華東理工大學学报 自然科学版 Natural Science Edition
JOURNAL OF EAST CHINA UNIVERSITY OF SCIENCE AND TECHNOLOGY

基于新息的网络化系统高效量化编码通信方法

吴寒 丁文杰 杨文

A Communication-Efficient Approach for Networked Systems via Innovation-Based Quantization

WU Han, DING Wenjie, YANG Wen

在线阅读 View online: http://doi.org/10.14135/j.cnki.1006-3080.20251214001

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

基于数据的自适应CPS软件结构模型设计方法

Data-Based Approach to Designing Self-Adaptive CPS Software Architecture Models

华东理工大学学报（自然科学版）. 2022, 48(6): 841-848 http://doi.org/10.14135/j.cnki.1006-3080.20210831004

基于水印的参数不确定性电力系统攻击检测方法

Watermarking-Based Attack Detection Method for Power System with Parameter Uncertainty

华东理工大学学报（自然科学版）. 2025, 51(5): 671-680 http://doi.org/10.14135/j.cnki.1006-3080.20241227001

基于KL散度检测器下的最优线性欺诈攻击

Optimal Linear Deception Attack Based on KL Divergence Detector

华东理工大学学报（自然科学版）. 2021, 47(5): 627-634 http://doi.org/10.14135/j.cnki.1006-3080.20200802001

网络攻击下非线性CPSs的事件触发自适应控制

Event-Triggered Adaptive Control of Nonlinear Cyber-Physical Systems Under Network Attacks

华东理工大学学报（自然科学版）. 2024, 50(3): 411-417 http://doi.org/10.14135/j.cnki.1006-3080.20230518001

基于恒虚警率的深度神经网络Dropout正则化方法

Dropout Regularization Method of Convolutional Neural Network Based on Constant False Alarm Rate

华东理工大学学报（自然科学版）. 2022, 48(1): 87-98 http://doi.org/10.14135/j.cnki.1006-3080.20201127005

基于实值神经网络的FBMC/OQAM系统PAPR降低方法

PAPR Reduction Method of FBMC/OQAM System Based on Real Valued Neural Network

华东理工大学学报（自然科学版）. 2022, 48(6): 826-831 http://doi.org/10.14135/j.cnki.1006-3080.20210621001

扫码关注公众号，获取更多信息！

文章编号：1006-3080(2026)04-0543-10 DOI：10.14135/j.cnki.1006-3080.20251214001

基于新息的网络化系统高效量化编码通信方法

吴 寒， 丁文杰， 杨 文
（华东理工大学能源化工过程智能制造教育部重点实验室，上海 200237）

摘要：针对网络化系统中远程状态估计面临的数据精度与通信带宽受限之间的问题，本文研究了远程状态估计中的高效数据传输问题。相较于原始测量数据，新息具有稳定且与系统状态无关的统计特性，使得在满足预期估计精度的同时可实现更高效的数据压缩，从而显著降低通信带宽占用。本文进一步提出一种基于新息的反馈量化方法，该方法在减少通信比特数的同时，保证重构误差可控且可调。进而围绕量化比特数分配问题构建优化模型，在估计精度与通信成本之间实现权衡。最后，自建实车平台实验验证了所提方法的有效性与优势。

关键词：量化；状态估计；信息物理系统；数据压缩；编码

中图分类号：TP301 **文献标志码：**A

随着由信息社会向智能社会的加速演进，信息物理系统（Cyber-Physical System, CPS）在智能电网、自动驾驶车队及深海监测等领域的应用日益广泛。在这些大规模分布式系统中，无线传感器网络作为感知物理世界的触角，面临着数据吞吐量爆炸式增长与通信资源极度受限之间的尖锐矛盾[1-6]。特别是在水下声通信、卫星链路或大规模物联网场景下，受限于信道容量和节点能耗，传感器的高频采样数据往往无法实时上传，导致采样频率 f_m 与通信频率 f_c 之间存在巨大的鸿沟。因此，如何在极其有限的带宽约束下，对累积的数据包进行高效压缩并实现高精度的远程状态估计，已成为控制科学与信号处理交叉领域的研究热点[7-9]。

量化作为一种从连续域到离散域的不可逆映射，是解决带宽瓶颈直接有效的手段。通过降低数据表征的精度，量化可以显著减少传输载荷，从而缓解网络拥塞并延长节点寿命[10-12]。早期的研究主要集中在卡尔曼滤波框架下的量化效应分析。Ribeiro 等[13] 和 Sun 等[14] 开创性地提出了量化卡尔曼滤波，证明了在满足一定比特率条件下估计误差的有界性。为了进一步挖掘压缩潜力，学术界随后转向了新息量化策略。由于新息代表了观测值与预测值之差，其动态范围通常远小于原始测量值，理论上能在相同比特数下获得更高的信噪比[15-16]。

尽管现有的量化估计理论已取得长足进展，但在处理大幅值观测和非平稳过程时仍存在显著不足，主要体现在以下两个方面：(1) 量化器饱和问题。传统的量化策略通常基于静态的量化范围。对于状态具有宽动态范围特征的低频系统，观测值的幅值极易超出量化器的预设量程，导致严重的信息截断[17-18]。Zou 等[19] 在 2025 年的综述中指出，这种饱和效应相当于一种强非线性干扰，极易诱发估计器的数值不稳定甚至发散。针对这一问题，Liberzon[20] 提出了基于动态缩放的策略，通过实时调整量化步长来适应信号幅值。然而，动态缩放策略要求收发双方保持严格的参数同步，一旦发生丢包或信道噪声干扰，缩放因子的失配将导致灾难性的解码错误。此外，Li 等[21] 尝试利用可达集分析来动态设定量化边界，但其计算复杂度随系统维数呈指数增长，难以在低功耗边缘节点上部署。(2) 重构误差的累积。在基于

收稿日期：2025-12-14
基金项目：国家科技攻关计划（2023YFF1204805）；国家自然科学基金（62336005, 62503178）
作者简介：吴 寒（2001—），男，安徽人，硕士生，主要研究方向为状态估计和量化算法。E-mail: Y30230986@mail.ecust.edu.cn
通信联系人：杨 文，E-mail: weny@ecust.edu.cn
引用本文：吴 寒，丁文杰，杨 文. 基于新息的网络化系统高效量化编码通信方法 [J]. 华东理工大学学报（自然科学版），2026, 52(4): 543-552.
Citation: WU Han, DING Wenjie, YANG Wen. A Communication-Efficient Approach for Networked Systems via Innovation-Based Quantization[J]. Journal of East China University of Science and Technology, 2026, 52(4): 543-552.

数据包的传输中,通常采用差分编码或增量调制技术去除时间冗余[22-25]。标准的差分编码是一个开环系统,量化引入的误差会在解码端随着时间递归累积。Li 等[26] 虽然设计了基于量化观测器的编解码架构来实现渐近同步,但缺乏一种主动机制来感知并纠正发送端与接收端之间的误差。最近的研究[27-29]虽然引入了压缩感知或深度学习量化技术来优化压缩比,但这些方法大多侧重于信号恢复本身,忽略了状态估计闭环中的误差传播动力学。

针对上述挑战,本文提出了一种基于新息的编码-解码量化方法(Innovation-Based Encoding-Decoding Quantization, IEQ)以及基于重构误差的反馈量化算法(Reconstruction-Error-Based Feedback Quantization, REFQ),通过结构化设计改变信号的统计特性,从物理上消除饱和的根源,并通过反馈控制思想来抑制误差漂移。

