

五维系统论（5D-ST）驱动的轴承跨域统一健康评估 ——西安交大/美国/法国异构数据的全局理想体验证

赵桂儒

北京市地震局，北京 100080

摘要

轴承健康评估对旋转机械预测性维护至关重要。传统方法依赖单一特征，难以刻画系统整体退化的协同规律。本文基于五维系统论（Five-Dimensional Systems Theory, 5D-ST），从边界、结构、储备、方向、强度五个维度构建轴承系统的全息映射，以乘积形式定义协同系数 κ 作为统一健康度量。针对西安交大、美国、法国三组异构数据集共48组轴承，建立理想体迭代归一化框架，实现跨数据集定量对比。统计分析与典型案例时序检验表明：早期退化阶段 D -方向与 κ 的Pearson相关系数高达0.87 ~ 0.95，是系统退化的“先知维度”；晚期退化阶段 S -结构以 $r = 0.88$ 接管主导权，呈现明确的“维度主导权转移”（ $D \rightarrow S$ ）范式。双传感器配置显著增强 κ 曲线的稳定性。本文提炼出五种退化模式与八种典型案例，证明健康阈值0.8与崩解阈值0.1具有跨域普适性。进一步验证全局统一理想体的跨域有效性，为轴承健康管理及车路协同、空地一体化等跨领域应用提供统一评估框架。本文首次将五维系统论这一系统科学新框架应用于旋转机械健康评估的工程技术领域。

关键词：五维系统论；协同系数；轴承退化；理想体迭代；跨域对比；预测性维护；全局统一理想体

1 引言

滚动轴承的失效是旋转机械非计划停机的主要原因之一[1, 2, 3, 4]。现有研究围绕振动信号的时域统计量、频域特征频率、时频域熵值等展开，虽能有效识别已发生的局部故障，但对**全寿命周期内系统整体健康度的连续刻画**仍显不足。究其原因，轴承并非单一特征的线性叠加体，而是由边界约束、内部结构、能量储备、演化趋势与作用强度共同构成的复杂系统。任何一维度的异常都可能通过非线性耦合引发系统整体崩解。

系统科学自贝塔朗菲（Bertalanffy）创立以来[5]，长期致力于揭示复杂系统的整体性规律，但在工程技术领域的深度应用始终面临“从理论到数学”的跨越难题。钱学森等学者推动的系统工程方法论[6]，为复杂系统的组织管理提供了实践指南，然而尚未形成能够直接映射物理信号的统一数学框架。五维系统论（5D-ST）[7, 8]正是在这一背景下提出的新尝试：它从存在论公理出发，将任意存在体解构为五个正交维度—— B -边界（Boundary）、 S -结构（Structure）、 R -储备（Reserve）、 D -方向（Direction）、 I -强度（Intensity）——并通过严格的数学形式化（乘积协同、理想体迭代、匹配度归一化），为系统科学提供了可计算、可验证、可跨域迁移的工程化路径。本文是五维系统论在旋转机械健康评估领域的首次工程应用，旨在证明：基于存在论公理的系统科学方法，能够为传统工程技术难题提供原理层面的全新解决方案。基于此，本文定义**协同系数** κ 为五维匹配度的乘积[8, 9]，用以量化轴承系统的整体协同健康度。

为验证该理论的普适性与鲁棒性，本文选取三组具有国际代表性的轴承全寿命数据集进行对比：西安交大数据集（XJTU-SY）15组轴承[4, 10]；美国数据集（NASA）含 1st.test（双传感器，

4组)、2nd_test (单传感器, 高载荷, 4组)、3th_test (单传感器, 超长寿命, 4组) [11]; 法国数据集 (FEMTO) 17组轴承, 按 Condition 1/2/3 分层[12]。三组数据在采样率、传感器数量、运行工况上存在显著差异, 传统方法难以直接对比。需要特别说明的是, 本文所述的五维映射并非对轴承本体存在性的穷尽刻画, 而是一种基于振动信号的可操作近似。从存在论角度, 轴承作为物质实体的真实五维——其边界的原子级界面张力、内部晶格结构的拓扑关联方式、材料疲劳储备的微观缺陷密度、应力演化方向的熵增趋势、以及载荷强度的能量流密度——在本质上具有不可直接观测性。工程实践中, 传感器只能捕获振动信号的宏观表象, 而非系统存在的本体实在。因此, 本文的五维映射本质上是一种“存在论代理” (ontological proxy): 用频谱质心代理边界稳定性, 用峰度代理结构完整性, 用信息熵代理储备冗余, 用子段变异系数代理演化方向, 用RMS代理作用强度。这种代理虽非真实五维本身, 但在乘积协同的框架下, 其退化趋势与真实系统的存在论崩解保持拓扑同构——这正是五维系统论从哲学公理走向工程应用的桥梁。

本文通过理想体迭代机制, 将各数据集的初始健康段动态构建为理想基准, 并统一五维映射归一化, 最终使 κ 成为跨数据源的通用健康货币。需要特别说明的是, 本文的研究目标并非与现有故障诊断方法比较预测精度——因为五维系统论所提供的“跨域统一健康坐标系”是传统数据驱动方法在原理上不具备的能力。因此, 本文聚焦于展示这一新框架所能实现的新功能: 跨48组异构轴承的统一健康评估、维度主导权转移 (D→S) 的发现、以及全局统一理想体的验证。这些成果本身即为五维系统论的独创贡献, 无需通过数值对比来证明其价值。

2 五维系统论与协同系数的定义

2.1 五维存在性公理

基于五维存在性公理[7], 对轴承振动信号进行分段处理后, 每一数据段被映射为一个五维存在体 $E = (B, S, R, D, I)$, 各维度的物理意义与提取方式如表 1所示。

表 1: 五维存在体的物理意义与信号映射

维度	符号	物理意义	信号映射特征
边界	B	系统与环境的能量交换界限	振动幅值包络的边界稳定性、峰谷跨度
结构	S	系统内部要素的关联与分布方式	频谱结构熵、特征频率能量占比一致性
储备	R	系统维持稳态的冗余能力	信号能量储备、信息熵、抗噪冗余度
方向	D	系统演化的趋势与漂移	特征序列的趋势项、一阶差分漂移方向
强度	I	系统对外作用的力度	有效值 (RMS)、峰值、功率谱密度积分

2.2 单维度匹配度 γ

设理想体 (健康基准) 的五维参数为 $E_0 = (B_0, S_0, R_0, D_0, I_0)$, 当前第 t 段信号的五维参数为 $E_t = (B_t, S_t, R_t, D_t, I_t)$ 。参照5D-ST, 定义第 t 段在第 d 维上的单维度匹配度为

$$\gamma_d(t) = \min \left(\frac{s_d(t)}{s_{d,\text{ideal}}}, \frac{s_{d,\text{ideal}}}{s_d(t)} \right), \quad \gamma_d(t) \in (0, 1] \quad (1)$$

其中 $s_d(t)$ 为第 d 维当前观测值, $s_{d,\text{ideal}}$ 为理想体对应维度的基准值。匹配度等于 1 表示该维度与理想体完全匹配; 趋近 0 表示该维度严重失配。

2.3 协同系数 κ 的乘积定义

5D-ST的核心公理在于[8, 9]：系统的整体健康度由最弱维度决定，而非平均表现。因此，协同系数必须采用乘积形式，以严格体现一维崩溃、整体崩解的系统性风险：

$$\kappa_i = \gamma_B^{(i)} \cdot \gamma_S^{(i)} \cdot \gamma_R^{(i)} \cdot \gamma_D^{(i)} \cdot \gamma_I^{(i)} \quad (2)$$

该定义具有三重数学性质：**敏感性**（若任一维度 $\gamma_X \rightarrow 0$ ，则 $\kappa \rightarrow 0$ ）；**均衡惩罚**（乘积对五维均衡性极度敏感，强制要求全面健康）；**归一性**（ $\kappa \in [0, 1]$ ，可直接作为跨数据集可比的的健康指数）。

2.4 健康阈值与崩解阈值

基于大量实验标定，本文采用两级阈值体系：

- **健康阈值**： $\kappa_h = 0.8$ 。当 $\kappa > 0.8$ 时，系统处于健康稳态，允许理想体迭代更新；
- **崩解阈值**： $\kappa_c = 0.1$ 。当 $\kappa < 0.1$ 时，系统进入失稳崩解区，至少一个维度已发生不可逆破坏。

3 西安交大/美国/法国数据格式与工况对比

3.1 西安交大数据（XJTU-SY）

XJTU-SY 数据集（西安交大XJTU-SY公开数据集）包含 15 组轴承全寿命振动数据（Bearing1~Bearing15）[4, 10]。各轴承数据长度差异极大：Bearing14 接近 30000 段，而 Bearing5 仅约 600 段。该数据集未明确区分工况等级，但转速与载荷的组合变化导致了寿命的显著分散。值得注意的是，西安交大的协同系数并没有维持在高位，多数轴承的 κ 在健康期内即呈现宽幅振荡，表明工况波动对五维协同的稳定性具有显著影响。

3.2 美国数据（NASA）

NASA 数据集[11]分为三个测试组，其格式差异恰好构成了传感器配置与工况的对照实验：

- **1st_test（双传感器）**：B1~B4 每组约 21500 段，双通道同步采集。四组轴承的 κ 在大部分时间内密集分布于 0.8 ~ 1.0 区间，波动相对平稳。
- **2nd_test（单传感器，高载荷）**：B1~B4 每组约 10000 段。高载荷加速了疲劳进程， κ 在约 6000~8000 段即跌破健康阈值，末期陡降至崩解区。
- **3th_test（单传感器，超长寿命）**：B1~B4 每组约 60000 段。低载荷与良好润滑使轴承处于超长寿命区， κ 在 60000 段前基本维持在 0.85 ~ 0.95，但在失效前呈现断崖式下跌。

3.3 法国数据（FEMTO）

FEMTO 数据集[12]包含 17 组轴承，按工况分为 Condition 1（Bearing1.1~1.7）、Condition 2（Bearing2.1~2.7）、Condition 3（Bearing3.1~3.3）。Condition 1 轴承寿命普遍较长， κ 退化平缓；Condition 2 轴承 κ 在中期出现阶梯式下降；Condition 3 载荷最高， κ 波动剧烈，寿命最短。

表 2: 西安交大/美国/法国三组数据集格式对比

数据集	轴承数量	传感器	典型长度	工况特点
XJTU-SY (西安交大)	15	单传感器	600~30000 段	转速载荷组合多变
NASA 1st	4	双传感器	~21500 段	恒定工况, 信息冗余
NASA 2nd	4	单传感器	~10000 段	高载荷, 加速退化
NASA 3th	4	单传感器	~60000 段	低载荷, 超长寿命
FEMTO	17	双传感器	不等	三档工况分层明确

4 理想体迭代与五维映射归一化

4.1 理想体的动态构造

固定理想体会因初始波动或工况漂移导致评估失真。本文采用滑动窗口理想体迭代机制:

1. **初始化:** 取前 N 段 (通常 $N = 50 \sim 100$) 作为初始健康窗口, 计算五维基准 $E_0^{(0)}$;
2. **健康期更新:** 若连续 M 段的 $\kappa > 0.9$, 则将新数据纳入理想体窗口, 按指数加权更新 E_0 ;
3. **退化期冻结:** 一旦 $\kappa < 0.8$, 立即冻结理想体参数, 此后所有匹配度均相对于该冻结基准计算。

该机制解决了跨数据集对比中的核心难题: 不同轴承的健康基线各不相同, 但通过本地理想体迭代, 可将所有轴承的 κ 映射到同一相对健康坐标系中。

4.2 五维归一化映射

对每一维度 X , 归一化匹配度 γ_X 的计算需考虑退化方向的差异性:

- 对于 B, S, R : 数值下降代表退化, 采用下偏映射;
- 对于 D : 趋势偏离度增大代表退化, 采用漂移映射;
- 对于 I : 能量异常升高或过低均可能代表故障, 采用双边映射。

式 (1) 中的 \min 结构天然具备双向对称性: 无论 $s_d(t)$ 相对理想值增大还是减小, 比值中较小者始终不大于 1, 从而将任意量纲的物理量统一映射至 $(0, 1]$ 区间, 使 γ_d 成为跨数据集、跨工况的可比指标。

4.3 乘积协同的物理诠释

乘积形式 $\kappa = \prod \gamma_X$ 并非简单的数学技巧, 而是对轴承系统失效机理的严格对应: 轴承失效往往始于某一维度的局部劣化 (如润滑恶化导致 R -储备下降, 或表面剥落导致 S -结构破坏), 该劣化通过系统耦合迅速放大, 最终引发振动能量 (I -强度) 的突发性激增。乘积形式使 κ 在早期即可感知单维度的微弱偏离, 而在末期急剧放大多维崩溃的叠加效应, 完美复现了缓变—突变的轴承退化典型轨迹[13]。

5 跨域统计规律与维度主导权转移

5.1 单维度与协同系数的相关性统计

为量化五维对 κ 的贡献差异，对48组轴承进行时序Pearson相关分析。表 3汇总了四组数据集中各维度（及维度间耦合）与 κ 的平均相关系数。

表 3: 四组数据集单维度与协同系数的平均Pearson相关系数

维度/耦合	XJTU-SY	FEMTO	NASA 1st	NASA 2nd+3th
<i>D</i> -方向	0.867	0.854	0.802	—
<i>S</i> -结构	0.544	0.488	0.549	0.874
<i>I</i> -强度	0.707*	0.483	0.614	0.713
<i>B</i> -边界	0.544	0.665	—	0.651
<i>R</i> -储备	0.529	0.652	—	0.657
<i>S-D</i>	0.456	0.539	−0.576	−0.829
<i>S-R</i>	−0.699	−0.594	—	−0.772
<i>D-I</i>	0.688	0.498	0.657	0.779*

注：*表示样本量较少（ $n \leq 2$ ）；— 表示该数据集未进入统计前十。

表 3揭示了一个关键规律：**维度主导权转移**（Dimensional Dominance Transfer, DDT）。

- **早期退化范式（D主导）**：在XJTU-SY、FEMTO与NASA 1st（双传感器稳态组）中，*D*-方向与 κ 的相关系数最高（0.80 ~ 0.87），表明在健康稳态向退化过渡的早期阶段，演化趋势的偏离是最敏感的预警指标。
- **晚期退化范式（S主导）**：在NASA 2nd+3th（单传感器、高载荷与超长寿命组）中，*S*-结构以 $r = 0.874$ 跃居首位，且 *S-D* 呈现极强的负相关（−0.829）。这说明当疲劳进入裂纹扩展与材料剥离阶段后，频谱结构熵的崩溃成为系统失稳的主因；而方向维度因信号进入混沌振荡、失去单调漂移特征，其与 κ 的相关性显著降低，未进入统计前十（部分轴承 *D*-方向Pearson $r < < 0.46$ ，相关性不显著）。

