能力上表现相当，而 MP-Filter 和 Δ-Filter 的敏感性相对较低。这些结果的出现可归因于各方法的特性。尽管 MP-Filter 通过选择特定百分位的时延值有效抑制了随机时延污染，但其结果往往偏离原始时延样本的统计特征。Δ-Filter 由于过度依赖局部梯度，难以捕捉因网络拓扑变化引发的时延阶梯性跃迁，限制了其应用效果。RPE-Filter 尽管能够通过递归剔除离群点来提高对时延阶梯变化的敏感性，但其统计筛选过程可能会破坏原始时延分布特性，无法有效抑制时延的随机波动。

3.3　滤波前后网络空间坐标系性能改善分析

在本节中，基于上节所确定的最佳参数配置（$n=3$, $w=5$），对采用和未采用 SDF 方法的网络空间坐标系进行性能对比分析。该分析旨在评估 SDF 方法对网络空间坐标系准确性和稳定性的

影响。

首先，图 9 展示了对 888 个目标主机进行时延探测的结果。探测以 30 min 为间隔，共进行了 18 次。每次的时延数据被视为输入，分别输入至采用 SDF 方法和未采用的网络空间坐标系中。统计得到两者的 NFPRE 对比结果，结果显示采用 SDF 方法后的网络空间坐标系在 NFPRE 方面显著提升。特别是在 4 月 18 日 19:01 时，NFPRE 提升约 18.59%。为验证 SDF 方法对 NFPRE 降低的统计显著性，对“未滤波组”与“SDF 组”开展配对 t 检验，结果如表 1 所示。设定 H_0: $\mu_{未滤波}-\mu_{SDF}\leqslant 0$，$H_1$: $\mu_{未滤波}-\mu_{SDF}>0$，结果表明在 0.05 水平下，拒绝原假设，SDF 方法可显著降低 NFPRE。

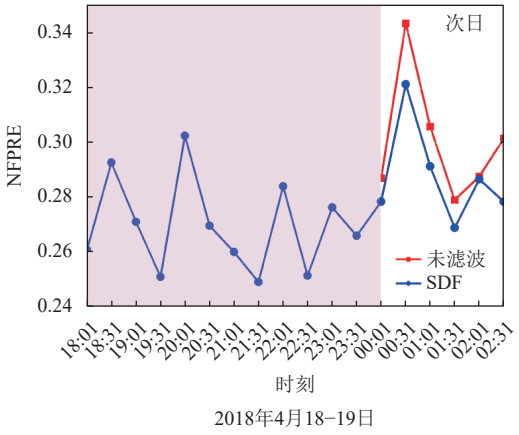


图 9　SDF 滤波前后的 NFPRE 对比

表 1　配对样本 t 检验分析结果

指标类别	未滤波	SDF方法
样本量（N）	18	18
均值（μ）	0.295 13	0.275 6
标准差（SD）	0.021	0.018 9
中值	0.288 77	0.273 79

注：DF=17，t=7.302 05，P<0.000 1为配对样本t检验的整体统计量，对应两组数据的差异检验结果

以上分析说明 SDF 方法降低 NFPRE 的效果并非随机波动，而是对网络噪声的系统性优化，且在提高网络空间坐标系的准确性方面起到了积极的作用。

其次，图 10 追踪了某特定 IP 点在 18 次时延探测过程中的时延变化率。图中展示了采用 SDF 方法前后时延变化率的累计分布对比。结果表明，采用 SDF 方法后，该 IP 点的时延变化率显著降低。其中 71% 的数据点的时延变化率小于 0.15 ms/s，而未采用滤波时，只有 53% 的数据点满足该条件。由此可见，SDF 方法有效降低了 IP 点的时延变化率，增强了网络空间坐标系的稳定性。

综上所述，SDF 方法不仅有效提升了网络空间坐标系的准确性，还显著增强了其稳定性。这表明该方法在处理网络时延数据时具有重要的应用价值和实用意义。通过这些定量分析，进一步验证了 SDF 方法在网络空间坐标计算中的有效性，为后续研究提供了坚实的理论基础。