1 问题描述

1.1 系统模型

为便于后续分析,先对本文中涉及的主要符号约定如下:$\mathbb{R}^n$ 表示 n 维实数空间,$\boldsymbol{I}_n$ 表示 n 维单位矩阵。向量 $\boldsymbol{a}$ 的第 i 个元素记为 a^i。对于矩阵 $\boldsymbol{X}$,$X^{i,j}$ 表示其第 (i,j) 个元素,$\boldsymbol{X}'$ 表示转置。$\boldsymbol{X}>0$ 与 $\boldsymbol{X}\geqslant 0$ 分别表示 $\boldsymbol{X}$ 为正定与半正定矩阵。区间式记号 $\boldsymbol{y}(k\colon k+T)$ 表示序列向量 $[\boldsymbol{y}(k),\boldsymbol{y}(k+1),\cdots,\boldsymbol{y}(k+T)]$。

考虑到信息物理系统的实际部署场景,为了增强监测可靠性并提升空间覆盖率,传感器节点通常采用分簇架构进行组织,簇头负责汇聚来自空间分布的簇内节点的测量数据,并将处理后的数据向量传输至远程估计器。在此基础上,考虑如下线性离散时间系统:

$$\begin{aligned}\boldsymbol{x}(k+1)&=\boldsymbol{A}\boldsymbol{x}(k)+\boldsymbol{w}(k)\\ \boldsymbol{y}(k)&=\boldsymbol{H}\boldsymbol{x}(k)+\boldsymbol{v}(k)\end{aligned}\tag{1}$$

其中,$\boldsymbol{x}(k)\in\mathbb{R}^n$ 为系统状态,$\boldsymbol{y}(k)\in\mathbb{R}^m$ 为观测器的测量输出;$\boldsymbol{A}\in\mathbb{R}^{n\times n}$ 和 $\boldsymbol{H}\in\mathbb{R}^{m\times n}$ 分别为系统矩阵与测量矩阵。$\boldsymbol{w}(k)\in\mathbb{R}^n$ 与 $\boldsymbol{v}(k)\in\mathbb{R}^m$ 分别表示过程噪声和测量噪声,均服从独立同分布的高斯白噪声,其协方差矩阵分别为 $\boldsymbol{Q}\geqslant 0$ 与 $\boldsymbol{R}\geqslant 0$。对所有 $k\geqslant 0$,过程噪声 $\boldsymbol{w}(k)$ 与测量噪声 $\boldsymbol{v}(k)$ 相互独立。

为便于后续状态估计与新息构造分析,并保证卡尔曼滤波的基本成立条件,本文对系统进行如下标准假设。

假设 1:系统 $(\boldsymbol{A},\boldsymbol{H})$ 可检测,$(\boldsymbol{A},\boldsymbol{Q}^{1/2})$ 可控。

1.2 基于新息的编解码模型

假设 f_m 远高于 f_c,有 $f_m=Tf_c$。在两次连续通信间共采集到 T 个测量值,记为

$$\boldsymbol{y}(k\colon k+T-1)=[\boldsymbol{y}(k),\boldsymbol{y}(k+1),\cdots,\boldsymbol{y}(k+T-1)]\tag{2}$$

为简化书写,在后续推导中将省略基准时间索引 k,仅保留包内偏移索引 τ。

借鉴差分编码思想,引入新息表示为:

$$\Delta\boldsymbol{y}(\tau+1)=\boldsymbol{y}(\tau+1)-\boldsymbol{M}\boldsymbol{y}(\tau),\ 0\leqslant\tau\leqslant T-2\tag{3}$$

其中,$\boldsymbol{M}\in\mathbb{R}^{m\times m}$ 为新息增益矩阵。每个数据包中的首个测量值作为校准值保留,其余测量值则通过新息进行编码,从而形成编码后的数据包

$$\dot{\boldsymbol{y}}(k\colon k+T-1)=[\boldsymbol{y}(k),\Delta\boldsymbol{y}(k+1),\cdots,\Delta\boldsymbol{y}(k+T-1)]\tag{4}$$

为进一步降低通信开销,对数据包中的新息 $\Delta\boldsymbol{y}(k+\tau+1)$ 采用 B 比特进行量化,记为 $\Delta\tilde{\boldsymbol{y}}(k+\tau+1)$;而校准值则保留 32 比特全精度形式,即忽略其量化误差,有 $\tilde{\boldsymbol{y}}(k)=\boldsymbol{y}(k)$。量化后的编码数据包表示为:

$$\tilde{\boldsymbol{y}}(k\colon k+T-1)=[\tilde{\boldsymbol{y}}(k),\Delta\tilde{\boldsymbol{y}}(k+1),\cdots,\Delta\tilde{\boldsymbol{y}}(k+T-1)]\tag{5}$$

在假设通信信道无丢包的条件下,接收端可获得量化编码数据包的二进制形式,并通过解码器区分校准值与新息,从而重构测量数据:

$$\breve{\boldsymbol{y}}(k+\tau+1)=\boldsymbol{M}\breve{\boldsymbol{y}}(k+\tau)+\Delta\tilde{\boldsymbol{y}}(k+\tau+1),\ \breve{\boldsymbol{y}}(k)=\boldsymbol{y}(k)\tag{6}$$

得到重构后的数据包为:

$$\breve{\boldsymbol{y}}(k\colon k+T-1)=[\breve{\boldsymbol{y}}(k),\breve{\boldsymbol{y}}(k+1),\cdots,\breve{\boldsymbol{y}}(k+T-1)]\tag{7}$$

定义重构误差为 $\boldsymbol{e}(\tau+1)=\breve{\boldsymbol{y}}(\tau+1)-\boldsymbol{y}(\tau+1)$,量化误差为 $\boldsymbol{n}(\tau+1)=\Delta\tilde{\boldsymbol{y}}(\tau+1)-\Delta\boldsymbol{y}(\tau+1)$,则有:

$$\boldsymbol{e}(\tau+1)=\boldsymbol{M}\boldsymbol{e}(\tau)+n(\tau+1),\ 0\leqslant\tau\leqslant T-2\tag{8}$$

1.3 概率量化模型

在带宽受限的情况下,为充分利用有限通信资源,对信号进行量化后再传输是一种有效策略。本文采用概率量化器[30] 对编码数据包 $\dot{\boldsymbol{y}}(k\colon k+T-1)$ 进行量化。

假设待量化的数据范围为 $[\underline{y},\overline{y}]$,通信带宽为 b 位,则量化步长定义为

$$\Delta=(\overline{y}-\underline{y})/(2^b-1)=q_{j+1}-q_j,\ j=0,1,\cdots,2^b-2\tag{9}$$

量化水平集合定义为 $\mathcal{Q}=\{q_0,q_1,\cdots,q_{2^b-1}\}$,其中 $q_0=\underline{y},q_{2^b-1}=\overline{y}$。对标量 $y(k)$,其量化值记为 $\tilde{y}(k)$,可表示为

$$\begin{cases}P(\tilde{y}(k)=q_{j+1}(k))=\dfrac{y(k)-q_j(k)}{\Delta}\\ P(\tilde{y}(k)=q_j(k))=\dfrac{q_{j+1}(k)-y(k)}{\Delta}\end{cases}\tag{10}$$

引理 1 $\forall y(k)\in[\underline{y},\overline{y}]$,采用量化器 (10),量化误差 $n(k)=y(k)-\tilde{y}(k)$ 可视为零均值随机噪声,其协方差满足 $\Sigma_n^2\leqslant\Delta^2/4$。

证明　证明过程与文献 [31] 中类似, 此处省略。

如文献 [30] 所述, 当量化步长远大于输入信号标准差时, 量化误差可近似为高斯白噪声。实际上, 文献 [13-16] 中的算法推导也均假设量化误差服从高斯白噪声模型。因此, 本工作亦采用该假设。

假设 2: 量化误差 $n(k)$ 服从高斯分布, 即 $n(k)\sim N(0,\Sigma_n^2)$。

对于数据包 $\dot{\boldsymbol{y}}(k\colon k+T-1)$ 中的每个新息 $\Delta\boldsymbol{y}(\tau)\in\mathbb{R}^m$, 量化器 (10) 对各维度独立作用。定义量化误差为 $\boldsymbol{n}(\tau)=[n^1(\tau),n^2(\tau),\cdots,n^m(\tau)]'$。