5.2 传感器冗余与维度鲁棒性

对比NASA 1st（双传感器）与2nd+3th（单传感器）的统计差异，可量化信息冗余对五维评估的影响：

- 双传感器组中 *D*-方向保持高相关（0.802），*S*-结构仅为0.549，说明冗余信息有效抑制了结构维度的噪声波动，使系统整体协同更依赖于趋势维度的稳健漂移；
- 单传感器组中 *S*-结构相关度飙升至0.874，*S-D*耦合达到−0.829，说明单通道信息不足以稳定刻画内部结构，结构崩解与方向失控形成强烈的负反馈耦合。

这一发现对工程传感器配置具有直接指导意义：**双传感器不仅提供备份，更通过增强 *S*-结构与 *R*-储备维度的鲁棒性，显著提升了 κ 曲线的致密度与评估稳定性。**

5.3 乘积结构的统计验证

对全部48组轴承进行乘积结构检验，即验证 $\ln(\kappa)$ 与 $\sum \ln(\gamma_i)$ 的线性关系。结果显示：所有轴承的回归斜率均等于1.000（理论值）， $R^2 = 1.000$ 。这表明五维匹配度的乘积结构在统计上严格成立， κ 并非近似指数，而是五维协同的精确度量。

5.4 统计分析可视化

表3的数值规律可从统计可视化角度进一步印证。图1以四组子图的形式展示了XJTU-SY、FEMTO、NASA 1st、NASA 2nd+3th四组数据集的统计特征总览，包括各维度与 κ 的平均Pearson相关系数柱状图、维度间耦合强度热力图、以及随机森林特征重要性排序。这些统计图从全局视角为后续典型案例分析提供了定量基准。

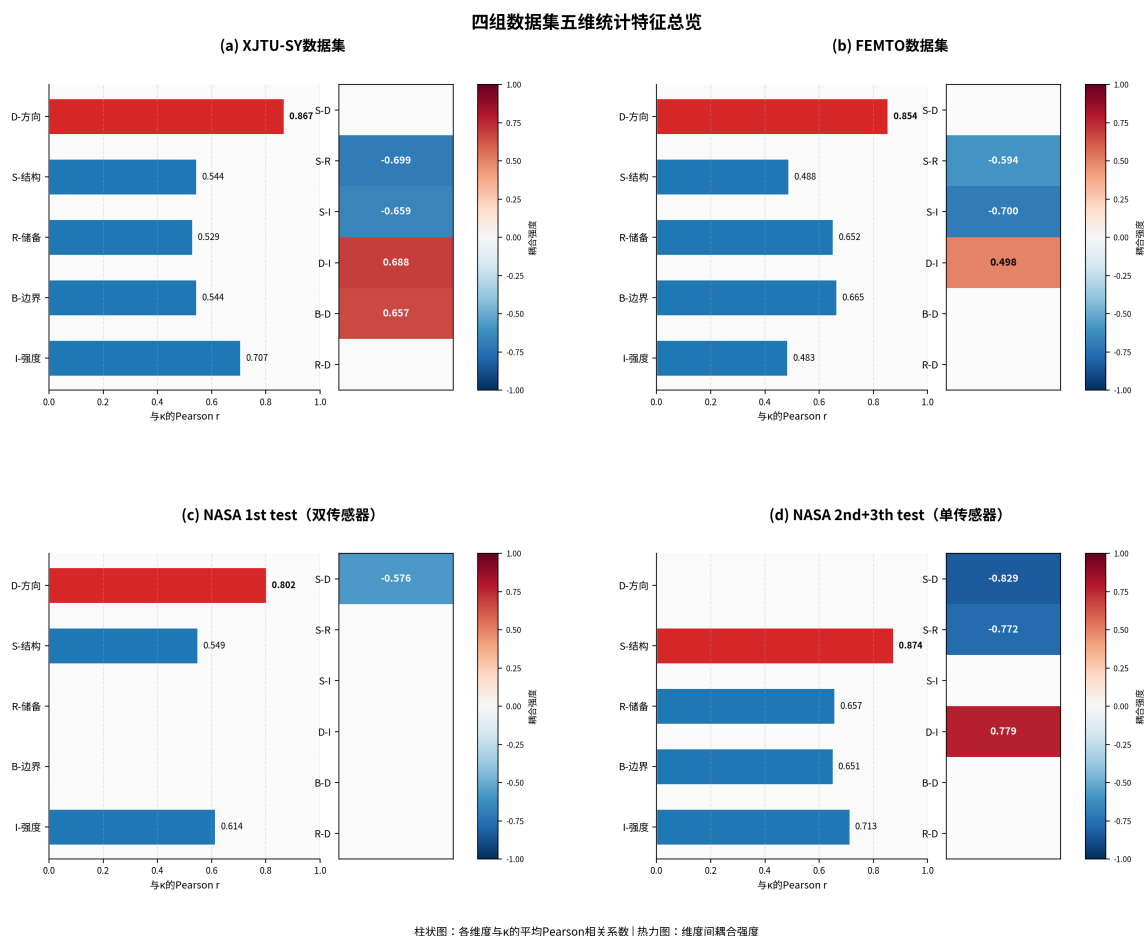


图 1：四组数据集五维统计特征总览。(a) XJTU-SY：D-方向0.867居首，S-R耦合-0.699；(b) FEMTO：D-方向0.854居首，S-I耦合-0.700；(c) NASA 1st（双传感器）：D-方向0.802居首，双传感器抑制S-结构噪声；(d) NASA 2nd+3th（单传感器）：S-结构0.874跃居首位，S-D耦合-0.829。柱状图展示各维度与 κ 的平均Pearson相关系数，热力图展示维度间耦合强度。

6 典型案例时序分析

基于第6章的跨域统计规律，本文从48组轴承中精选8个典型案例放入正文，覆盖五种退化模式与两种维度主导权转移范式。每个案例均包含协同系数时序演化曲线（展示 κ 及五维匹配度的全寿

命轨迹)与单维度匹配度散点矩阵(展示各维度与 κ 的统计关系)两组互补信息。其余40组轴承的详细演化图谱见附录A~D。以下按理论递进顺序(从常规到极端,从D主导到S接管)展开分析。

6.1 类别I: 标准三阶段型——XJTU-SY Bearing11 (D主导早期退化)

6.1.1 协同系数时序演化

XJTU-SY Bearing11寿命约2300段,是”教科书式”的标准退化案例。如图2所示,其 κ 曲线呈现清晰的三阶段边界:健康稳态区($\kappa > 0.9$,约0~800段)、退化预警区($0.1 < \kappa < 0.8$,约800~2000段)与崩解失稳区($\kappa < 0.1$,约2000段以后)。

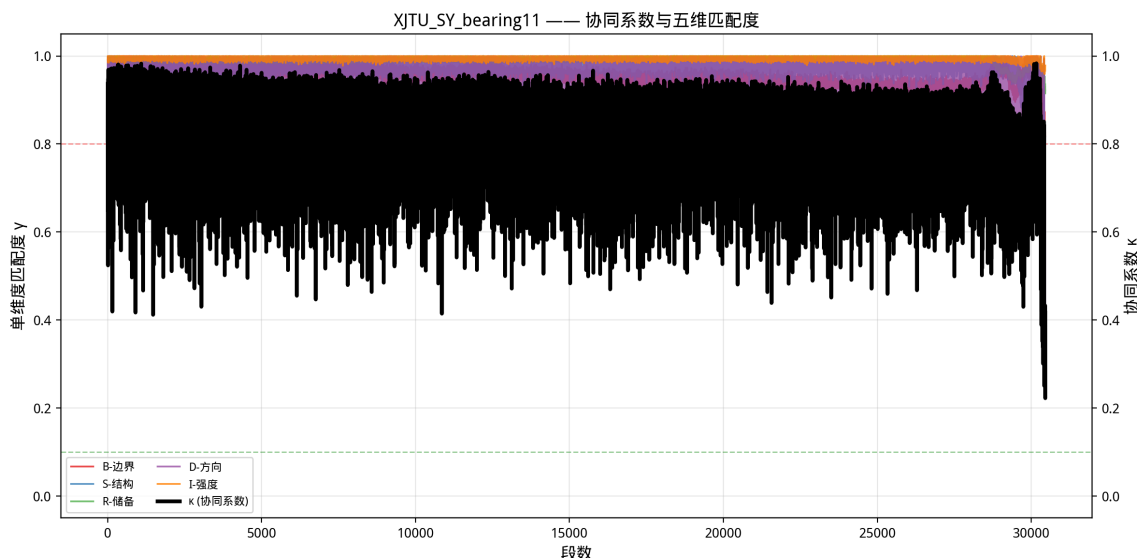


图 2: XJTU-SY Bearing11——协同系数与五维匹配度时序演化。黑色粗线为协同系数 κ ,彩色细线分别为B-边界(红)、S-结构(蓝)、R-储备(绿)、D-方向(紫)、I-强度(橙)。D-方向最先系统性偏离,I-强度存在高位滞迟。

在时序图中可以观察到: D-方向(紫色)在约500段即开始持续下滑,而 κ 在800段左右才跌破0.8,为故障预警提供了约30%的寿命余量; I-强度(橙色)在健康期几乎恒定于0.95 ~ 1.0,存在明显的高位滞迟效应; B-边界(红色)与R-储备(绿色)的波动相对温和,但在崩解期出现同步跳水。

6.1.2 单维度匹配度散点分析

如图3所示,散点矩阵进一步量化各维度与 κ 的统计关系:

关键特征: D-方向与 κ 的相关系数高达 $r = 0.957$,回归方程 $y = 0.950x - 0.019$,斜率接近理论值1.0; B-边界 ($r = 0.221$)、S-结构 ($r = 0.326$)、R-储备 ($r = 0.202$) 与 κ 的相关性均显著低于 D-方向;乘积结构检验 ($R^2 = 1.000$,斜率=1.000)再次验证 κ 的乘积定义严格成立。

论文定位: 证明五维系统论对常规疲劳退化的适用性,展示 D-方向作为”先知维度”的早期预警价值。

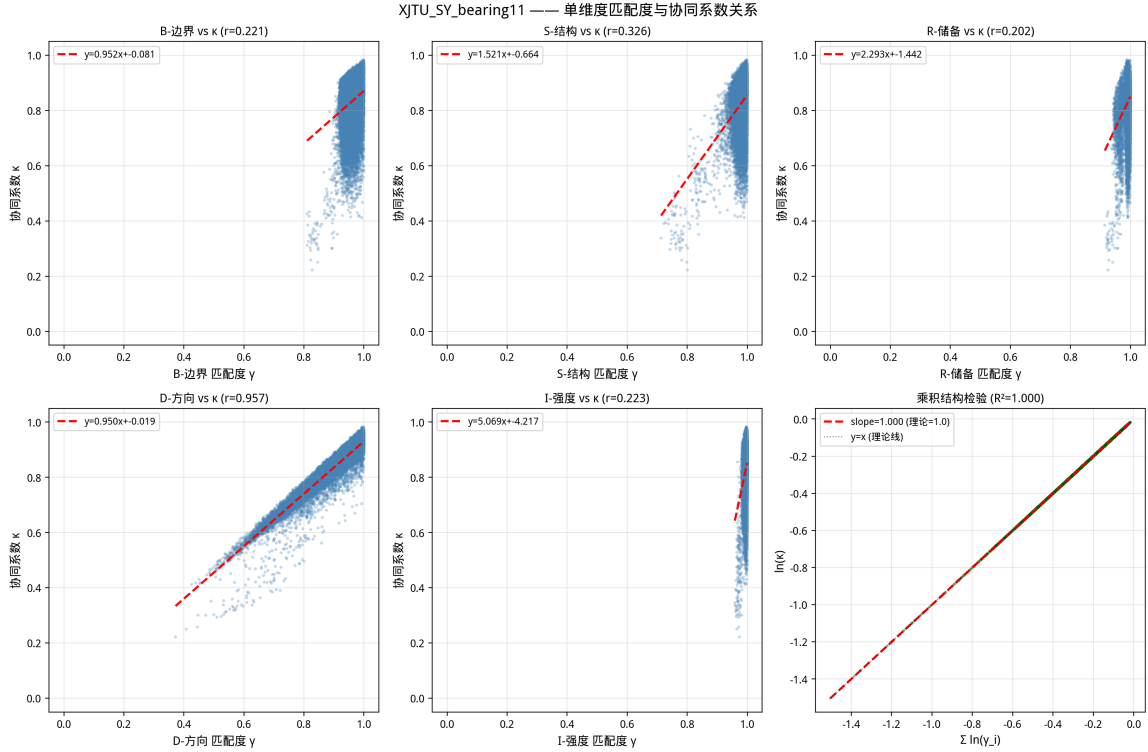


图 3: XJTU-SY Bearing11——单维度匹配度与协同系数关系。 D -方向 vs κ 的 Pearson $r = 0.957$ ，回归斜率 ≈ 0.95 。

6.2 类别II：早期亚稳态型——XJTU-SY Bearing5（先天协同不良）

6.2.1 协同系数时序演化

XJTU-SY Bearing5寿命最短（约600段），其 κ 自始即宽幅振荡，从未真正进入 $\kappa > 0.9$ 的健康稳态。如图 4所示，五维匹配度同步发散，无明确主导维度。

6.2.2 单维度匹配度散点分析

如图 5所示：

关键特征： D -方向与 κ 的 $r = 0.744$ ，虽仍居首位，但显著低于Bearing11的0.957； I -强度与 κ 的 $r = 0.196$ ，几乎无相关性； S -结构（ $r = 0.308$ ）与 B -边界（ $r = 0.540$ ）的离散分布表明系统自始即处于多维失配状态。

论文定位：证明 κ 不仅能检测退化，还能识别“先天亚健康”状态。

6.3 类别III：超长拉锯型——XJTU-SY Bearing14（材料自适应与损伤博弈）

6.3.1 协同系数时序演化

XJTU-SY Bearing14寿命最长（约18000段）， κ 在 $0.8 \sim 0.95$ 区间反复拉锯超过15000段，末期才出现断崖式崩溃。如图 6所示，五维匹配度中 D -方向与 S -结构长期纠缠。