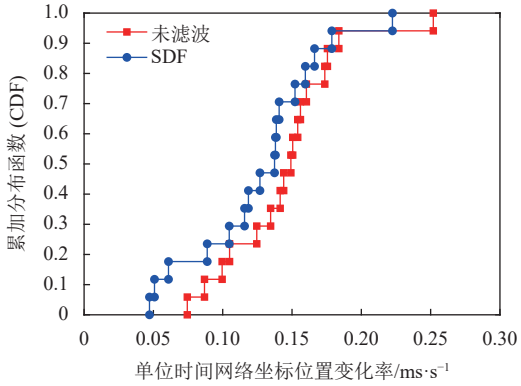


图 10　网络空间坐标系的稳定性

4　结束语

网络空间坐标系的准确性高度依赖于时延数据的质量，然而实际网络中普遍存在的随机污染现象对传统滤波方法提出了严峻挑战。本文针对现有方法在噪声抑制、统计特征保留与阶梯性变化感知之间的权衡不足，提出了一种基于 SG 滤波的分段时延滤波方法。该算法通过动态分段策略，结合 SG 滤波与中值滤波的优势，实现了对异常波动的高效抑制与阶梯性特征的精准保留。实验验证表明，SDF 方法能够将网络坐标系的 NFPRE 降低约 18.59%，同时显著降低时延变化率，有效提升了系统的稳定性和准确性。未来工作可结合 TCP/IP 协议中各 IP 数据包包含的时延信息与路由路径等底层数据，深入挖掘网络流特征，以提升坐标系构建的精度与鲁棒性；同时，借助分布式人工智能技术，如联邦学习或多智能体协同优化，实现跨节点的数据智能分析与自适应参数调整，增强算法在大规模、动态及异构网络中的适应性和智能水平。此外，还可结合深度学习技术动态优化滤波参数，以进一步提升算法在复杂网络环境下的表现。

参 考 文 献

[1] Ng T S E, Zhang H. Predicting internet network distance with coordinates-based approaches[C]//Proceedings of 21st Annual Joint Conference of the IEEE Computer and

Communications Societies. New York: IEEE, 2002: 170-179.

[2] Dabek F, Cox R, Kaashoek F, et al. Vivaldi: A decentralized network coordinate system[J]. ACM SIGCOMM Computer Communication Review, 2004, 34(4): 15-26.

[3] Ledlie J, Pietzuch P, Seltzer M. Stable and accurate network coordinates[C]//26th IEEE International Conference on Distributed Computing Systems (ICDCS' 06). Lisboa: IEEE, 2006: 74.

[4] 张敏, 周亮, 黄琼, 等. 随机延迟污染对 IP 网络坐标系统的影响及其抑制方法研究[J]. 通信学报, 2011, 32(12): 29-35.
Zhang Min, Zhou Liang, Huang Qiong, et al. Influence of stochastic delay contaminations on IP network coordinate system and contamination mitigation methods[J]. Journal on Communications, 2011, 32(12): 29-35.

[5] 姜文涛, 王梓民, 张晟翀. 高斯感知约束空间异常的相关滤波目标跟踪[J]. 计算机工程与应用, 2024, 60(7): 238-247.
Jiang Wentao, Wang Zimin, Zhang Shengchong. Learning Gaussian-aware constraint spatial anomaly for correlated filter target tracking[J]. Computer Engineering and Applications, 2024, 60(7): 238-247.

[6] 李岩岩, 张瑞林, 赖思恩, 等. 增强虚拟网络坐标系统准确性的时延预处理技术[J]. 计算机系统应用, 2013, 22(4): 100-103.
Li Yanyan, Zhang Ruilin, Lai Si'en, et al. Latency pretreatment technology to improve the accuracy of IP network coordinate systems[J]. Computer Systems & Applications, 2013, 22(4): 100-103.

[7] Casella G, Berger R L. Statistical inference (2nd ed.)[M]. Boston: Cengage Learning, 2002.

[8] 宁鸿章, 谭鑫, 李宇航, 等. 空-谱维联合 Savitzky-Golay 高光谱滤波算法及其应用[J]. 光谱学与光谱分析, 2020, 40(12): 3699-3704.
Ning Hongzhang, Tan Xin, Li Yuhang, et al. Joint space-spectrum SG filtering algorithms for hyperspectral images and its application[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2020, 40(12): 3699-3704.

[9] Pan Huajie, Lou Yihua. A hierarchical network coordinate system[C]//Proceedings of the 2010 International Conference on Educational and Information Technology. Chongqing: IEEE, 2010: 156-161.

[10] Chen Yang, Sun Peng, Fu Xiaoming, et al. Improving prediction accuracy of matrix factorization based network coordinate systems[C]//Proceedings of 19th International Conference on Computer Communications and Networks. Zurich: IEEE, 2010: 1-8.

[11] 莫小琴. 基于最小二乘法的线性与非线性拟合[J]. 无线互联科技, 2019, 16(4): 128-129.
Mo Xiaoqin. Linear and nonlinear fitting based on least squares method[J]. Wireless Internet Technology, 2019, 16(4): 128-129.

[12] Nikolakaki S M, Dibie O, Beirami A, et al. Competitive balance in team sports games[C]//Proceedings of 2020 IEEE Conference on Games. Osaka: IEEE, 2020: 526-533.

责任编辑　叶　芳