基于上述定义, 图 1 展示了基于新息的编解码与量化过程, 系统首先采集到连续测量值 $\boldsymbol{y}(k)$。随后, 通过式 (3) 与增益矩阵 $\boldsymbol{M}$ 计算新息 $\Delta\boldsymbol{y}(k)$。接着, 数据包中的新息经过量化器 (10) 处理, 生成量化的新息 $\Delta\tilde{\boldsymbol{y}}(k)$, 首个测量值作为校准值保留。最终, 编码后的数据包通过通信信道传输至接收端, 接收端按照式 (6) 解码并重构测量数据 $\breve{\boldsymbol{y}}(k)$, 实现对原始信号的恢复, 并为后续状态估计提供输入。

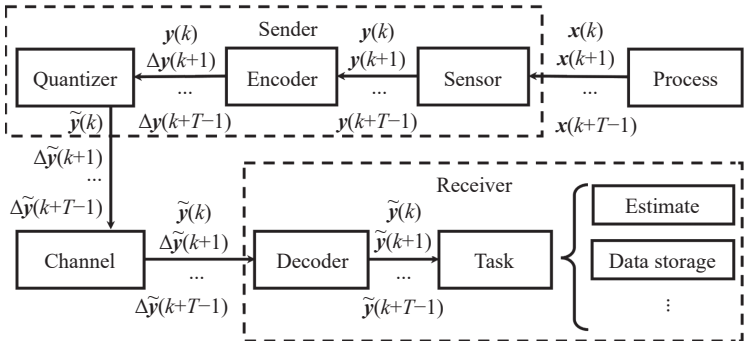


图 1　基于新息的编解码量化算法系统流程图

Fig. 1　Framework of innovation-based encoding-decoding quantization algorithm

2　基于新息的编解码算法

2.1　基于新息的编码算法

在带宽受限的网络环境中, 为充分利用有限通信资源, 对测量数据进行高效编码与量化显得尤为重要。然而, 在实现高效传输的过程中仍面临若干关键问题。首先, 为避免量化器饱和, 需要对数据的动态量程进行合理设计。由于测量值与系统状态相关, 当状态无界时, 将迫使系统采用更高的通信比特率, 从而增加资源消耗。因此, 在新息设计中, 需要使新息尽可能独立于系统状态, 以保证量化器在整个运行过程中的稳定性。

假设 3: 系统观测矩阵 $\boldsymbol{H}\in\mathbb{R}^{m\times n}(m\geqslant n)$ 为列满秩矩阵, 即 $\mathrm{rank}(\boldsymbol{H})=n$。

在簇头汇聚机制下, 假设观测矩阵 $\boldsymbol{H}$ 列满秩是合理且常见的。利用节点充裕的数量与离散的空间分布, 测量数据通常不存在严格线性相关。同时, 网络的冗余部署特性进一步提升了该条件的鲁棒性。因而, 该假设不仅数学上必要, 亦符合工程实际。

为了实现新息与状态的独立性, 考虑如下定理:

定理 1: 基于假设 3, 若取 $\boldsymbol{M}=\boldsymbol{H}\boldsymbol{A}\boldsymbol{H}^{\dagger}$, 其中 $\boldsymbol{H}^{\dagger}=(\boldsymbol{H}'\boldsymbol{H})^{-1}\boldsymbol{H}'$, 为 $\boldsymbol{H}$ 的摩尔-彭若斯(Moore-Penrose)广义逆, 则新息 $\Delta\boldsymbol{y}(k)$ 与系统状态 $\boldsymbol{x}(k)$ 统计独立, 并服从高斯分布 $\Delta\boldsymbol{y}(k)\sim\mathcal{N}(0,\Sigma_{\Delta y}^2),\Sigma_{\Delta y}^2=\boldsymbol{H}\boldsymbol{Q}\boldsymbol{H}'+\boldsymbol{R}+\boldsymbol{M}\boldsymbol{R}\boldsymbol{M}'$。

证明: 将式 (1) 代入式 (3), 可得:

$$\Delta\boldsymbol{y}(k+1)=(\boldsymbol{H}\boldsymbol{A}-\boldsymbol{M}\boldsymbol{H})\boldsymbol{x}(k)+\boldsymbol{H}\boldsymbol{w}(k)+\boldsymbol{v}(k+1)-\boldsymbol{M}\boldsymbol{v}$$

为保证 $\Delta\boldsymbol{y}(k+1)$ 与 $\boldsymbol{x}(k)$ 无关, 需要满足 $\boldsymbol{H}\boldsymbol{A}-\boldsymbol{M}\boldsymbol{H}=0$。因 $\boldsymbol{H}$ 列满秩, 右广义逆 $\boldsymbol{H}^{\dagger}$ 满足 $\boldsymbol{H}^{\dagger}\boldsymbol{H}=\boldsymbol{I}_n$。取 $\boldsymbol{M}=\boldsymbol{H}\boldsymbol{A}\boldsymbol{H}^{\dagger}$, 则 $\boldsymbol{M}\boldsymbol{H}=\boldsymbol{H}\boldsymbol{A}\boldsymbol{H}^{\dagger}\boldsymbol{H}=\boldsymbol{H}\boldsymbol{A}(\boldsymbol{H}^{\dagger}\boldsymbol{H})=\boldsymbol{H}\boldsymbol{A}\boldsymbol{I}_n=\boldsymbol{H}\boldsymbol{A}$, 即 $\boldsymbol{H}\boldsymbol{A}-\boldsymbol{M}\boldsymbol{H}=0$, 因此可化简为: $\Delta\boldsymbol{y}(k+1)=\boldsymbol{H}\boldsymbol{w}(k)+\boldsymbol{v}(k+1)-\boldsymbol{M}\boldsymbol{v}(k)$。

右端项仅由噪声项线性组成; 由于 $\boldsymbol{w}(k)$ 与 $\boldsymbol{v}(k)$ 均为零均值高斯, 且彼此独立, 线性组合仍为高斯且与 $\boldsymbol{x}(k)$ 无关。因此 $\Delta\boldsymbol{y}(k+1)$ 与 $\boldsymbol{x}(k)$ 统计独立, 并且其协方差 $\boldsymbol{\Sigma}_{\Delta y}^2=\boldsymbol{H}\boldsymbol{Q}\boldsymbol{H}'+\boldsymbol{R}+\boldsymbol{M}\boldsymbol{R}\boldsymbol{M}'$。证明完毕。

定理 1 确立了新息与系统状态实现解耦的充分条件。当 $\boldsymbol{M}=\boldsymbol{H}\boldsymbol{A}\boldsymbol{H}^{\dagger}$ 时, 新息可表示为独立高斯噪声的线性组合, 其统计分布特性仅取决于噪声协方差, 而与状态无关。这意味着即便系统状态发散, 待量化变量的动态范围仍保持稳定, 从而从根本上消除了量化器饱和的风险。

假设 4: 基于定理 1, 本文采用 3σ 准则, 由于高斯分布在 $[-3\sigma^i,3\sigma^i]$ 区间内的累积概率约为 0.9973, 因此假设新息分量满足 $\Delta y^i(k)\in[-3\sigma^i,3\sigma^i],i=1,\cdots,m$。其中 σ^i 为 $\Sigma_{\Delta y}^2$ 对角元素的平方根。超出该区间的观测被视为异常值。

由此，将 $\bar{y}=3\sigma^i, \underline{y}=-3\sigma^i$ 代入式 (9)，可得到每个分量的量化步长为：

$$\Delta^i = 6\sigma^i/(2^{b^i}-1) \tag{11}$$

设量化误差协方差为 $\Sigma_n^2=\mathrm{Cov}(n(k))=[\mathrm{Cov}(n^i,n^j)]_{i,j=1}^m$，由式 (8) 可改写重构误差为：

$$\boldsymbol{e}(k+\tau+1)=\sum_{i=0}^{\tau}\boldsymbol{M}^{\tau-i}\boldsymbol{n}(k+i+1) \tag{12}$$