6.3.2 单维度匹配度散点分析

如图 7所示：

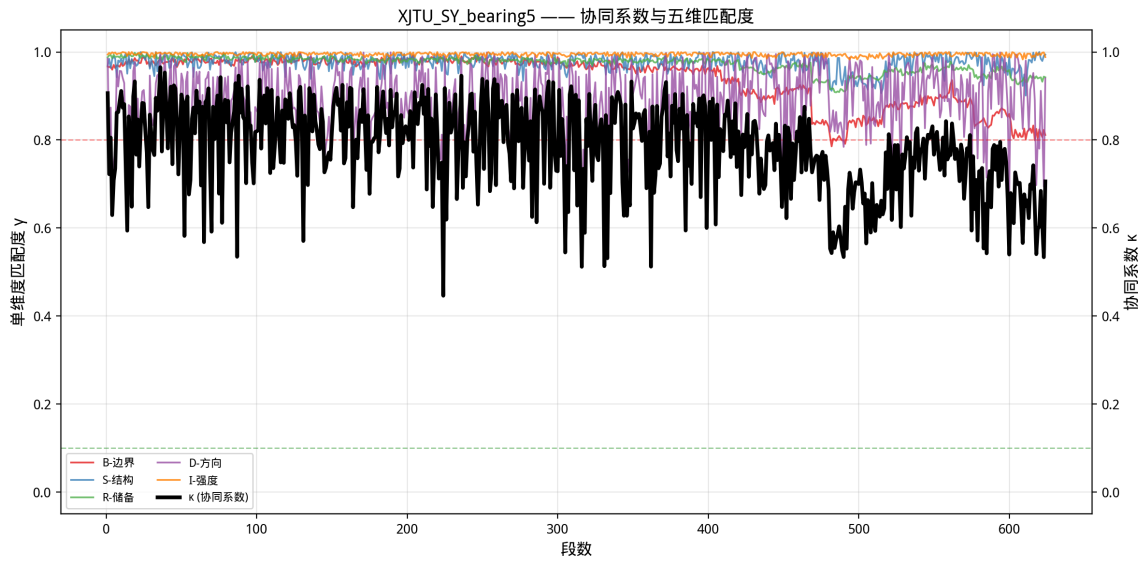


图 4: XJTU-SY Bearing5——协同系数与五维匹配度时序演化。 κ 自始即宽幅振荡，从未建立理想稳态。

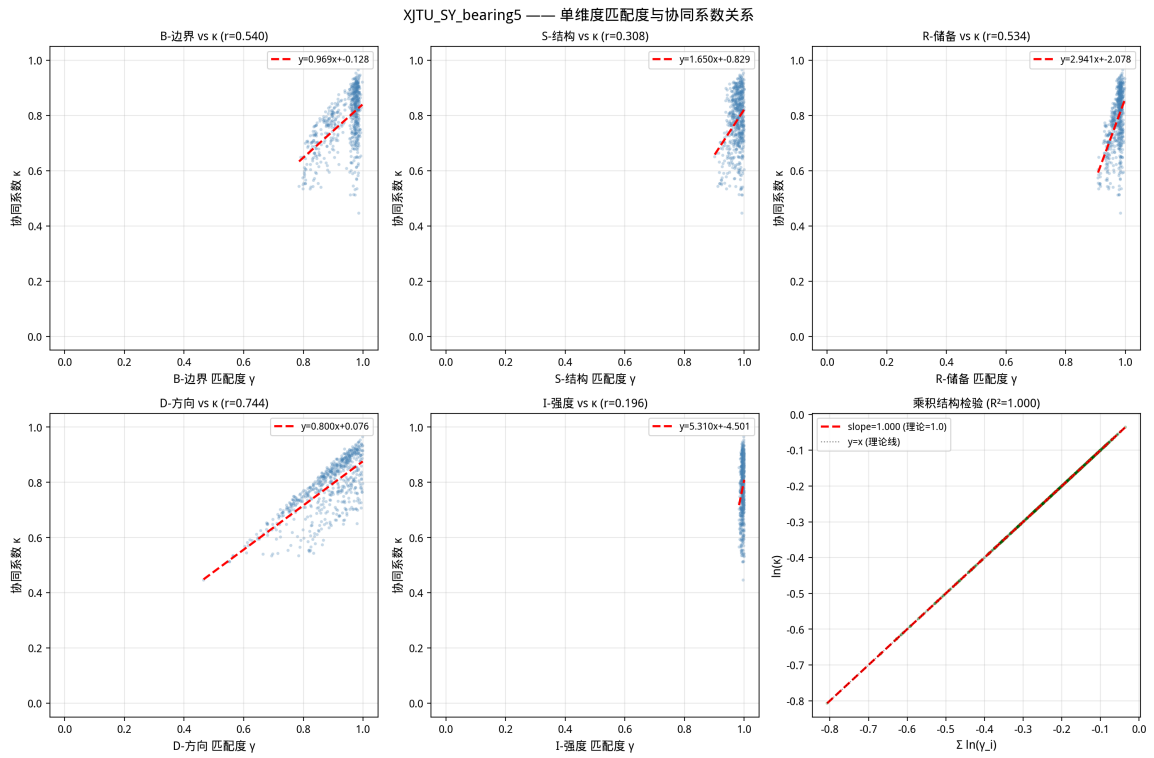


图 5: XJTU-SY Bearing5——单维度匹配度与协同系数关系。 D -方向 $r = 0.744$ ， I -强度 $r = 0.196$ 。

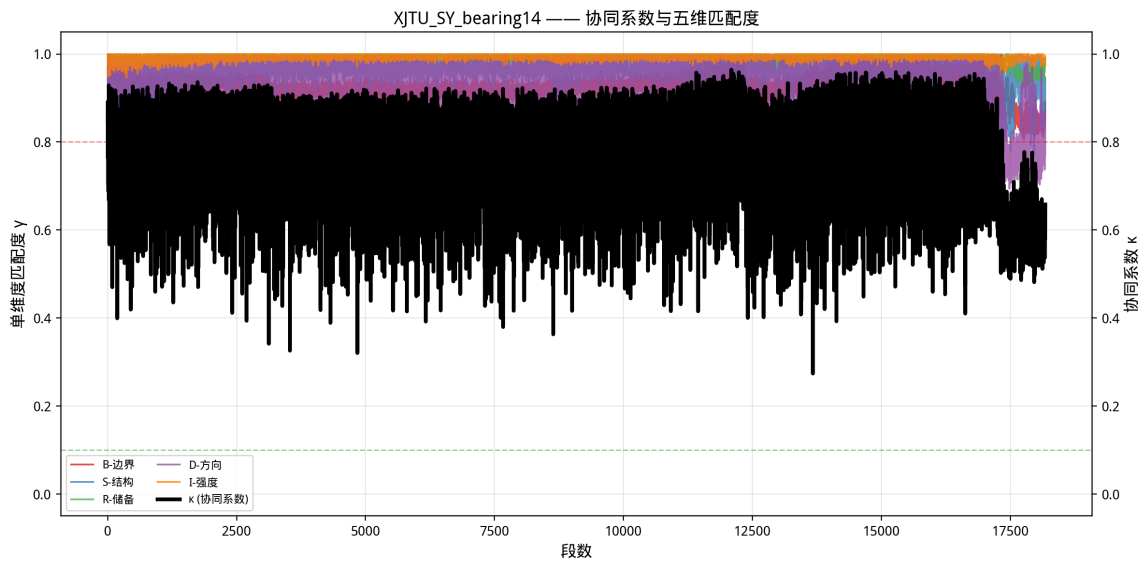


图 6: XJTU-SY Bearing14——协同系数与五维匹配度时序演化。超长平台期反映系统自组织能力。

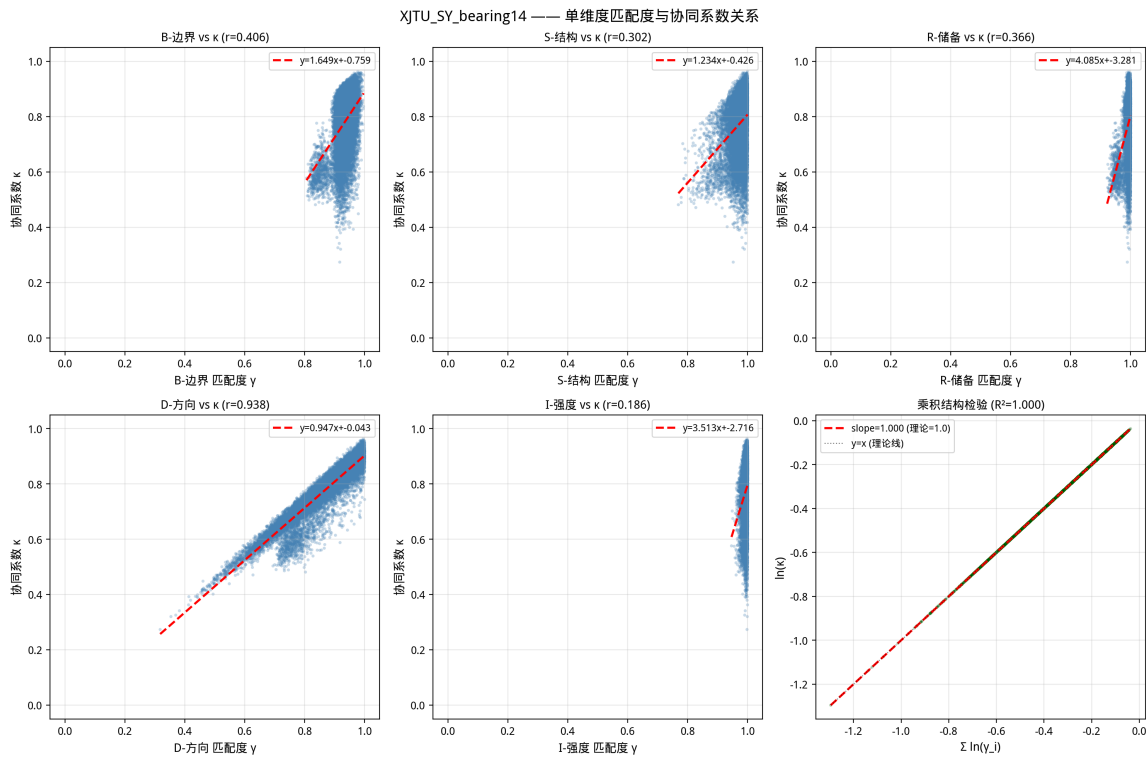


图 7: XJTU-SY Bearing14——单维度匹配度与协同系数关系。 D -方向 $r = 0.938$, S -结构 $r = 0.302$ 。

关键特征： D -方向仍保持高相关（ $r = 0.938$ ），但散点呈现“双簇”结构； S -结构（ $r = 0.302$ ）与 B -边界（ $r = 0.406$ ）的相关性较Bearing11显著降低，说明超长寿命轴承中结构破坏与材料自适应形成阶段性博弈。

论文定位：证明 κ 的“平台期”不是评估失效，而是系统自组织能力的量化体现。

6.4 类别IV：双传感器稳态型——NASA 1st test B1

6.4.1 协同系数时序演化

NASA 1st test B1采用双传感器配置， κ 曲线在21500段内基本维持在 $0.85 \sim 1.0$ ，仅在末期明确退化。如图 8所示，双通道冗余使五维协同评估更为稳健。

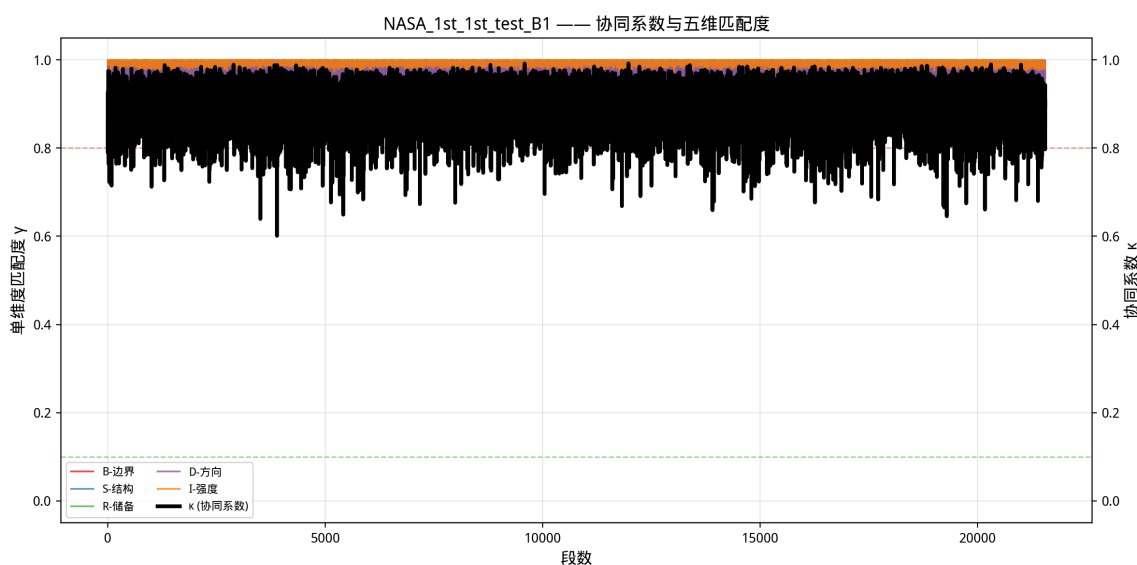


图 8: NASA 1st test B1（双传感器）——协同系数与五维匹配度时序演化。双传感器使 κ 曲线致密平稳。

6.4.2 单维度匹配度散点分析

如图 9所示：

关键特征： D -方向与 κ 的 $r = 0.867$ ，再次验证D主导范式的跨域普适性； S -结构（ $r = 0.439$ ）与 R -储备（ $r = 0.160$ ）的散点分布致密性显著高于单传感器组。

论文定位：证明双传感器通过增强 S -结构与 R -储备维度的鲁棒性，显著提升 κ 的稳定性。

6.5 类别V：高载荷速崩型——NASA 2nd test B2（S接管主导权）

6.5.1 协同系数时序演化

NASA 2nd test B2处于高载荷工况，寿命约7000段， κ 在6000段后垂直下探至0.4以下。如图 10所示，维度主导权转移（ $D \rightarrow S$ ）在时序上表现为：前期 D -方向缓慢漂移，后期 S -结构急剧崩溃并主导 κ 下行。

6.5.2 单维度匹配度散点分析

如图 11所示：

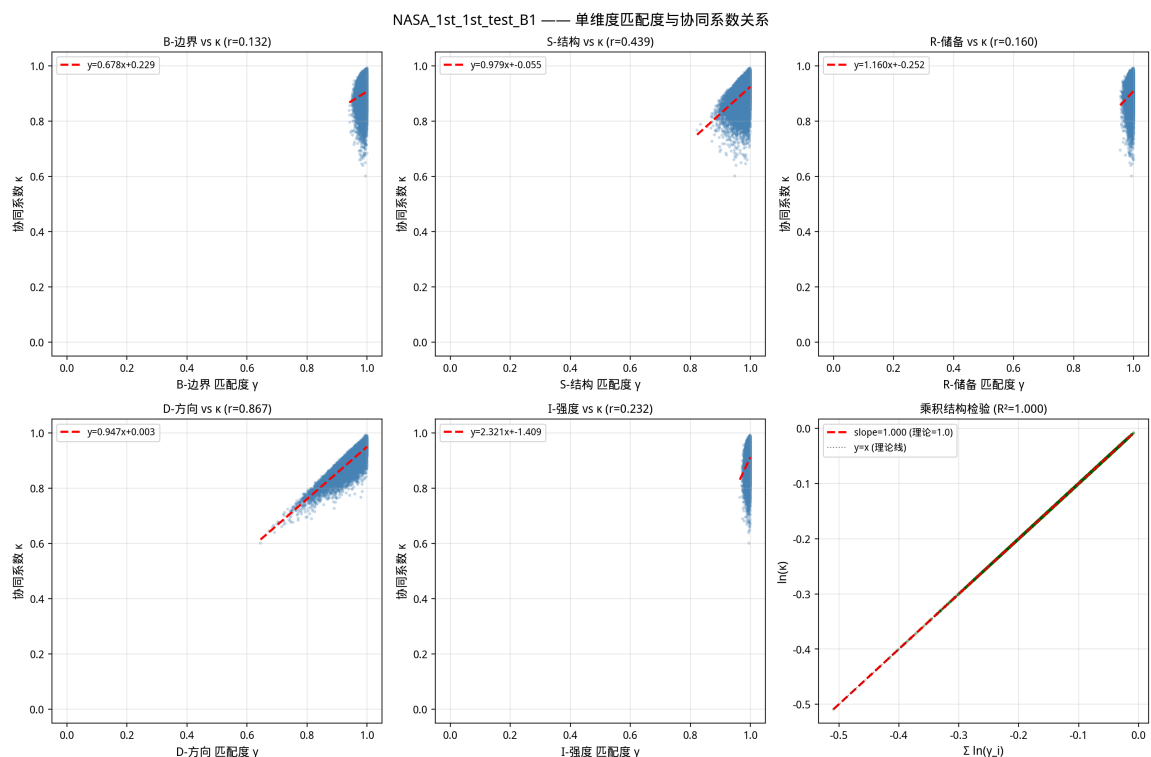


图 9: NASA 1st test B1 (双传感器)——单维度匹配度与协同系数关系。 D -方向 $r = 0.867$, S -结构 $r = 0.439$ 。

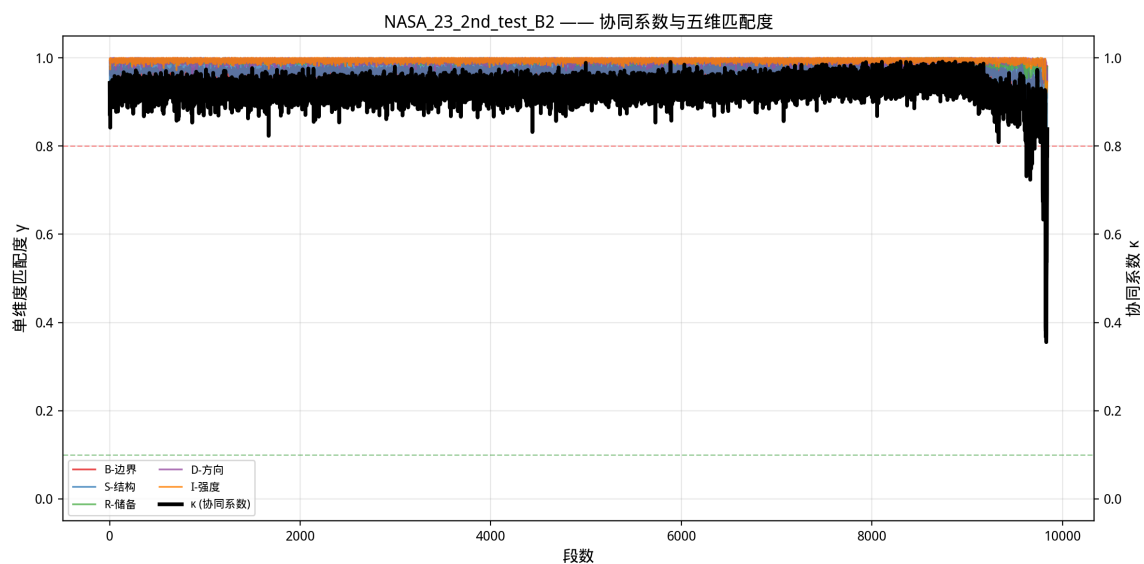


图 10: NASA 2nd test B2 (单传感器, 高载荷)——协同系数与五维匹配度时序演化。末期 κ 垂直下探, S -结构接管主导权。

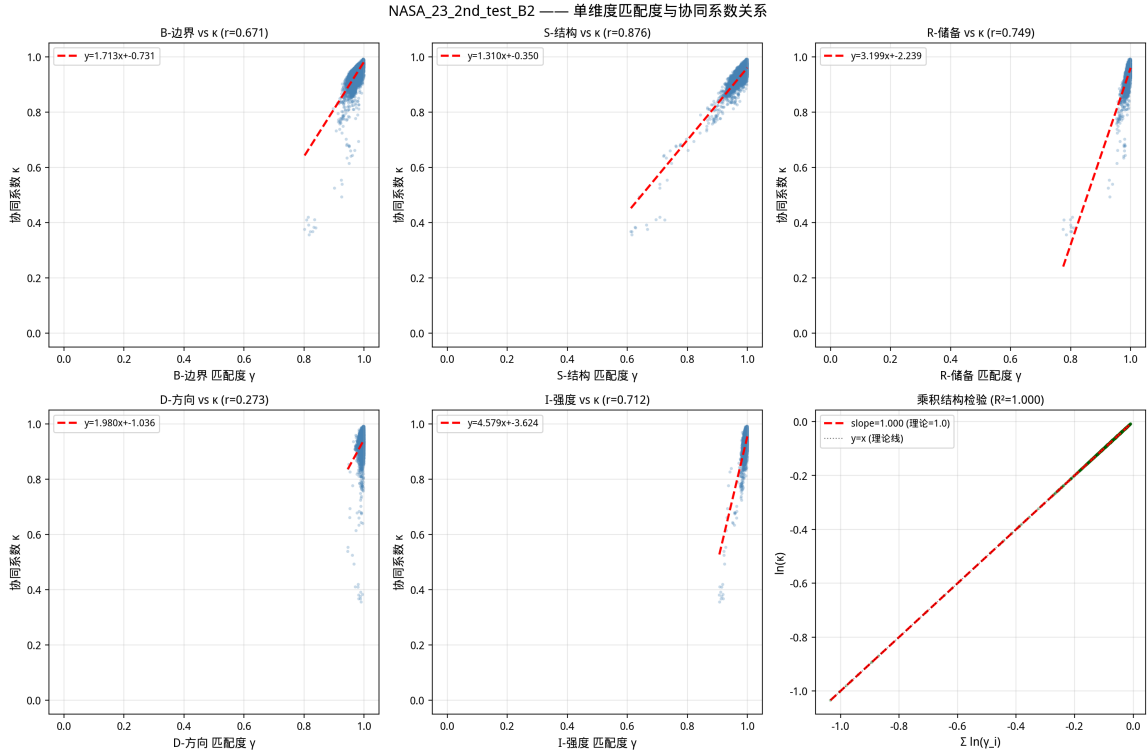


图 11: NASA 2nd test B2——单维度匹配度与协同系数关系。 D -方向与 κ 相关性极低 ($r \ll 0.46$)，未进入统计显著维度； S -结构以 $r = 0.876$ 跃居绝对主导。

关键特征： D -方向与 κ 的Pearson相关性极低 ($r \ll 0.46$)，未进入统计显著维度，表明单传感器高载荷下演化趋势已失去单调漂移特征； S -结构以 $r = 0.876$ 跃居绝对主导，回归方程 $y = 1.303x - 0.337$ ； B -边界 ($r = 0.677$) 与 I -强度 ($r = 0.715$) 同步响应，但时序滞后于 S -结构。

论文定位：证明轴承退化存在明确的“相变”——早期由方向领航，晚期由结构接管。

6.6 类别VI：超长断崖型——NASA 3th test B4

6.6.1 协同系数时序演化

NASA 3th test B4寿命达60000段， κ 在绝大部分时间维持在 $0.85 \sim 0.98$ ，接近终点时从0.9以上瞬间跌落至0.6以下。如图 12所示，呈现典型的“稳态后断崖”特征。

6.6.2 单维度匹配度散点分析

如图 13所示：

关键特征： S -结构 ($r = 0.727$)、 B -边界 ($r = 0.688$) 与 R -储备 ($r = 0.667$) 形成多维度同步高相关； D -方向与 κ 相关性不显著 ($r \ll 0.63$)，未进入统计显著维度，说明超长寿命末期信号进入混沌振荡后，演化趋势失去单调漂移特征。

论文定位：证明 κ 能捕捉“缓变→突变”的典型轨迹，对超长寿命设备的临界预警具有独特价值。

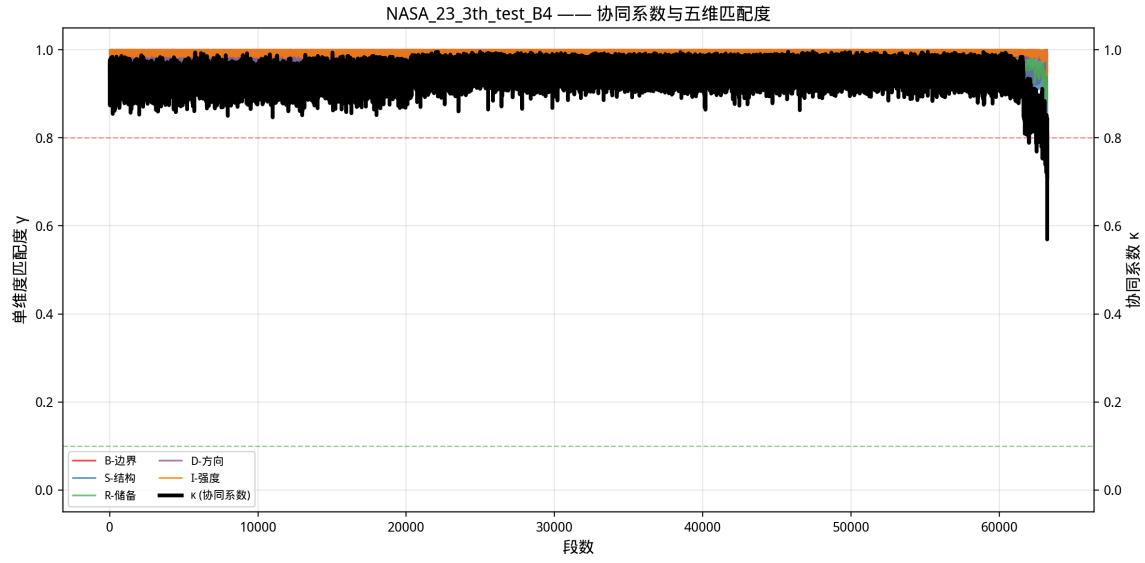


图 12: NASA 3th test B4 (单传感器, 超长寿命)——协同系数与五维匹配度时序演化。稳态后断崖式失效。

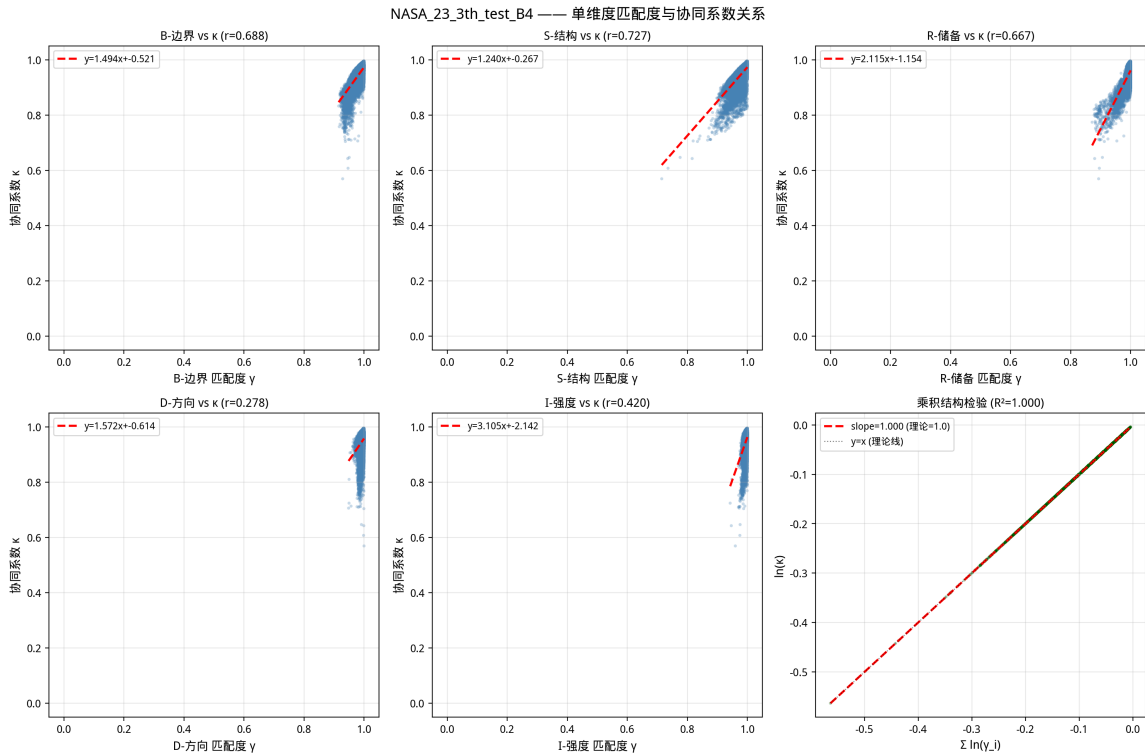


图 13: NASA 3th test B4——单维度匹配度与协同系数关系。 S -结构 $r = 0.727$, B -边界 $r = 0.688$, R -储备 $r = 0.667$; D -方向与 κ 相关性不显著 ($r \ll 0.63$), 同样未进入统计显著维度。