其协方差为：

$$\Sigma_e^2=\sum_{\tau=0}^{T-2}\boldsymbol{M}^{\tau}\Sigma_n^2(\boldsymbol{M}^{\tau})' \tag{13}$$

根据假设 2，量化误差 $\boldsymbol{n}(k)$ 为高斯白噪声。由式 (12) 可知，重构误差 $\boldsymbol{e}(k+\tau+1)$ 是若干独立高斯变量 $\boldsymbol{n}(\cdot)$ 的线性组合，因此 $\boldsymbol{e}(k+\tau+1)$ 同样服从零均值高斯分布，即 $\boldsymbol{e}(k+\tau+1)\sim\mathcal{N}(0,\Sigma_e^2)$。故进一步假设每个重构误差分量 $\boldsymbol{e}^i(k+\tau+1)$ 满足式(14)，以确保量化范围覆盖绝大部分误差。

$$e^i(k+\tau+1)\in[-3\Sigma_e^{i,i},+3\Sigma_e^{i,i}], i=1,\cdots,m,\tau=0,\cdots,T-1 \tag{14}$$

考虑一个包含 T 个编码测量值的数据包 $\dot{\boldsymbol{y}}(k:k+T-1)$。在全精度传输的情况下，每个测量值占用 32 比特；而在本方法中，新息 $\Delta\boldsymbol{y}^i(k+\tau)$ 使用 b^i 比特进行量化，初值 $\boldsymbol{y}^i(k)$ 保持 32 比特。由此，通信带宽节约率为：

$$\eta=\frac{\sum_{i=1}^{m}(32-b^i)(T-1)}{32Tm} \tag{15}$$

在给定系统参数 $(\boldsymbol{A},\boldsymbol{H},\boldsymbol{Q},\boldsymbol{R})$ 以及各维度允许的最大重构误差 ϵ^i 的条件下，为了在有限带宽内提升通信效率，需要对量化比特数进行合理分配。若数据包长度 T 已由采样与通信频率所确定，则量化位分配问题可表述为：

$$\begin{aligned} P_1:\ &\max_{b^i}\eta=\frac{\sum_{i=1}^{m}(32-b^i)(T-1)}{32Tm}\\ &\text{s.t.}\ \ 3\Sigma_e^{i,i}(k+T-1)\leqslant\epsilon^i,\\ &b^i\in\mathbb{Z},1\leqslant b^i\leqslant 32 \end{aligned} \tag{16}$$

问题 P_1 给出了在固定数据包长度 T 下的最优比特分配形式。由于 b^i 取值离散且范围有限，可通过穷举获得最优解，结合目标函数的单调性，还可利用二分式搜索策略将复杂度进一步降低，使其在常见系统维度下易于实现。基于 P_1 展开，可进一步得到基于新息的量化编码算法(IEQ)，算法流程见算法 1(表 1)。

表 1 算法 1

Table 1 Algorithm 1

Algorithm 1: Innovation-based encoding quantization algorithm
Input: $\boldsymbol{y}(k:k+T-1)$, $\boldsymbol{A},\boldsymbol{H},\boldsymbol{Q},\boldsymbol{R}$, ϵ^i, T
Output: $\tilde{\boldsymbol{y}}(k:k+T-1)$
1: According to Theorem 1, compute $\boldsymbol{M}$ and $\Sigma_{\Delta y}^2$;
2: Construct $\Delta\boldsymbol{y}(k+\tau)$;
3: Solve P_1 for b^i and quantizer $\mathcal{Q}^i$;
4: Quantize $\Delta y^i(k+\tau)$ to obtain $\Delta\tilde{y}^i(k+\tau)$;
5: Assemble the encoded packet $\tilde{\boldsymbol{y}}(k:k+T-1)$

2.2 基于新息的解码算法

接收端获取编码后的二进制数据包后，在已知编码机制及矩阵 $\boldsymbol{H}$、$\boldsymbol{Q}$ 的前提下，首先通过时间信息确定数据包中所包含的测量数量 T。依据数据包中每一维度的总比特长度 B^i，由式 (17) 反解出相应的新息量化比特数 b^i：

$$b^i=(B^i-32)/(T-1) \tag{17}$$

在此基础上，接收端利用 $\boldsymbol{H}$、$\boldsymbol{Q}$ 计算新息协方差矩阵，从而确定各维度的物理量化范围 $[-3\sigma^i,+3\sigma^i]$。该范围与二进制码字存在唯一的线性映射关系：全为 0 的序列(如 $\underbrace{00\cdots00}_{b^i}$)映射至下界 $-3\sigma^i$，全为 1 的序列(如 $\underbrace{11\cdots11}_{b^i}$)映射至上界 $+3\sigma^i$。因此，接收端无需额外的映射信息，即可直接通过线性缩放规则将二进制数据解析为十进制新息值，并完成最终的数据重构。上述解码流程避免了冗余通信开销，具体步骤详见算法 2(表 2)。

表 2 算法 2

Table 2 Algorithm 2

Algorithm 2: Innovation-based decoding algorithm
Input: Binary packet $\tilde{\boldsymbol{y}}(k:k+T-1)$
Output: Reconstructed data $\breve{\boldsymbol{y}}(k:k+T-1)$
1: Determine T from packet;
2: Obtain b^i from bit length B^i;
3: Decode $\tilde{\boldsymbol{y}}(k+\tau)$ to decimal form;
4: Reconstruct $\breve{\boldsymbol{y}}(k+\tau)$

考虑接收端运行公式 (18) 所示的卡尔曼滤波器[32]，使用重构后的测量值 $\breve{\boldsymbol{y}}(k:k+T-1)$ 执行状态估计任务，引理 2 和定理 2 将给出滤波器的稳定性分析。

$$\begin{aligned}
\hat{\boldsymbol{x}}(k|k-1) &= \boldsymbol{A}\hat{\boldsymbol{x}}(k-1|k-1)\\
\boldsymbol{P}(k|k-1) &= \boldsymbol{A}\boldsymbol{P}(k-1|k-1)\boldsymbol{A}'+\boldsymbol{Q}\\
\boldsymbol{K}(k) &= \boldsymbol{P}(k|k-1)H'[\boldsymbol{H}\boldsymbol{P}(k|k-1)\boldsymbol{H}'+\boldsymbol{R}]^{-1}\\
\hat{\boldsymbol{x}}(k|k) &= \hat{\boldsymbol{x}}(k|k-1)+\boldsymbol{K}(k)[\boldsymbol{y}(k)-\boldsymbol{H}\hat{\boldsymbol{x}}(k|k-1)]\\
\boldsymbol{P}(k|k) &= [I-\boldsymbol{K}(k)\boldsymbol{H}]\boldsymbol{P}(k|k-1)
\end{aligned} \tag{18}$$

引理 2　若系统 $(\boldsymbol{A},\boldsymbol{H})$ 可检测、$(\boldsymbol{A},\boldsymbol{Q}^{1/2})$ 可控，且协方差序列 $\boldsymbol{Q}(k)$、$\boldsymbol{R}(k)$ 一致有界，则卡尔曼滤波的误差协方差 $\boldsymbol{P}(k|k)$ 一致有界。

证明: 见文献 [32]。

定理 2: 接收端估计误差协方差矩阵 $\boldsymbol{P}(k|k)$ 是一致有界的。

证明: 在 IEQ 算法中，接收端获得的重构观测值可写为 $\breve{\boldsymbol{y}}(k)=H\boldsymbol{x}(k)+\boldsymbol{v}(k)+\boldsymbol{e}(k)$, 其中 $\boldsymbol{e}(k)$ 为重构误差。定义等效观测噪声 $\boldsymbol{v}_{\rm eq}(k)=\boldsymbol{v}(k)+\boldsymbol{e}(k)$，由于 $\boldsymbol{v}(k)$ 与 $\boldsymbol{e}(k)$ 相互独立，且 $\boldsymbol{v}(k)\sim\mathcal{N}(0,R)$，故其协方差为 $\boldsymbol{R}_{\rm eq}(k)=\mathbb{E}[\boldsymbol{v}_{\rm eq}(k)\boldsymbol{v}_{\rm eq}(k)']=R+\Sigma_e^2(k)$, 其中 $\Sigma_e^2(k)\triangleq\mathbb{E}[\boldsymbol{e}(k)\boldsymbol{e}(k)']$。