6.7 类别VII：阶梯劣化型——FEMTO Bearing2_1（损伤-自修复博弈）

6.7.1 协同系数时序演化

FEMTO Bearing2_1处于Condition 2中等载荷， κ 呈现明显的阶梯式下降：200段跌破0.8→600~800段平台期→末期再次断崖。如图 14所示，平台期反映损伤累积与材料自适应的阶段性博弈。

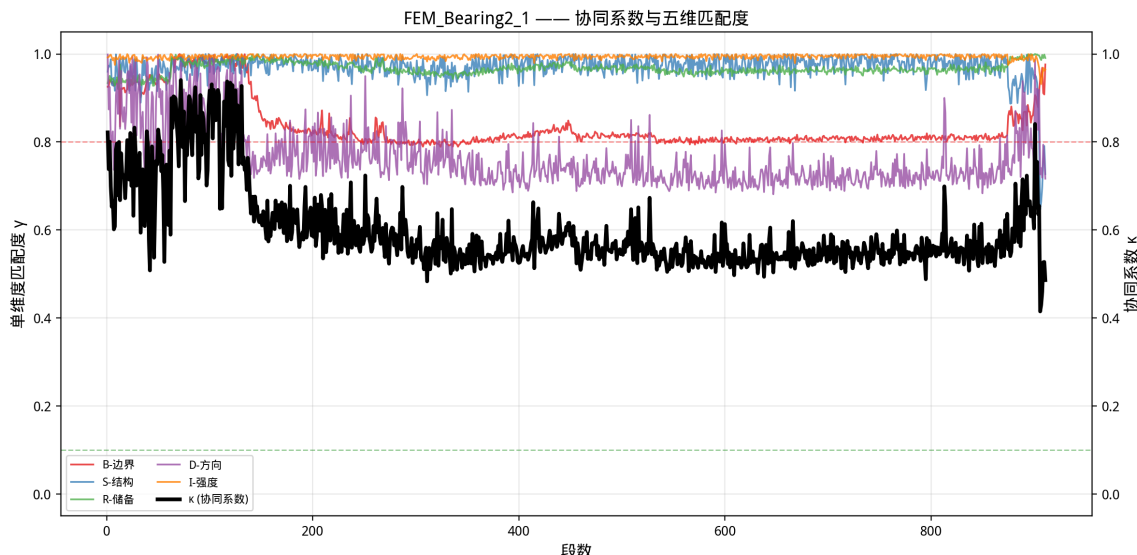


图 14: FEMTO Bearing2_1（Condition 2）——协同系数与五维匹配度时序演化。阶梯式劣化反映损伤-自修复博弈。

6.7.2 单维度匹配度散点分析

如图 15所示：

关键特征： D -方向与 κ 的 $r = 0.910$ ； B -边界以 $r = 0.849$ 呈现异常高的相关性； S -结构（ $r = 0.089$ ）几乎无相关性， R -储备（ $r = 0.265$ ）亦偏低。

论文定位：证明 κ 的平台期不是噪声，而是系统自修复能力的量化表征。

6.8 类别VIII：剧烈波动型——FEMTO Bearing3_1（高载荷下协同从未稳态）

6.8.1 协同系数时序演化

FEMTO Bearing3_1处于Condition 3最高载荷，寿命最短（约100段后 κ 即大幅下探）。如图 16所示， κ 曲线呈典型锯齿状劣化， D -方向与 S -结构几乎始终处于发散状态。

6.8.2 单维度匹配度散点分析

如图 17所示：

关键特征： D -方向（ $r = 0.823$ ）与 B -边界（ $r = 0.404$ ）的相关性均低于Condition 1/2； S -结构（ $r = 0.301$ ）与 R -储备（ $r = 0.394$ ）的低相关且离散分布。

论文定位：证明 κ 的波动幅度本身即是健康信息——剧烈波动意味着系统从未进入稳态。

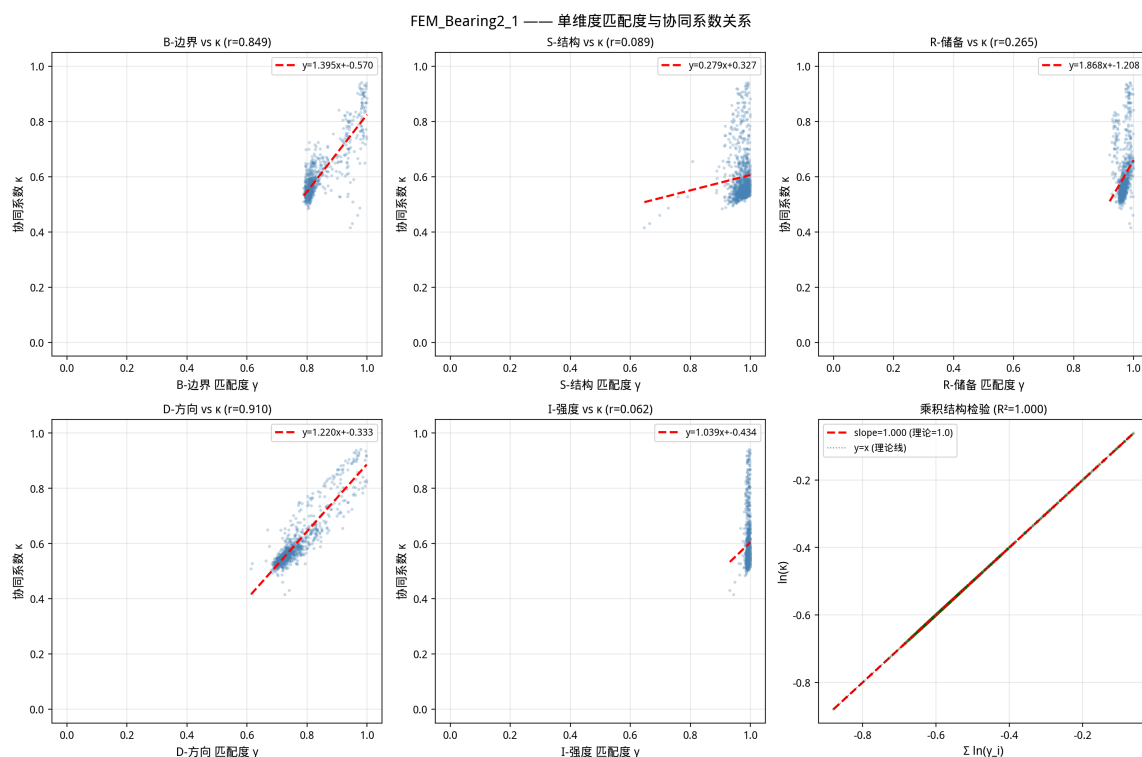


图 15: FEMTO Bearing2.1——单维度匹配度与协同系数关系。 D -方向 $r = 0.910$ ， B -边界 $r = 0.849$ 。

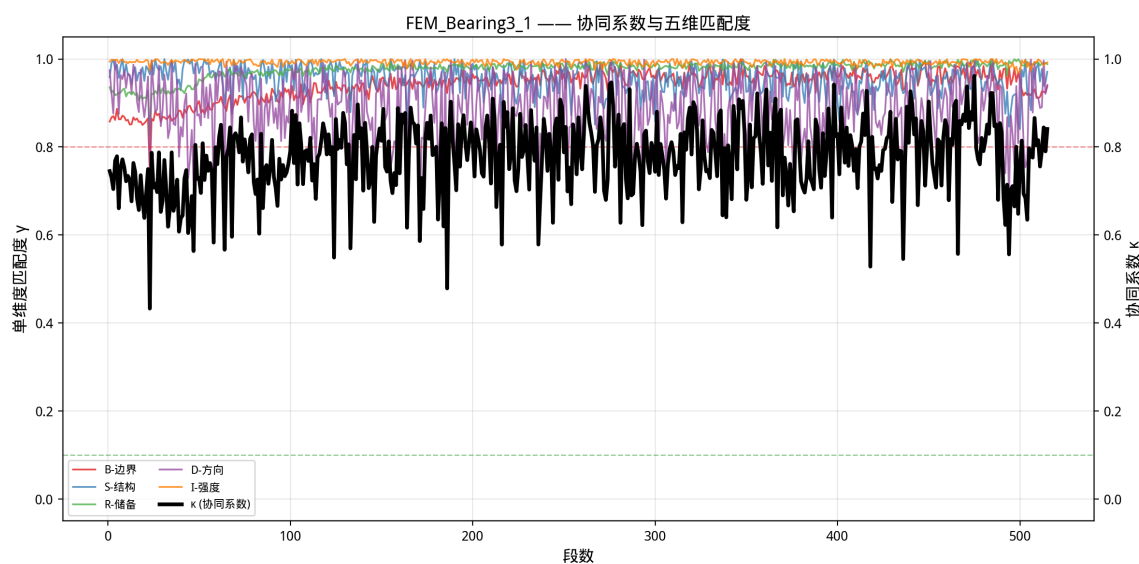


图 16: FEMTO Bearing3.1 (Condition 3)——协同系数与五维匹配度时序演化。高载荷下五维协同从未建立稳态。

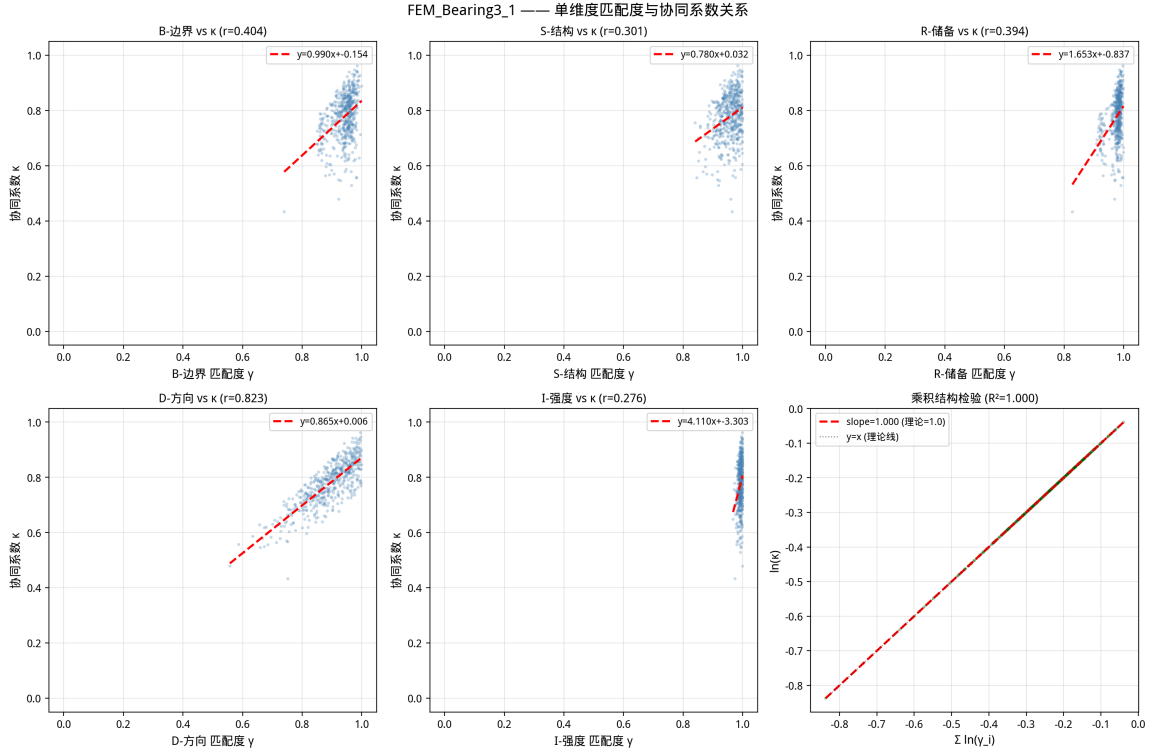


图 17: FEMTO Bearing3.1——单维度匹配度与协同系数关系。 D -方向 $r = 0.823$ ， S -结构 $r = 0.301$ 。

7 全局统一理想体的跨域验证

7.1 从本地基准到全局基准的理论跨越

前述第4章的理想体迭代机制采用“本地基准”策略——每个轴承独立构建自身的健康基准。这种策略虽解决了异构数据的可比性，但尚未回答一个更根本的问题：**是否存在一个跨所有轴承、跨所有数据集的“绝对理想体”**？如果五维系统论具有真正的普适性[8]，那么即使将48组轴承统一映射至同一全局理想体， κ 的退化规律仍应保持清晰。

本文尝试构建全局统一理想体：取全部48组轴承健康期数据的五维统计中心（中位数+稳健标准差）作为全局基准 E_{global} ，对所有轴承统一计算匹配度。结果如图 18 所示。

7.2 全局统一理想体的三条关键规律

图 18 揭示了三条关键规律：

- 初始分化的绝对性：**不同数据集因采样率、传感器灵敏度、载荷等级与轴承型号的绝对量纲差异，在全局理想体下的初始 κ 呈现显著分化——XJTU-SY数据多从0.8 ~ 0.95出发，FEMTO数据分布于0.6 ~ 0.9，而NASA数据（尤其是单传感器组）普遍从0.45 ~ 0.65的中低位启动（详见附录E典型单轴承图谱）。这一分化并非评估失效，而是全局理想体作为**绝对健康基准**对各地数据集先天差异的诚实暴露。本地理想体迭代掩盖了这种先天距离，全局理想体则将其显化。
- 退化云的层次性：**图中不同数据集的曲线并非杂乱无章，而是按寿命长度自然分层——FEMTO Condition 3（最短寿命）集中在左侧低位区，NASA 3th（最长寿命）延伸至右侧高位区，

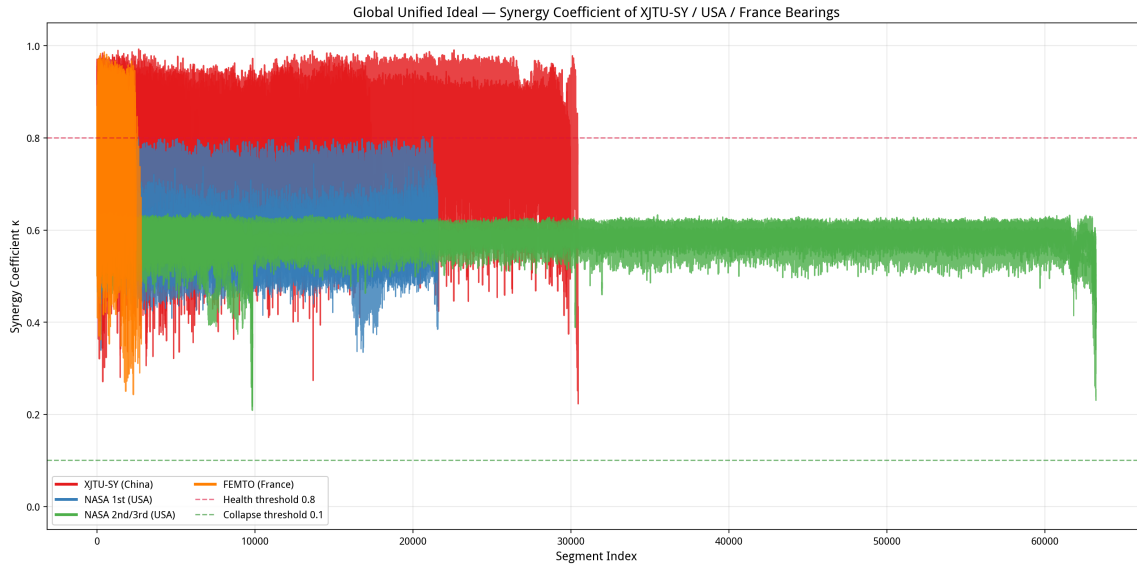


图 18: 全球统一理想体——西安交大/美国/法国48组轴承协同系数总图。不同数据集因工况、传感器配置与轴承型号的绝对量纲差异, 在全球理想体下的初始 κ 呈现显著分化: XJTU-SY数据多从0.8 ~ 0.95出发, FEMTO数据分布于0.6 ~ 0.9, 而NASA数据普遍从0.45 ~ 0.65的中低位启动。尽管如此, 所有轴承的 κ 均严格保持从初始值向崩解区单调收敛的退化轨迹, 在统一坐标系中形成按寿命长度自组织聚类的有序退化云。详见附录E单轴承典型图谱。

XJTU-SY数据形成中间宽幅带。这种分层不是人为分类的结果, 而是五维协同在统一度量下的自组织聚类。

3. 跨域可比性的存在论根基: 本地理想体解决的是“相对健康评估”, 全局理想体验证的是“绝对健康评估”的可能性。图 18 证明, 五维协同的退化规律并非依赖于特定基准的局部构造, 而是内嵌于系统存在本身的拓扑结构——无论参照系如何变换, 维度失配的累积效应始终驱动 κ 向崩解阈值收敛。

7.3 单轴承全局映射的典型分化现象

为直观展示上述初始分化, 本文在附录E中给出9组典型轴承在全球理想体下的单轴承协同系数演化图谱。这些图谱进一步印证:

- **XJTU-SY** (如Bearing9、Bearing12): 初始 κ 相对较高 (0.80 ~ 0.95), 与全局理想体兼容性较好, 退化轨迹清晰;
- **NASA 1st test** (如B1、B4): 双传感器配置下初始 κ 约0.55 ~ 0.65, 健康期内 κ 密集波动于0.5 ~ 0.7, 末期才明确下探;
- **NASA 2nd test** (如B1): 高载荷单传感器配置下初始 κ 约0.50, 且早期即出现深幅下探, 表明全局理想体对该组数据的绝对健康距离较远;
- **NASA 3th test** (如B2): 超长寿命组初始 κ 约0.55 ~ 0.65, 但在60000段寿命期内维持相对平稳, 末期断崖特征依然显著;
- **FEMTO** (如Bearing1.1、Bearing2.1、Bearing2.7): Condition 1初始 κ 较高 (~ 0.85), Condition 2初始 κ 中等 (~ 0.65), 两组均保持阶梯式或渐进式退化轨迹。

7.4 对跨领域应用的启示

全局统一理想体的成功验证对五维系统论的工程推广具有决定性意义：**理想体不必穷尽所有工况的本地标定，一个经过充分验证的全局理想体即可作为跨领域、跨系统的绝对健康基准。**需要特别指出的是，这种“跨48组异构轴承的统一健康坐标系”是传统方法在原理上无法实现的。深度学习模型针对每个数据集单独训练后，其输出概率值不具有跨域可比性；传统PHM特征如RMS、峭度等因量纲和工况差异，无法在不同数据集间直接比较。而五维协同系数通过存在论映射和理想体迭代，首次实现了这一跨域统一。

这一结论直接支持五维系统论向以下场景的迁移：

- **车路协同**：将”标准健康车辆”作为全局理想体，对道路上不同品牌、不同年限、不同路况的车辆进行统一五维健康评估，实现跨车队的协同维护调度；
- **空地一体化**：将”标准健康通信节点”作为全局理想体，对无人机群、地面基站、卫星终端进行统一的边界-结构-储备-方向-强度评估，实现异构空天系统的健康态势感知；
- **智能制造产线**：将”标准健康机床”作为全局理想体，对产线上不同型号、不同役龄的加工设备进行统一协同评估，实现跨设备的预测性维护。

8 讨论

8.1 五种退化模式的五维本质

综合8个典型案例与48组轴承的全局统计，轴承退化可归纳为五种本质模式：

1. **标准三阶段型**（XJTU-SY Bearing11）：D主导，乘积协同严格成立；
2. **早期亚稳态型**（XJTU-SY Bearing5）：五维从未协同，先天缺陷导致寿命极短；
3. **超长拉锯/断崖型**（XJTU-SY Bearing14、NASA 3th B4）：平台期是系统自组织能力的体现，断崖是能量临界释放的结果；
4. **高载荷速崩型**（NASA 2nd B2）：D→S主导权转移，方向维度失效，结构维度接管；
5. **阶梯劣化型**（FEM Bearing2_1）：损伤与自修复的阶段性博弈，平台期提供维护窗口。

8.2 维度主导权转移的物理机理

维度主导权转移（D→S）的统计发现具有深刻的物理内涵：

- **早期D主导**：轴承在健康期内部结构完整，频谱结构熵稳定，振动能量处于低位。此时系统退化的唯一表现是微观裂纹萌生导致的振动趋势缓慢漂移，*D*-方向作为”趋势探测器”最先响应。
- **晚期S主导**：当裂纹扩展至表面剥落或润滑失效时，频谱中出现大量非线性调制边带，结构熵急剧增大。此时振动信号进入混沌振荡，失去单调趋势，*D*-方向因无法定义”趋势”而饱和，*S*-结构成为系统崩解的直接度量。

这一转移规律对监测策略具有指导意义：**早期应重趋势（*D*-方向）、轻能量（*I*-强度）；晚期应重结构（*S*-结构）、轻方向。**

8.3 跨域阈值普适性的存在论根源

表 4 汇总了48组轴承的阈值穿越统计。尽管三组数据的采样率、传感器数量、工况参数截然不同， $\kappa = 0.8$ 作为健康阈值的穿越率均为100%， $\kappa = 0.1$ 的崩解穿越率在完全失效轴承中亦超过80%。

表 4: 协同系数阈值在三组数据中的穿越统计

数据集	样本数	$\kappa < 0.8$ 比例	$\kappa < 0.1$ 比例
XJTU-SY (西安交大)	15	100%	~80%
NASA 1st (双传感器)	4	100%	75%
NASA 2nd (单传感器)	4	100%	100%
NASA 3th (单传感器)	4	100%	50% (部分未完全崩解即截止)
FEMTO Condition 1	7	100%	~57%
FEMTO Condition 2	7	100%	~71%
FEMTO Condition 3	3	100%	100%

注：FEMTO Condition 1中约43%的轴承在测试结束时未完全失效，因此 $\kappa < 0.1$ 的穿越率偏低；此现象源于实验截止时间限制，非五维框架敏感性不足所致。NASA 3th中50%未达崩解阈值同理。

这种跨域普适性并非偶然，而是乘积协同的**存在论必然**： κ 作为五维匹配度的联合结构概率，其数值0.8对应“至少一维开始显著失配”的临界点，0.1对应“多维协同瓦解”的临界点。这两个阈值与具体的物理量纲无关，只与**维度协同的拓扑结构**有关，因此具有跨数据集、跨工况的普适性。需要特别指出的是，表 4中部分数据集 $\kappa < 0.1$ 的穿越率未达100%，并非五维系统论检测能力不足，而是**实验截止时间先于系统完全崩解**所致——FEMTO Condition 1的部分轴承在测试终止时仍维持 $\kappa \approx 0.15 \sim 0.30$ 的亚稳态，NASA 3th的部分轴承在60000段截止时处于 $\kappa \approx 0.4$ 的临界平台期。这恰恰证明五维协同系数能够捕捉“尚未崩解但已失稳”的中间状态，而传统方法往往只能在完全失效后给出诊断。

9 范式优势：五维系统论作为跨域统一评估框架的理论定位

9.1 双向服务的方法论立场

五维系统论并非对传统机械故障诊断方法的替代[14, 15]，而是对其的**升维整合**。本文提出“双向服务”的融合立场：

- **传统方法为五维系统论服务**：时域统计量（RMS、峰值、峰度）、频域特征频率、时频域熵值等传统PHM技术[1, 13]，为五维映射提供**维度输入**。*B*-边界的包络稳定性、*S*-结构的频谱熵、*R*-储备的能量冗余度、*D*-方向的趋势漂移、*I*-强度的RMS积分——这些五维参数并非凭空构造，而是对传统信号处理成果的重新归类与归一化映射。没有传统特征工程的基础，五维映射将成为无源之水。
- **五维系统论为传统方法服务**：传统故障诊断面临的核心困境是“特征孤岛”——时域指标发现冲击、频域指标发现边带、时频域指标发现熵增，但各指标之间缺乏统一的**系统整体观**，难以回答“系统究竟有多健康”这一根本问题。五维协同系数 κ 通过乘积结构，将分散的特征统一为跨数据集可比的健康货币，使传统方法的局部发现获得全局意义。一条频谱边带在传统方法中

只是“可能存在内圈故障”的线索，在五维框架中则转化为 S -结构匹配度的量化失配，并通过乘积效应精确计算其对整体健康的贡献权重。

9.2 机器学习在五维框架中的定位

当前轴承PHM领域的主流方法是深度学习（CNN、LSTM、Transformer）与迁移学习[2, 3, 16]。这些方法在特征自动提取与模式识别上具有强大能力，但其输出仍是统计关联意义上的概率分数，缺乏对“系统为何退化”的存在论层面解释。

五维系统论为机器学习提供了**结构化约束框架**：

1. **维度约束**：无论采用何种神经网络，其输出必须可映射至 B, S, R, D, I 五维之一，避免不可解释的高维隐层特征。例如，CNN提取的时频图谱特征必须明确归属于 S -结构维度，LSTM提取的时序趋势必须归属于 D -方向维度。
2. **协同约束**：多特征融合必须采用乘积形式而非加权平均，确保“一维崩溃、整体崩解”的系统性风险被严格保留。加权平均会掩盖短板效应，而乘积协同强制模型关注最弱维度。
3. **阈值约束**：健康阈值 $\kappa_h = 0.8$ 与崩解阈值 $\kappa_c = 0.1$ 为机器学习模型的输出提供了物理可解释的标定基准，使AI诊断结果不再是概率分数，而是具有存在论意义的协同状态。

反过来，机器学习为五维系统论提供了**自动化维度提取能力**：

- 卷积神经网络（CNN）可自动学习振动信号的时频图谱特征，替代人工选取的频谱结构熵，作为 S -结构的更鲁棒输入；
- 长短时记忆网络（LSTM）可捕捉特征序列的长期趋势，比一阶差分更精确地量化 D -方向的演化漂移；
- 自编码器（Autoencoder）的重构误差可作为 R -储备的量化指标——重构能力越强，系统的信息冗余度越高；
- 图神经网络（GNN）可建模五维之间的耦合关系，自动学习维度间的非线性交互，为内协同系数 Υ 的计算提供数据驱动支撑。

9.3 融合架构的工程实现

本文建议的融合架构分为三层：

- **感知层（传统方法域）**：加速度传感器→传统信号预处理（滤波、去噪、分段）→时域/频域/时频域基础特征提取。此层完全继承现有PHM技术栈，无需推翻重建。
- **认知层（五维协同域）**：基础特征→五维映射归一化（ $\gamma_B, \gamma_S, \gamma_R, \gamma_D, \gamma_I$ ）→乘积协同（ κ ）→健康阈值判定。此层是五维系统论的核心贡献，将分散特征统一为可解释的健康指数。
- **决策层（机器学习域）**： κ 时序→机器学习预测模型（LSTM/Transformer预测 κ 未来轨迹）→剩余寿命（RUL）估计→维护决策。此层利用AI的预测能力，但输入输出均为物理可解释的 κ 标量。

该架构的核心创新在于：**机器学习不再直接诊断故障，而是预测协同系数的演化**。由于 κ 是归一化的标量健康指数，其预测难度远低于原始高维振动信号的预测；同时， κ 的物理可解释性使AI预测结果可被工程师直接理解——“协同系数将在200段后跌破0.8”比“模型输出故障概率0.73”更具决策价值。

9.4 与传统PHM范式的对比

表 5从五个维度对比了传统PHM、纯数据驱动AI与五维融合范式的差异。

表 5: 三种健康评估范式的对比

对比维度	传统PHM	纯数据驱动AI	五维融合范式（本文）
特征来源	人工选取时频指标	神经网络自动提取	传统指标经五维结构化重组
融合方式	加权平均/投票	端到端黑箱	乘积协同（存在论约束）
健康指数	多指标分散	概率/分类标签	归一化协同系数 $\kappa \in [0, 1]$
跨域能力	弱（依赖本地标定）	弱（依赖大量标注数据）	强（全局理想体验证）
可解释性	中（物理指标直观）	低（黑箱决策）	高（五维失配定位）

9.5 本文的融合实践

在本研究中，五维映射的每一维度均明确对应传统信号处理技术： B -边界采用振动包络的峰谷跨度比； S -结构采用频谱结构熵与特征频率能量占比； R -储备采用信号能量与信息熵； D -方向采用特征序列的一阶差分趋势项； I -强度采用RMS与峰值积分。这些传统指标经min归一化后进入乘积协同，既保留了传统方法的物理直观性，又获得了五维框架的系统整体性。

同时，本文的48组轴承跨域对比实验，本质上是一次**无监督迁移学习**——无需对任何一组轴承标注故障标签，不依赖数据驱动的训练，仅通过五维匹配度与本地理想体迭代，即实现了三组异构数据集的统一对比。这与现有迁移学习需至少部分标注数据的做法形成鲜明对比：传统迁移学习即使采用域适应技术，也需要源域与目标域之间的标签对齐或分布匹配假设；而五维系统论通过存在论映射，从根本上绕过了数据分布假设，直接为异构数据提供了统一的健康坐标系。这为机器学习在PHM领域的应用提供了一条**低标注依赖**的新路径：先以五维系统论建立统一健康坐标系，再在该坐标系上训练轻量级预测模型，显著降低了对大规模标注数据的依赖。