IEQ 采用长度为 T 的数据包进行传输。令 $r=k \bmod T$ 表示包内索引。

当 $r=0$（校准值）时，由于 $\breve{\boldsymbol{y}}(k)=\boldsymbol{y}(k)$，故 $\boldsymbol{e}(k)=0$，即 $\Sigma_e^2(k)=0$。

当 $1\leqslant r\leqslant T-1$ 时，根据重构误差递推式 (13)，可得对任意 k，$\Sigma_e^2(k)\leqslant\Sigma_{e,\max}^2\triangleq\sum_{j=0}^{T-2}\boldsymbol{M}^j\Sigma_n^2(\boldsymbol{M}^j)'$。

由于 T 为有限整数，上式为有限项矩阵和。无论矩阵 $\boldsymbol{M}$ 是否稳定，只要 $\boldsymbol{M}$ 与 Σ_n^2 的元素有限，则 $\Sigma_{e,\max}^2$ 必定范数有界。因此等效观测噪声协方差满足 $\|\boldsymbol{R}_{\rm eq}(k)\|=\|\boldsymbol{R}+\Sigma_e^2(k)\|\leqslant\|\boldsymbol{R}+\Sigma_{e,\max}^2\|\triangleq R_{\rm eq,max}<\infty,\forall k$。

由假设 1 与引理 2，可知卡尔曼滤波器的估计误差协方差 $\boldsymbol{P}(k|k)$ 一致有界，证明完毕。

3　反馈量化算法

在带宽受限的网络环境中，即便采用了基于新息的编码与量化方法，系统在长时间传输过程中仍可能出现重构误差累积的问题。根据式 (8) 可知，某一时间步的重构误差 $\boldsymbol{e}(k+\tau+1)$ 不仅依赖于量化误差 $\boldsymbol{n}(k+\tau+1)$，还与上一时间步的误差 $\boldsymbol{e}(k+\tau)$ 通过矩阵 $\boldsymbol{M}$ 紧密耦合。当 $\boldsymbol{M}$ 不稳定时，这种耦合会导致误差逐步发散。如何抑制这种误差累积，成为保障数据有效性和系统稳定性的重要问题。

针对这一问题，本文提出重构误差反馈量化算法（REFQ）。该算法利用发送端对重构过程的可知性，引入反馈机制来主动修正量化新息，如图 2 所示。具体操作流程如下：在完成 IEQ 编码后，首先重构已编码序列以获取各时间步的重构误差 $\boldsymbol{e}(k:k+T-1)$。随后，算法按时间顺序对每个时间步进行修正。不同于高复杂度的组合搜索策略，REFQ 利用误差动态方程的线性叠加特性实现维度解耦：对于第 i 个维度，算法首先计算其他维度耦合产生的累积影响，并将其定义为偏移项 $B^i(k+\tau)$；随后确定该维度的理想修正目标 z^i，并在量化集合 $\mathcal{Q}^i$ 中选取与 z^i 欧氏距离最小的量化级别，作为新的新息值 $\Delta\tilde{\boldsymbol{y}}^i(k+\tau)$。

这种基于“计算偏置-直接选择”的策略将原本耦合的多维优化问题转化为 m 个并行的标量最小化问题。这避免了在笛卡尔积空间中的穷举搜索，还将时间复杂度从指数级的 $O(T\cdot 2^{\Sigma b^j})$ 显著降低到了多项式级的 $O(T\cdot m^2)$，其中计算开销主要来源于偏置项的矩阵向量乘法。该算法旨在通过逐步补偿累积偏差，使重构误差保持在最小水平，整个流程如算法 3 所示（表 3）。

3.1　反馈量化算法收敛性分析

在确定了算法的实现方案后，本节利用上述解耦特性，将各维度的耦合误差形式化为偏移项，从理论上推导保证重构误差有界的充分条件。为此，引入紧缩因子 $\boldsymbol{\alpha}=[\alpha^1,\cdots,\alpha^m]'$，其中 $\alpha^i\in(0,1)$，将新息

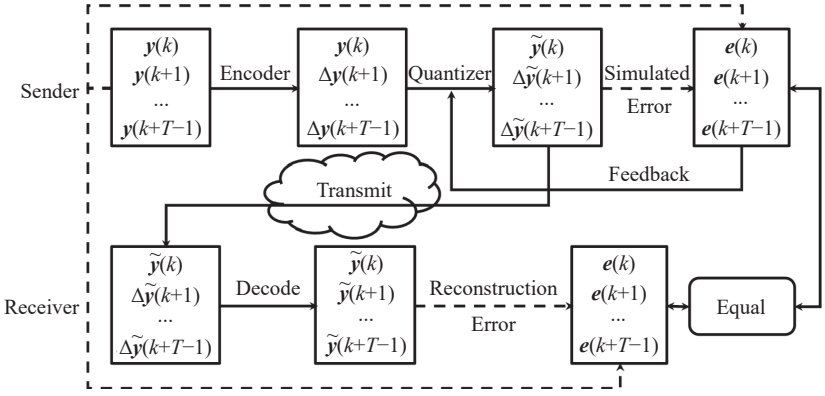


图 2　反馈量化算法

Fig. 2　Framework of the REFQ

表 3 算法 3

Table 3 Algorithm 3

Algorithm 3: Reconstruction-error-based feedback quantization algorithm

Input: Encoded data $\tilde{\boldsymbol{y}}(k:k+T-1)$, original measurements $\boldsymbol{y}(k:k+T-1)$, quantization steps Δ^i

Output: Refined encoded data $\tilde{\boldsymbol{y}}'(k:k+T-1)$

1: Reconstruct $\breve{\boldsymbol{y}}(k:k+T-1)$ and compute reconstruction error $\boldsymbol{e}(k:k+T-1)$;

2: For $\tau=1:T-1$

3: Compute bias vector: $\boldsymbol{B}(k+\tau)=-\boldsymbol{M}\boldsymbol{e}(k+\tau-1)$;

4: For each dimension $i=1:m$

5: If $|e^i(k+\tau)|>\Delta^i$

6: Compute correction target: $z^i=\Delta y^i(k+\tau)+B^i(k+\tau)$;

7: Quantization: $\Delta\tilde{y}'^i(k+\tau)=\arg\min_{q\in\mathbb{Q}}|q-z^i|$;

8: Update error: $e^i(k+\tau)=\Delta\tilde{y}'^i(k+\tau)-z^i$;

9: Else

10: Keep original quantization unchanged: $\Delta\tilde{y}'^i(k+\tau)=\Delta\tilde{y}^i(k+\tau)$;

11: End If

12: End For

13: End For

14: Reassemble $\Delta\tilde{\boldsymbol{y}}'$ to form the final data packet

Δy^i 的动态范围从 $\pm3\sigma^i$ 压缩至 $\pm(3-\alpha^i)\sigma^i$，从而为耦合偏移预留出必要的安全裕度。

定理 3: 对于系统 (1)，若量化比特 $\boldsymbol{b}=[b^1,\cdots,b^m]'$ 使得下述不等式对所有 $i=1,\cdots,m$ 均成立：

$$\sum_{j=1}^{m}\left|M^{i,j}\right|\Delta^j\leqslant\alpha^i\sigma^i \tag{19}$$

则当新息满足 $|\Delta\boldsymbol{y}^i(k)|\leqslant(3-\alpha^i)\sigma^i$ 时，重构误差将始终被限制在量化步长内，即：$|e^i(k)|\leqslant\Delta^i$，$\forall k\geqslant0,\forall i=1,\cdots,m$，其中 Δ^i 表示第 i 维的量化步长，如式 (11) 所示。