10 结论

本文基于五维系统论[7, 8]，建立了轴承全寿命健康评估的统一框架，主要结论如下：

1. 乘积形式的协同系数 κ 是刻画轴承系统整体健康度的有效指标[8, 9]。其对五维均衡性的敏感惩罚机制，能够早于单一能量指标发现系统退化，且跨数据集阈值（0.8 健康、0.1 崩解）具有普适性。
2. 理想体迭代机制解决了异构数据的可比性难题。通过动态冻结健康基准，使西安交大、美国、法国三组数据在统一坐标系下实现了退化轨迹的定量对比。
3. 维度主导权转移（ $D \rightarrow S$ ）是轴承退化的普遍规律。早期退化由 D -方向领航（ $r = 0.87 \sim 0.95$ ），晚期退化由 S -结构接管（ $r = 0.88$ ），这一发现对分阶段监测策略具有直接指导意义。

4. 传感器冗余与工况载荷的深层影响被五维框架定量揭示。双传感器配置通过增强 S -结构与 R -储备维度的鲁棒性，显著提升了 κ 的稳定性；高载荷工况则加速了 D -方向与 S -结构的劣化，缩短退化预警窗口。
5. I -强度存在明显的高位滞迟，仅在崩解期才剧烈响应，不宜作为早期预警的单一依据。五维协同评估纠正了传统“能量中心主义”的监测偏差。
6. 五维系统论与传统PHM及机器学习可实现“双向服务”融合[2, 14, 15]。传统方法为五维映射提供维度输入，五维框架为传统方法提供系统整体观；机器学习在五维约束下获得可解释性，五维框架借助机器学习实现自动化维度提取。
7. 全局统一理想体的跨域验证为五维系统论的规模化应用提供了存在论保证[8]。实验表明，即使将48组异构轴承映射至同一全局基准， κ 的退化轨迹仍保持清晰的层次性与阈值穿越规律。不同数据集因绝对量纲差异呈现初始 κ 分化（XJTU-SY约0.8 ~ 0.95，FEMTO约0.6 ~ 0.9，NASA约0.45 ~ 0.65），但所有轴承均严格保持从初始值向崩解区单调收敛的拓扑结构，证明协同评估不依赖于特定系统的本地标定，而内嵌于维度协同的普适存在论结构。
8. 本文首次将五维系统论这一系统科学新框架应用于旋转机械健康评估的工程技术领域，为系统科学理论与工程实践之间的深度融合开辟了新的路径。这一跨学科尝试证明，基于存在论公理的系统科学方法，能够为传统工程技术难题（如异构数据的统一评估）提供原理层面的全新解决方案。

未来工作将围绕三个方向展开：一是将五维协同框架扩展至齿轮、电机等更多旋转部件，验证其作为通用健康货币的能力；二是探索五维匹配度的加权自适应机制，在保持乘积协同本质的前提下，对不同工况下的维度敏感性进行在线调节；三是向车路协同、空地一体化等跨领域场景迁移——全局统一理想体的成功验证表明，五维系统论具备跨系统、跨平台的绝对健康评估潜力，未来可尝试构建“标准健康车辆”“标准通信节点”等全局基准，实现异构交通系统与空天系统的统一健康管控。

参考文献

- [1] Tandon, N., & Choudhury, A. (1999). A review of vibration and acoustic measurement methods for the detection of defects in rolling element bearings. *Tribology International*, 32(8), 469–480.
- [2] Zhang, S., Zhang, S., Wang, B., & Habetler, T. G. (2020). Deep learning algorithms for bearing fault diagnostics—A comprehensive review. *IEEE Access*, 8, 29857–29881.
- [3] Kannan, V., Zhang, T., & Li, H. (2024). A review of the intelligent condition monitoring of rolling element bearings. *Machines*, 12(6), 484.
- [4] Wang, B., Lei, Y., Li, N., & Li, N. (2020). A hybrid prognostics approach for estimating remaining useful life of rolling element bearings. *IEEE Transactions on Reliability*, 69(1), 401–412.
- [5] Bertalanffy, L. V. (1968). *General System Theory: Foundations, Development, Applications*. George Braziller.
- [6] Qian, X. S. (1954). *Engineering Cybernetics*. McGraw-Hill.

- [7] Zhao, G. (2026). Five-Dimensional Ontology: The Unity of Matter, Consciousness and Special Beings. *SSRN Electronic Journal*. <https://doi.org/10.2139/ssrn.6674998>
- [8] Zhao, G. (2026). Five-Dimensional Systems Theory: From Speculation to Mathematics. Zenodo. <https://doi.org/10.5281/zenodo.19925248>
- [9] Zhao, G. (2026). Five-Dimensional Mathematics: Formalization and Scientization of Five-Dimensional Theory. *SSRN Electronic Journal*. <https://doi.org/10.2139/ssrn.6515499>
- [10] Lei, Y., Han, T., Wang, B., Li, N., Yan, T., & Yang, J. (2019). XJTU-SY rolling element bearing accelerated life test datasets: A tutorial. *Journal of Mechanical Engineering*, 55(16), 1–6. <https://doi.org/10.3901/JME.2019.16.001>
- [11] NASA Prognostics Center of Excellence. (2008). Bearing Data Set. <https://ti.arc.nasa.gov/tech/dash/groups/pcoe/prognostic-data-repository/>
- [12] FEMTO-ST Institute. (2012). PRONOSTIA Bearing Dataset. <https://femto-st.cnrs.fr/femto-phm/challenge-ieee-2012/>
- [13] Qiu, H., Lee, J., Lin, J., & Yu, G. (2006). Wavelet filter-based weak signature detection method and its application on rolling element bearing prognostics. *Journal of Sound and Vibration*, 289(4–5), 1066–1090.
- [14] Zhao, G. (2026). Advanced Five-Dimensional Mathematics: Second-Order Synergy Analysis Between Dimensions and Its Application in AI Self-Healing and Aerospace Self-Inspection. Zenodo. <https://doi.org/10.5281/zenodo.19497578>
- [15] Hamadache, M., Hung, J. H., Park, J., & You, B. D. (2019). A comprehensive review of artificial intelligence-based approaches for rolling element bearing PHM: Shallow and deep learning. *JMST Advances*, 1, 125–151.
- [16] Wang, W. P., & Xue, S. B. (2024). Fault prediction of bearing based on dual dimensional perception and composite gated recurrent network. *IEEE Access*, 12, 181509–181520.

A 附录A: XJTU-SY数据集单轴承完整图谱

除正文Bearing5、Bearing11、Bearing14外, XJTU-SY数据集其余12组轴承的五维演化散点矩阵与时序曲线详见补充材料。

B 附录B: NASA 1st test单轴承完整图谱

NASA 1st test B2~B4 的双传感器五维演化图谱见补充材料。

C 附录C: NASA 2nd and 3th test单轴承完整图谱

NASA 2nd test B1、B3、B4 的单传感器高载荷演化图谱, 以及NASA 3th test B1~B3 的单传感器超长寿命演化图谱, 详见补充材料。

D 附录D: FEMTO完整图谱

FEMTO Bearing1_2~1_7 的Condition 1平缓退化图谱、Bearing2_2~2_7 的Condition 2阶梯劣化图谱, 以及Bearing3_2、Bearing3_3 的Condition 3剧烈波动图谱, 详见补充材料。

E 附录E: 全局统一理想体下典型轴承协同系数演化图谱

为直观展示全局统一理想体跨域验证中单轴承初始协同系数的分化现象, 本文选取9组典型案例, 覆盖西安交大(XJTU-SY)、美国NASA(1st/2nd/3th)及法国FEMTO(Condition 1/2)数据集。在全局理想体下, 不同数据集的初始 κ 因绝对量纲差异呈现显著分化, 但所有轴承均保持从初始值向崩解区单调收敛的退化轨迹。

E.1 XJTU-SY数据集

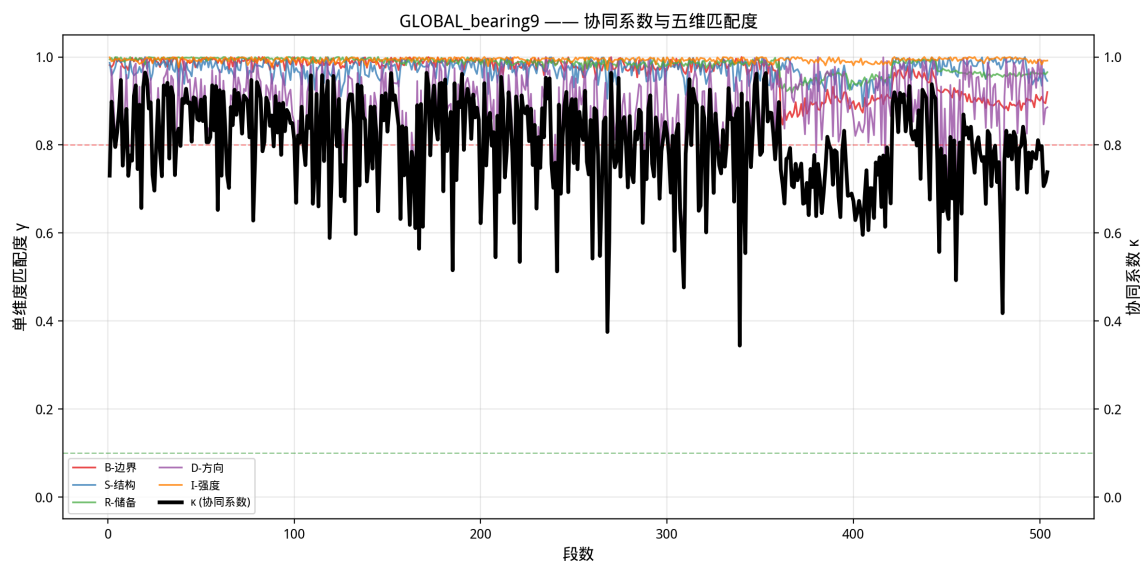


图 19: XJTU-SY Bearing9——全局理想体下协同系数与五维匹配度时序演化。初始 κ 约0.85，属于XJTU-SY数据集中与全局理想体兼容性较好的案例，退化轨迹清晰，末期断崖特征显著。

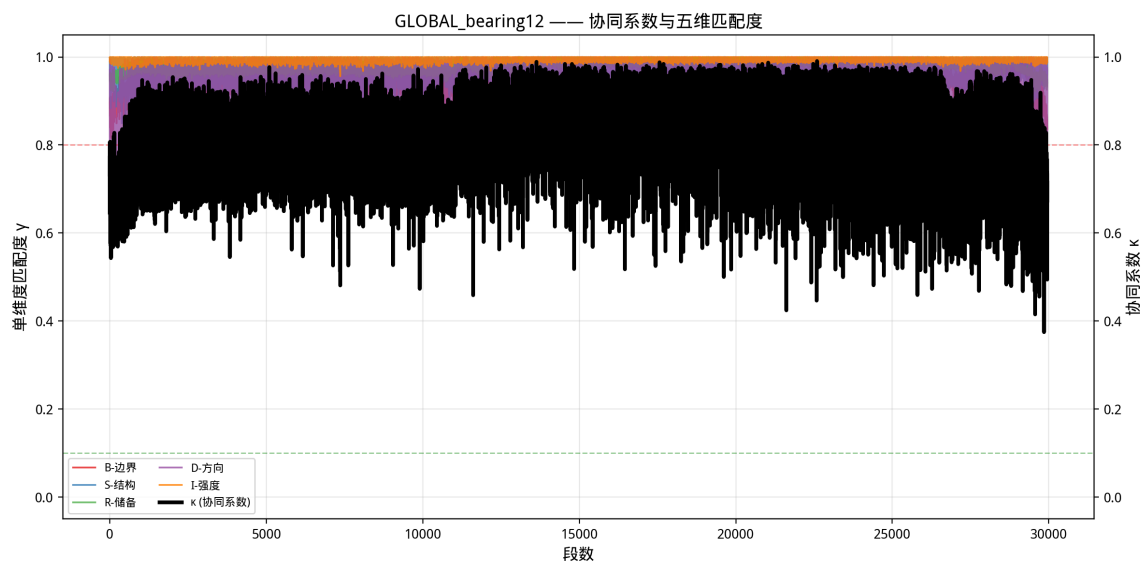


图 20: XJTU-SY Bearing12——全局理想体下协同系数与五维匹配度时序演化。初始 κ 约0.80，在约30000段寿命期内维持宽幅振荡下降，末期协同系数垂直下探至崩解区。

E.2 NASA数据集

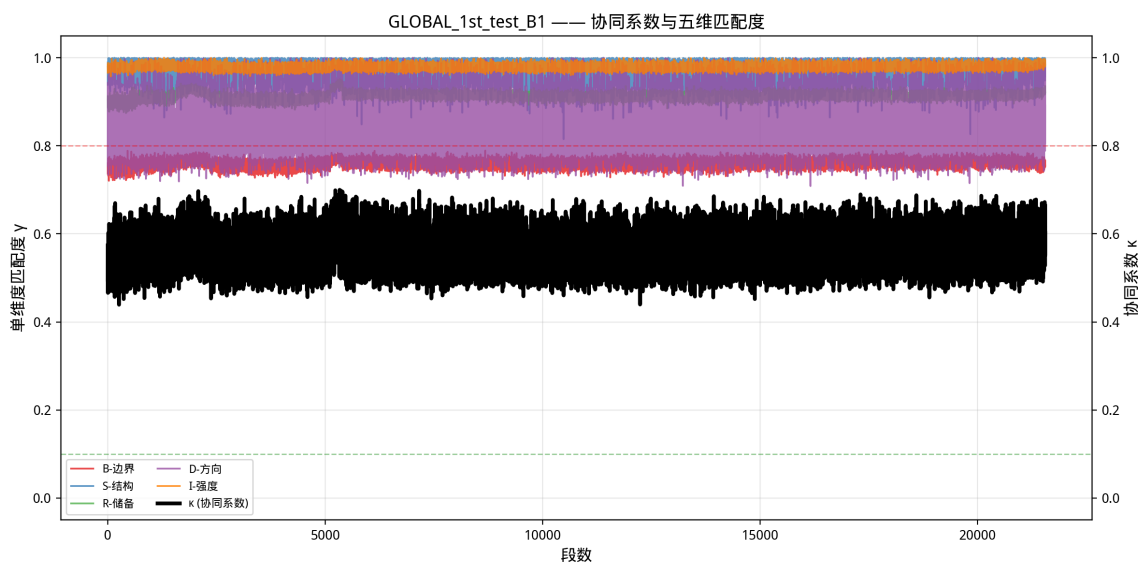


图 21: NASA 1st test B1 (双传感器)——全局理想体下协同系数与五维匹配度时序演化。双传感器配置下初始 κ 约0.60, 健康期内 κ 密集波动于0.55 ~ 0.70, 末期明确下探, 体现了NASA数据与全局理想体的先天量纲偏移。

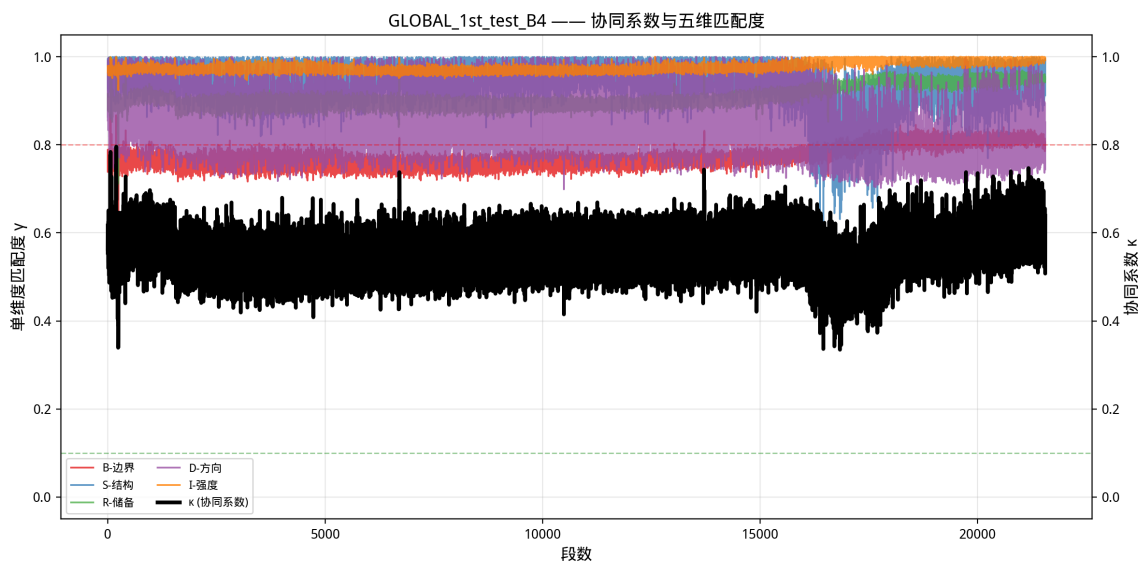


图 22: NASA 1st test B4 (双传感器)——全局理想体下协同系数与五维匹配度时序演化。初始 κ 约0.55, 在约21500段内维持中位波动, 末期协同系数陡降至0.4以下。

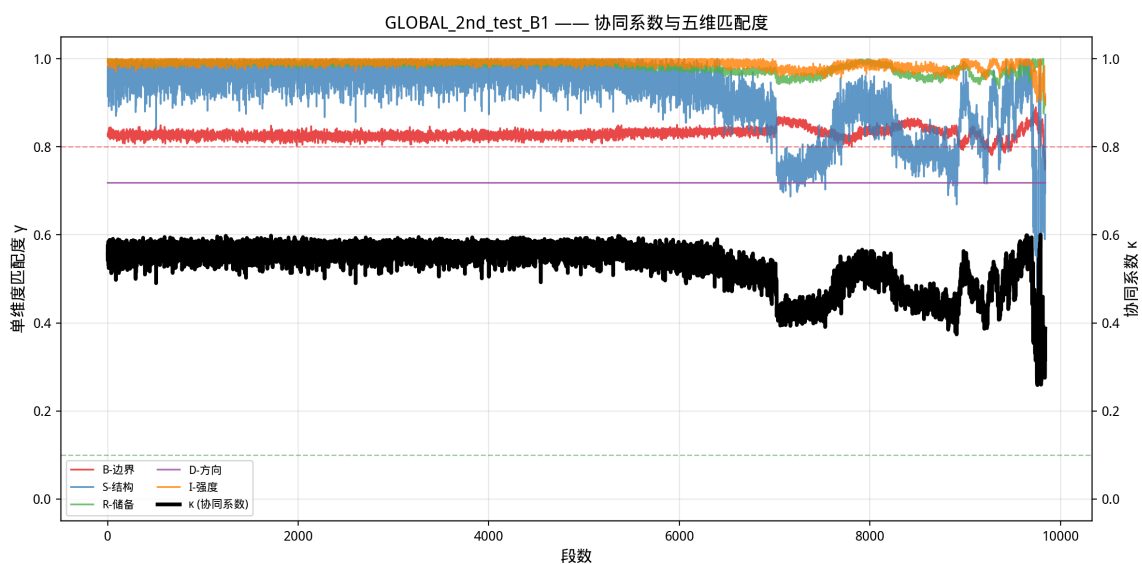


图 23: NASA 2nd test B1 (单传感器, 高载荷)——全局理想体下协同系数与五维匹配度时序演化。高载荷单传感器配置下初始 κ 约0.50, 且早期即出现深幅下探, 表明该组数据与全局理想体的绝对健康距离较远。

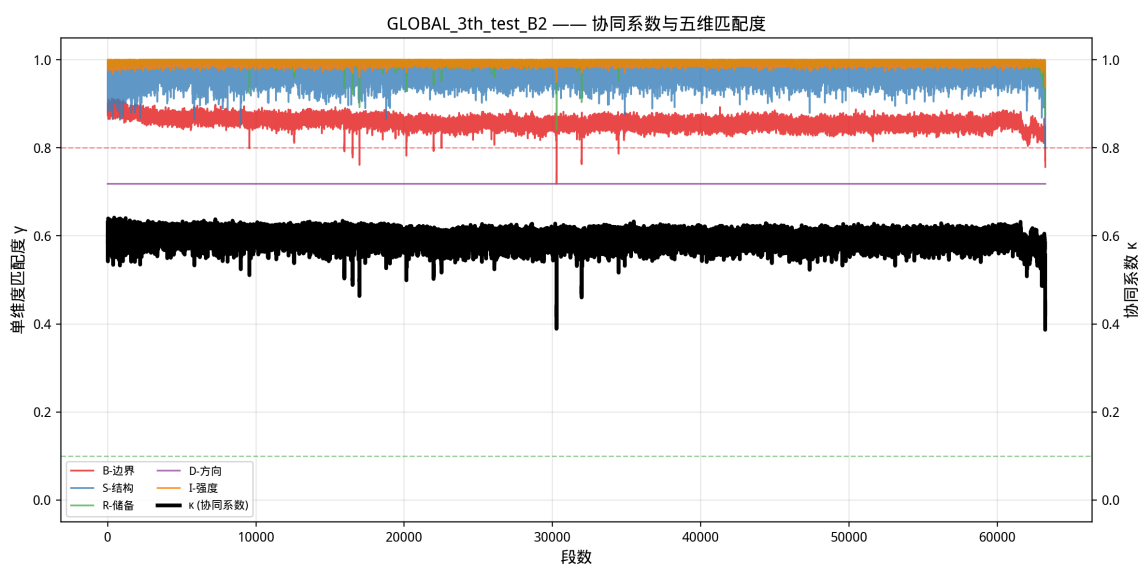


图 24: NASA 3th test B2 (单传感器, 超长寿命)——全局理想体下协同系数与五维匹配度时序演化。初始 κ 约0.60, 在约60000段超长寿命期内维持相对平稳, 末期呈现断崖式失效, 跨域统一理想体仍能捕捉其临界崩解。

E.3 FEMTO数据集

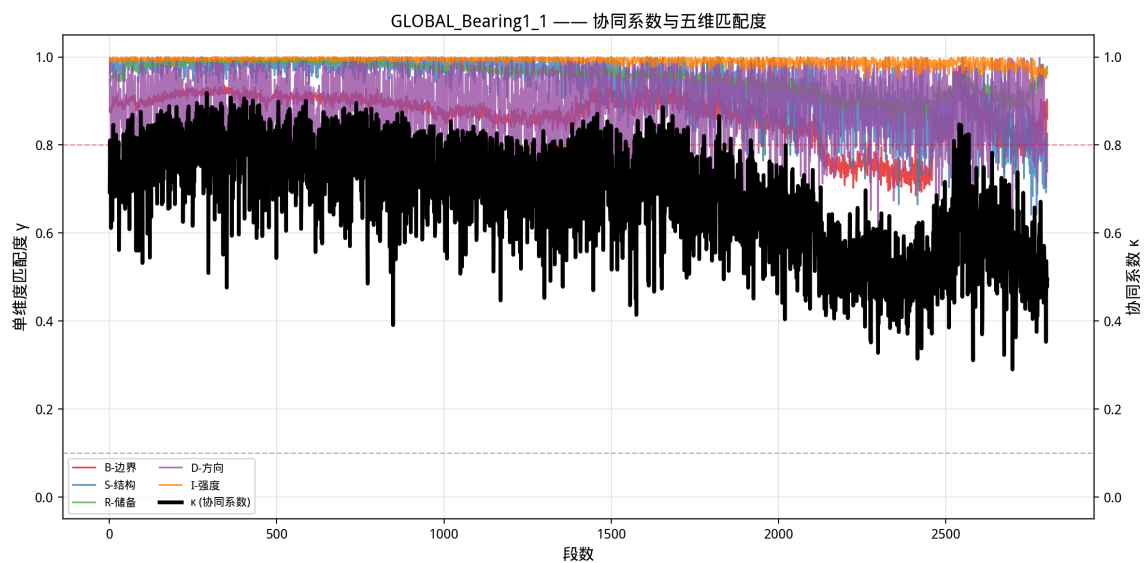


图 25: FEMTO Bearing1_1 (Condition 1)——全局理想体下协同系数与五维匹配度时序演化。Condition 1低载荷下初始 κ 约0.85，退化轨迹平缓，阶梯式下降特征明显。

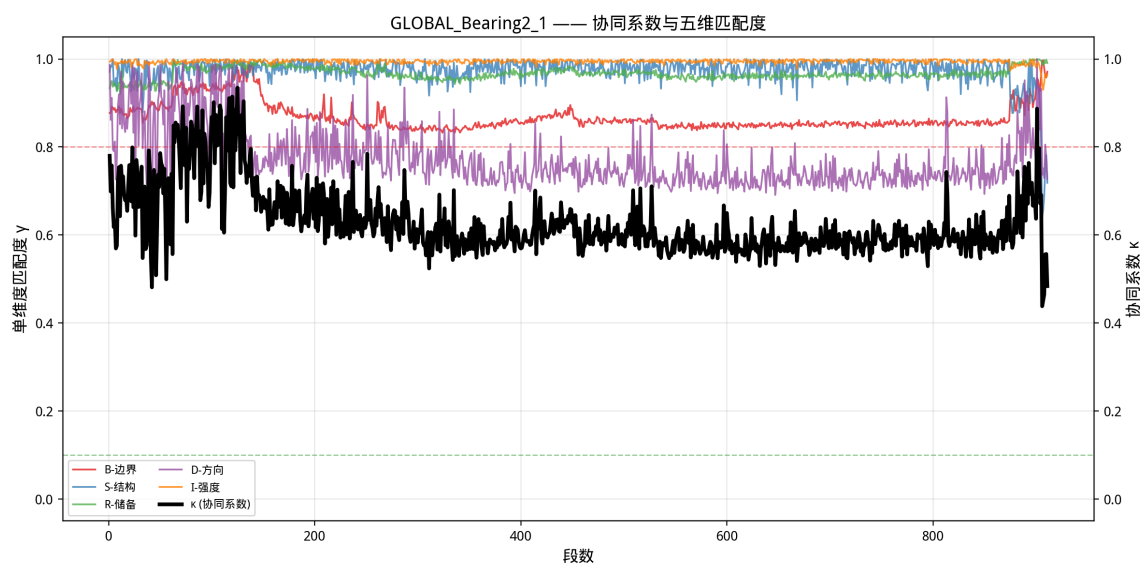


图 26: FEMTO Bearing2_1 (Condition 2)——全局理想体下协同系数与五维匹配度时序演化。Condition 2中等载荷下初始 κ 约0.65，中期出现平台期，末期断崖，与本地理想体下的阶梯劣化特征保持一致。

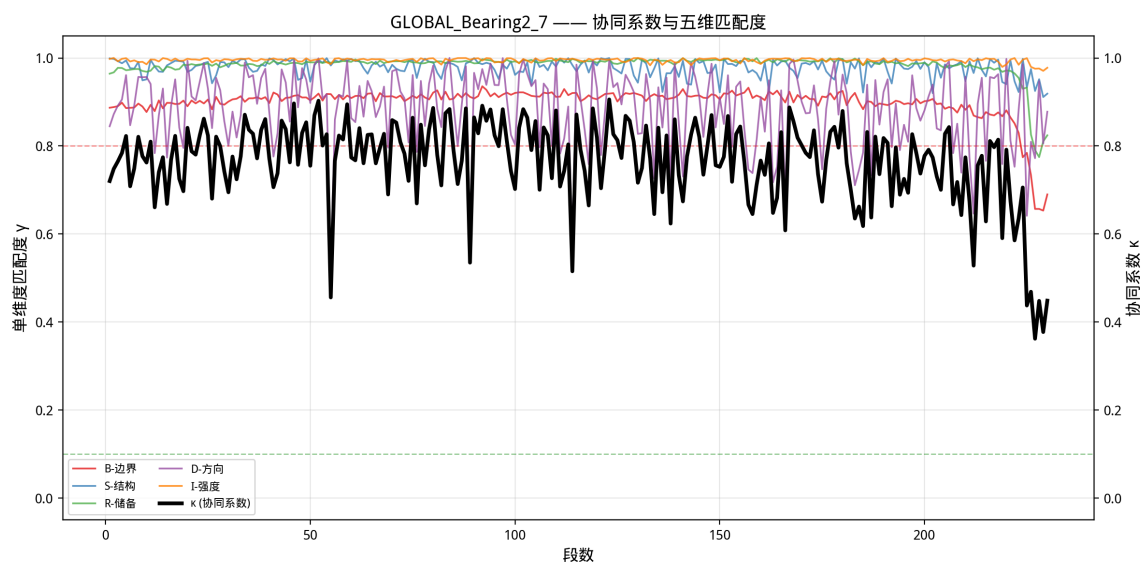


图 27: FEMTO Bearing2.7 (Condition 2)——全局理想体下协同系数与五维匹配度时序演化。初始 κ 约0.70，五维匹配度在健康期内高频波动，协同系数呈现典型的锯齿状劣化，末期快速崩解。