证明: 该证明采用数学归纳法进行。

基础步：在初始时刻 $k=0$，系统传输全精度初始校准值，满足 $|e^i(0)|=0\leqslant\Delta^i$，因此结论成立。

归纳步：假设前一时刻 $k+\tau-1,\tau\geqslant1$ 的重构误差满足归纳假设：$|e^j(k+\tau-1)|\leqslant\Delta^j$。在时刻 $k+\tau$，考虑待量化的修正目标值 $z^i(k+\tau)$。根据三角不等式 $|A+B|\leqslant|A|+|B|$，考察其最坏情况下的幅度边界：

$$|z^i(k+\tau)|\leqslant\left|\Delta\boldsymbol{y}^i(k+\tau)\right|+\sum_{j=1}^{m}\left|\boldsymbol{M}^{i,j}\right|\cdot\left|e^j(k+\tau-1)\right|$$

将紧缩后的新息边界 $|\Delta\boldsymbol{y}^i(k+\tau)|\leqslant(3-\alpha^i)\sigma^i$ 以及归纳假设 $|e^j(k+\tau-1)|\leqslant\Delta^j$ 代入上式，可放缩为：

$$|z^i(k+\tau)|\leqslant(3-\alpha^i)\sigma^i+\sum_{j=1}^{m}\left|\boldsymbol{M}^{i,j}\right|\Delta^j$$

若定理条件 (19) 成立，则有：

$$|z^i(k+\tau)|\leqslant(3-\alpha^i)\sigma^i+\alpha^i\sigma^i=3\sigma^i$$

这表明修正目标值始终位于量化器的设计量程内，因此量化误差必然满足 $|e^i(k+\tau)|\leqslant\Delta^i$。归纳得证。

因此，重构误差在所有时刻均一致有界。证明完毕。

定理 3 揭示了 REFQ 算法在误差控制方面的关键特性。该定理表明，在满足条件 (19) 的情况下，无论通信持续时间多长，接收端的重构误差 $|e^i(k)|$ 始终能够被限制在量化步长 Δ^i 的范围内。该性质体现了算法的一致有界性，意味着观测噪声在编解码过程中不会被放大，从而保证传输到估计器的输入信号稳定可靠，确保了整个闭环系统在低带宽环境下的长期稳定性。引入 α 是以微小的统计覆盖率损失换取系统鲁棒性。取 $\alpha=0.001$ 时，新息有效覆盖率仅从 0.99730 降至 0.99729，信息损失几乎可忽略；但这为偏置项预留了关键裕度。仿真表明，在 b=12 时，仅此微小收紧即可支撑 $\boldsymbol{M}$ 在 [0.3175,1.6825] 的宽范围内波动而不致饱和，显著提升了算法对不稳定耦合的容忍度。

4 实验分析

在车联网(Internet of Vehicles, IoV)场景中，由于通信频率通常低于测量频率且可用带宽受限，量化算法在提升数据传输效率方面具有重要作用。本节基于图 3 所示的自建实验平台，对车联网环境(车辆长、宽、高分别为 33.8、19.1、18.5 cm)下的远程状态估计任务进行验证。实验中，车辆 A 为被测目标，车辆 B 配备激光雷达并能够执行目标定位；计算平台 C 则用于接收车辆 B 对车辆 A 的测量数据，并在此基础上完成状态估计。

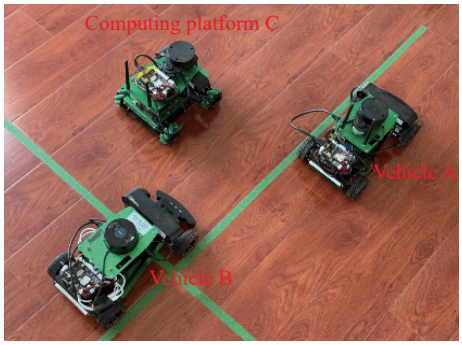


图 3 自建实验平台

Fig. 3 Self-built experimental platform

实验中将状态向量设定为 $\boldsymbol{x}(k)=[p(k),\boldsymbol{v}(k)]'$，分别表示车辆 A 的位置和速度。车辆 A 作匀速直线运动，车辆 B 实时获取车辆 A 的位置测量。依据实验采集的数据对系统模型进行辨识，可得到式 (20) 所示的相关参数。计算平台 C 在接收量化后的数据后，首先利用算法 2 完成解码，随后依据式 (18) 中的卡尔曼滤波方法进行状态估计。

$$\boldsymbol{A}=\begin{bmatrix}1.0 & 0.1\\ 0 & 1.0\end{bmatrix},\boldsymbol{H}=\begin{bmatrix}1.0 & 0\\ 0 & 1.0\end{bmatrix},$$
$$\boldsymbol{Q}=\begin{bmatrix}1.6\times10^{-2} & 0\\ 0 & 0.9\end{bmatrix},\boldsymbol{R}=\begin{bmatrix}0.04 & 0\\ 0 & 0.2\end{bmatrix}\tag{20}$$

在误差约束 $\epsilon^1=\epsilon^2=0.3, T=20$ 条件下，利用算法 1 对观测数据进行编码并求解问题 P_1，得到 $\eta=0.7401, b^1=6, b^2=8$，其量化误差与重构误差如图 4 所示。这表明，当 $f_m=20f_t$ 时，分别采用 6 比特和 8 比特对 $\Delta\boldsymbol{y}^1(k)$、$\Delta\boldsymbol{y}^2(k)$ 进行量化，相较于全精度 32 比特的情况，IEQ 方法的带宽需求降低约 4 倍。并且，在 200 步内仅出现一次异常点，符合正态分布下的 3σ 规律。当观测值处于正常区间 $[-3\sigma^i,+3\sigma^i]$ 时，量化误差保持在量化步长范围内(图 4(a) 蓝色与橙色虚线)，重构误差亦稳定在 ϵ^i 限制之内(图 4(b) 蓝色虚线)。仅当出现较大异常(图 (a) 局部放大图中的橙色异常值)时，重构误差才会超出限制；且由于 IEQ 的重置机制，该异常仅影响当前数据包，不会传播至其他数据包。较小异常值(图 (a) 蓝色异常值)则不会导致重构误差异常，表明 IEQ 算法在面对设计时未考虑的异常情况时仍保持较高鲁棒性。

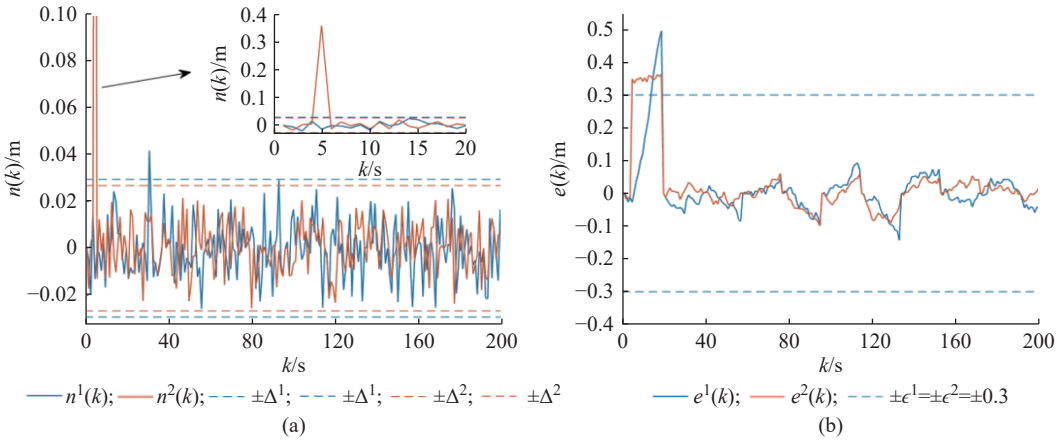


图 4　$\epsilon^1=\epsilon^2=0.3$ 时的量化误差与重构误差

Fig. 4　Quantization error and reconstruction error when $\epsilon^1=\epsilon^2=0.3$

图 5 示出了为满足相同量化精度要求 $\epsilon^1=\epsilon^2=0.3$，不同方法所需量化比特数随时间的变化情况。式 (10) 所示的概率量化器(蓝色曲线)直接对原始测量值进行量化。由于车辆远离，测量 $\boldsymbol{y}(k)$ 的幅值不断增大，为维持固定的量化误差限，所需的比特数呈对数增长趋势，在 $k=2\,000$ 时已接近 30 比特。相比之下，IEQ(红色曲线)与 REFQ(黄色曲线)利用新息进行编码。由于新息的统计特性仅与噪声协方差相关，而与状态幅值解耦，所需的比特数始终维持在较低的常数水平(IEQ 为 14 比特，REFQ 仅需 4 比特)。这充分体现了新息的优势，即在系统状态发散的情况下，无需增加额外的通信资源即可维持量化精度。

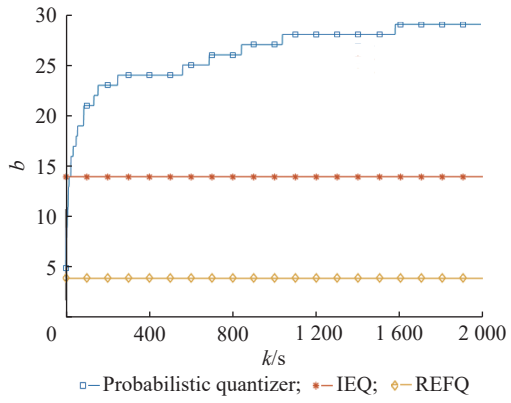


图 5　不同方法所需量化比特数随时间的变化

Fig. 5　Number of quantization bits required by different methods changes with time

为验证 REFQ 算法在抑制误差累积方面的性能，在相同量化比特 $b^1=b^2=5$ 及 $T=40$ 下，对比了 IEQ 与 REFQ 的重构误差动态，结果如图 6 所示。从图中可以清晰地观察到，由于差分编码的开环特性，导致 IEQ(蓝色曲线)的量化噪声在解码端经由矩阵 $\boldsymbol{M}$ 递推累积。尽管在 $T=40$ 结束时会重置误差，但在包内误差呈现明显的发散趋势，最大误差已远超量化步长。引入反馈机制后，REFQ(红色曲线)能够

实时感知并补偿上一时刻的累积偏差,其重构误差始终被严格限制在理论推导的量化边界 ±Δ(黑色虚线)范围内,有效验证了定理 3 的正确性。

在相同的通信约束条件($b^1 = b^2 = 5$)下,对比了基于 2000 次蒙特卡洛实验的远程状态估计精度(图 7)。为突出不同数量级方法的差异,结果以双子图形式给出。上子图(图 7(a))表明,直接对原始测量值进行概率量化(青色曲线)时,由于系统状态发散,量化误差显著放大,其均方误差(MSE)长期维持在较高水平,并在后期呈现发散趋势,说明在低比特率条件下,直接量化策略难以满足估计精度要求,必须采用基于新息的编码方法。下子图(图 7(b))放大了低误差区域,对比了 Baseline(无量化卡尔曼滤波)、QKFQI(Quantized Kalman Filter based on Quantized Innovations)[14]、IEQ 和 REFQ 这 4 种方法。IEQ(蓝色曲线)因重构误差的周期性累积,其估计误差呈现出一定幅度的波动;但即便在仿真中出现超出 3σ 量化范围的异常值,其估计误差仍始终保持有界,表明该方法在显著降低通信开销的同时具备基本的鲁棒性。QKFQI(绿色曲线)虽引入新息量化,但缺乏历史误差反馈,低比特率下量化噪声较大,整体性能劣于基准线。相比之下,REFQ(红色曲线)依托反馈机制有效抑制重构误差,其 MSE 曲线与无量化 Baseline(黑色虚线)几乎重合。实验数据表明,REFQ 算法不仅消除了 IEQ 的误差发散现象,而且相比 QKFQI 方法,估计精度提升显著,能够以极低的通信代价实现近乎最优的远程状态估计。

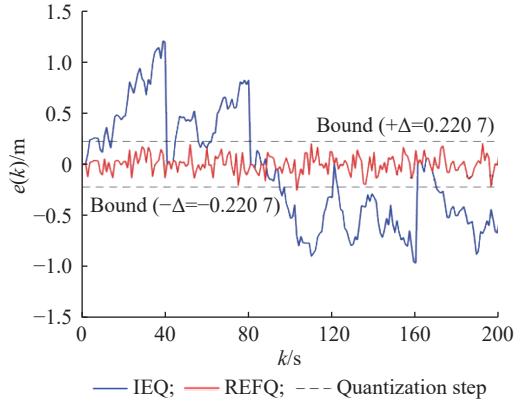


图 6 IEQ 与 REFQ 的误差对比

Fig. 6 Error comparison between IEQ and REFQ

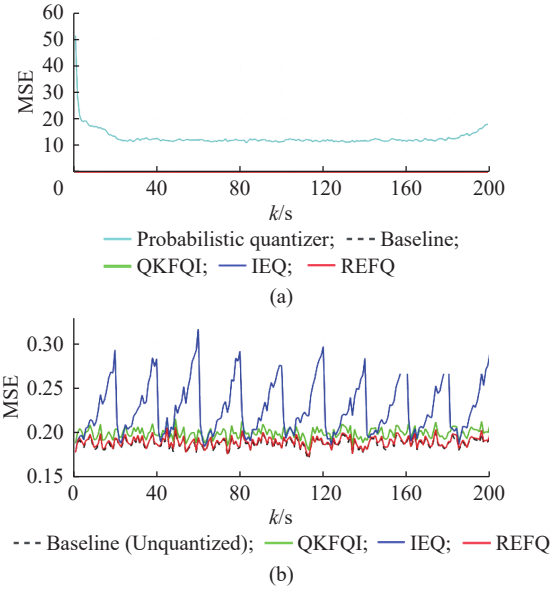


图 7 通过 2000 次蒙特卡洛模拟得到的 MSE 对比

Fig. 7 Comparison of MSE obtained from 2000 Monte Carlo simulations

5 结束语

针对网络系统中通信带宽受限与高精度远程状态估计之间的矛盾,本文提出了一种基于统计独立新息的高效量化通信架构。通过设计新息增益矩阵,实现观测新息与系统状态的统计解耦,使新息仅依赖噪声统计特性,从而保证量化器在任意系统动态下非饱和运行。在此基础上,构建了基于概率量化的最优比特分配模型,以重构误差为约束、通信带宽节约率为目标,实现各观测维度间的自适应比特分配,实验表明在保持估计精度的前提下,通信带宽可降低至原来的 1/4。此外,本文提出的基于重构误差反馈的闭环量化算法通过发送端反馈修正机制将重构误差实时引入量化输入,实现开环系统的闭环化。理论分析证明,在满足特定紧缩因子约束下,重构误差一致有界且严格限制在单一量化步长范围内,有效消除了长数据包传输中的误差漂移,为低带宽环境下的连续监测提供了可靠支撑。

综上所述,IEQ 与 REFQ 方法通过结构化新息设计与闭环反馈机制,有效突破了传统量化估计的饱和与累积瓶颈,在车联网远程状态估计等资源受限场景中展现出显著的应用潜力与工程价值。未来工作将进一步研究在通信丢包与随机时延条件下该方法的鲁棒性与性能表现,并探索其向非线性系统及更复杂网络环境的推广应用,以提升实际适用性。

参考文献:

[1] ZANG Y, ZHU H. Fast and optimal joint decision and estimation by quantized data via noisy channels of sensor networks[J]. Signal Processing, 2022, 195: 108481.

[2] SUN P, LIU E, NI W, *et al*. Reconfigurable intelligent

surface-assisted wireless federated learning with imperfect aggregation[J]. IEEE Transactions on Communications, 2025, 73(2): 1058-1071.

[3] ZHANG J, LIU S, XIE L. Distributed convex optimization over nonlinear networks under set constraints[J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 2025, 70(7): 4735-4742.

[4] XIONG Y, WU L, YOU K, *et al*. Quantized distributed gradient tracking algorithm with linear convergence in directed networks[J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 2022, 68(9): 5638-5645.

[5] ZHANG J, YOU K, XIE L. Innovation compression for communication-efficient distributed optimization with linear convergence[J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 2023, 68(11): 6899-6906.

[6] 范玮, 刘济. 一种基于事件触发的异构 WSN 分布式定位方法 [J]. 华东理工大学学报 (自然科学版), 2023, 49(4): 554-561.

[7] LIU A, ZHANG W A, YU L. Robust predictive tracking control for mobile robots with intermittent measurement and quantization[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2020, 68(1): 509-518.

[8] LI X, ZHAO F, YOU K. Data-driven control of linear systems via quantized feedback[J]. Journal of Systems Science and Complexity, 2024, 37(1): 152-168.

[9] JIN F, MA L, ZHAO C, *et al*. State estimation in networked control systems with a real-time transport protocol[J]. Systems Science and Control Engineering, 2024, 12(1): 2347885.

[10] 王权, 邹媛媛, 牛玉刚. 带有量化的事件触发预测控制 [J]. 华东理工大学学报 (自然科学版), 2016, 42(2): 240-246.

[11] XU N, CHEN X, CAO Y, *et al*. Hybrid post-training quantization for super-resolution neural network compression[J]. IEEE Signal Processing Letters, 2023, 30: 379-383.

[12] LIN J. Quadratic variable step-size quantization for efficient raw-data acquisition of image sensors[J]. Signal Processing, 2023, 208: 108974.

[13] RIBEIRO A, GIANNAKIS G B. Bandwidth-constrained distributed estimation for wireless sensor networks: Part I. Gaussian case[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2006, 54(3): 1131-1143.

[14] SUN S, LIN J, XIE L, *et al*. Quantized Kalman filtering[C]//Proceedings of the 22nd IEEE International Symposium on Intelligent Control. Singapore: IEEE, 2007: 7-12.

[15] WEN C, GE Q, TANG X. Kalman filtering in a bandwidth constrained sensor network[J]. Chinese Journal of Electronics, 2009, 18(4): 713-718.

[16] QUEVEDO D E, AHLÉN A, ØSTERGAARD J, *et al*. Innovations-based state estimation with wireless sensor networks[C]//Proceedings of the European Control Conference. Budapest, Hungary:IEEE, 2009: 4858-4864.

[17] LI P, ARILDSEN T, LARSEN T. Extended reconstruction approaches for saturation measurements using reserved quantization indices[C]//Proceedings of the IEEE International Symposium on Signal Processing and Information Technology. Ho Chi Minh City: IEEE, 2012: 198-202.

[18] YANG A, BOYD S. Iteratively saturated Kalman filtering[EB/OL]. (2025-06-30). https://doi.org/10.48550/arXiv.2507.00272.

[19] ZOU L, SONG B, SUO J, *et al*. A survey on outlier-resistant state estimation and its applications[J]. Systems Science and Control Engineering, 2025, 13(1): 2474471.

[20] LIBERZON D. Hybrid feedback stabilization of systems with quantized signals[J]. Automatica, 2003, 39(9): 1543-1554.

[21] LI Y, CHONG M S. Reachable set-based dynamic quantization for the remote state estimation of linear systems[C]//Proceedings of the IEEE Conference on Decision and Control. Singapore: IEEE, 2023: 4942-4947.

[22] 严宇冬, 徐贤. 基于同态加密支持模糊查询的高效隐私信息检索协议 [J]. 华东理工大学学报 (自然科学版), 2025, 51(1): 89-97.

[23] TATE J E. Preprocessing and Golomb-Rice encoding for lossless compression of phasor angle data[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2015, 7(2): 718-729.

[24] SCHNEIDER T, SCHMIDT H. A state observation technique for highly compressed source coding of autonomous underwater vehicle position[J]. IEEE Journal of Oceanic Engineering, 2013, 38(4): 796-808.

[25] YANG J, YU H, LI P, *et al*. Real-time D-PMU data compression for edge computing devices in digital distribution networks[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2023, 39(4): 5712-5725.

[26] LI T, XIE L. Distributed coordination of multi-agent systems with quantized-observer based encoding-decoding[J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 2012, 57(12): 3023-3037.

[27] SAAB R, WANG R, YILMAZ Ö. From compressed sensing to compressed bit-streams: Practical encoders, tractable decoders[J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2017, 64(9): 6098-6114.

[28] ZHANG W, FENG Q, TAO A, *et al*. Low-cost quantized compressed sensing and transmission method for ultrasonic imaging logging[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2024, 62: 5920913.

[29] SINGH S, MAJUMDAR A. Multi-label deep blind compressed sensing for low-frequency non-intrusive load monitoring[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2021, 13(1): 4-7.

[30] WONG P W. Quantization noise, fixed-point multiplicative roundoff noise, and dithering[J]. IEEE Transactions on Acoustics, Speech, and Signal Processing, 1990, 38(2): 286-300.

[31] ZHOU J, LUO Y, LIU Y, *et al*. Eavesdropping strategies for remote state estimation under communication constraints[J]. IEEE Transactions on Information Forensics and Security, 2023, 18: 2250-2261.

[32] ANDERSON B D O, MOORE J B. Optimal Filtering[M]. Mineola: Courier Corporation, 2005.

A Communication-Efficient Approach for Networked Systems via Innovation-Based Quantization

WU Han, DING Wenjie, YANG Wen

(Key Laboratory of Smart Manufacturing in Energy Chemical Process, Ministry of Education, East China University of Science and Technology, Shanghai 200237, China)

Abstract: In large-scale distributed systems such as the Internet of Vehicles (IoV), the conflict between high-frequency data sampling and limited communication bandwidth presents a critical challenge for remote state estimation. Traditional quantization methods often suffer from saturation failures when system states diverge, as observations exceed the dynamic range of the quantizer. To address the issue, this paper proposes an Innovation-Based Encoding-Decoding Quantization (IEQ) method and a Reconstruction-Error-Based Feedback Quantization (REFQ) algorithm. Firstly, the IEQ method constructs a novel type of measurement innovation. Theoretical analysis proves that this innovation is statistically independent of system states and follows a stable distribution. This characteristic fundamentally eliminates quantizer saturation caused by large-amplitude observations. Secondly, to solve the problem of error accumulation in differential encoding, the REFQ algorithm introduces a feedback mechanism. The sender simulates the decoding process to calculate the reconstruction error and corrects the quantization input in real time. Theoretical analysis demonstrates that REFQ strictly constrains reconstruction errors within a single quantization step size. Finally, an optimization-based strategy is developed to allocate quantization bits based on system matrices. Crucially, it is further established that under this bit allocation scheme, the error covariance of the remote Kalman filter remains uniformly bounded, thereby providing a rigorous theoretical guarantee for the stability of the overall estimation system. Experiments are conducted on a self-built real-world vehicle platform to emulate an IoV remote state estimation scenario. The results show that the proposed method reduces bandwidth consumption by 4 times compared to raw data transmission while maintaining estimation accuracy. Moreover, the REFQ algorithm effectively suppresses error drift, keeping reconstruction errors within a stable bound regardless of time steps, whereas traditional methods show divergent errors.

Key words: quantization; state estimation; cyber-physical system; data compression; encoding

（责任编辑：李娟）