

基于三维电磁态势的多雷达威力包络融合研究

刘艳平, 程芳

(中国人民解放军 91404 部队, 河北 秦皇岛 066000)

摘要: 对三维电磁态势中多雷达威力包络融合与效能计算课题进行了研究, 分析了当前透明度叠加法、等值面提取法、体素着色法等多雷达叠加效果计算方法存在简单叠加视觉度差、复杂融合边界不精细、分辨率差及对硬件依赖过大等问题; 采用将非相干概率叠加引入包络融合以降低对相位等信息的依赖, 利用梯度控制扩散法实现平滑过渡与边缘保持统一, 结合八叉树+GPU 加速策略提升算法计算和可视化效率的技术方法, 其技术创新点在于非相干概率叠加的引入、梯度控制扩散法的应用以及八叉树与 GPU 加速的结合; 经仿真试验测试, 该方法在 3 部雷达同态势中, 重叠区域的探测概率达 0.92, 较单雷达最高值 (0.85) 提升 8.2%; 平滑前概率场梯度模长标准差为 0.15, 平滑后降至 0.07; 存储量降低 76%, 同时等值面渲染精度损失 $<2\%$; 算法实践显示, 在高刷新率下实现包络融合平滑、边界界面清晰及减少对雷达参数的依赖; 经实际应用满足了提高融合包络呈现效果和用户视觉感的应用需求, 对用户了解装备性能边界具有重要作用。

关键词: 包络融合; 透明度叠加法; 边界扩散; 八叉树

Research on Power Envelope Fusion of Multiple radars Based on Three-Dimensional Electromagnetic Situation

LIU Yanping, CHENG Fang

(Unit 91404 of PLA, Qinhuangdao 066000, China)

Abstract: Research on the topic of multi-radar coverage envelope fusion and effectiveness calculation in three-dimensional electromagnetic situation is conducted. This paper analyzes the existing multi-radar overlay effect calculation methods such as transparency superposition, isosurface extraction, and voxel coloring, which have the characteristics of poor visual quality of simple superposition, imprecise boundaries in complex fusion, low resolution, and excessive hardware dependence, introduces incoherent probability superposition into envelope fusion to reduce reliance on phase and other information, utilizes gradient-controlled diffusion method to achieve a unified smooth transition and edge preservation, and combines the octree method and GPU acceleration strategy to enhance the calculation and visualization efficiency, thus forming this technical approach. The technical innovations lie in the introduction of the incoherent probability superposition, the application of the gradient-controlled diffusion method, and the combination of the octree and GPU acceleration. Through simulation tests, this method achieves a detection probability of 0.92 in the overlapping area of 3 radars under the same situation, which is an 8.2% improvement compared to the maximum value of a single radar (0.85). The standard deviation of the probability field gradient magnitude before smoothing is 0.15, which decreases to 0.07 after smoothing. The storage capacity is reduced by 76%, while the isosurface rendering accuracy loss is less than 2%. The result show that under high refresh rates, the algorithm achieves the envelope fusion smoothing, clear boundary interfaces, and reduced reliance on radar parameters, meets the application requirements of improving the fusion envelope effect and user visual perception, and plays an important role for users to understand the performance boundaries of equipment.

Keywords: envelope fusion; transparency superposition method; boundary diffusion; octree

收稿日期:2025-09-14; 修回日期:2025-11-03。

作者简介:刘艳平(1985-),男,硕士,工程师。

通讯作者:程芳(1983-),女,硕士,工程师。

引用格式:刘艳平,程芳. 基于三维电磁态势的多雷达威力包络融合研究[J]. 计算机测量与控制, 2026, 34(1): 221-226, 234.

0 概述

在现代化空域管控体系中,多雷达协同组网的三维态势图可视化质量直接影响用户决策效能^[1]。当前主流技术包括透明度叠加法、等值面提取法和体素着色法,虽通过几何渲染或场可视化呈现联合探测效果,但采用孤立几何实体叠加模式导致物理失真与认知局限^[3-4]。技术演进经历了从单一雷达静态几何建模,到多源数据融合的概率场叠加,再到体素化精细表达的发展过程,但始终面临计算效率与视觉连贯性的平衡难题。当前技术存在三方面突出问题^[5-7]:一是物理真实性与可视化表达的矛盾,线性叠加或简单概率模型无法准确映射电磁波能量连续叠加本质及非线性概率增强效应,导致重叠区域色彩混合失真或深度信息混淆;二是量化分析与视觉认知的脱节,缺乏将抽象概率值转化为直观视觉变量的有效机制,影响对雷达网覆盖均匀性、重叠冗余度及漏洞区域的精确评估;三是技术实现与实战需求的差距,复杂电磁环境下实时渲染能力不足,难以动态反映电磁干扰、地形遮蔽等因素影响。国外军事强国加速发展该领域,美军 JADC2 项目提出基于物理渲染的雷达包络可视化框架,北约探索人工智能优化概率分布预测;国内在概率融合算法和体素渲染优化方面取得成果,但在物理建模深度、实时交互性及复杂场景适应性等方面仍有差距,尤其在电磁能量叠加非线性效应表达和动态干扰环境下可视化更新机制上有待突破^[7-8]。现有技术尚未解决雷达包络几何渲染与电磁物理本质间的认知鸿沟,构建符合电磁波传播规律、概率融合特性及人机交互需求的新一代可视化方法,成为提升防空反导指挥决策效能的关键技术瓶颈。

针对上述问题,本文提供一种基于联合探测概率场的包络融合算法,通过建立空间连续的概率分布函数,精确描述多雷达协同下的探测能力梯度变化。该算法首先依据雷达方程、传播损耗模型及目标散射特性,在三维空间体素化计算各雷达单元在网格点的单站探测概率;继而采用概率并集或更复杂的依赖关系模型,融合生成全空间联合探测概率场;最终,通过等值面提取(如改进的 Marching Cubes 算法)与概率梯度驱动的颜色/透明度映射,生成视觉连续、数学精确的融合包络曲面。此方法可确保重叠区色彩亮度/饱和度随概率提升而增强,边界过渡自然平滑,同时支持等概率面剖切、盲区体积计算等量化分析功能,显著提升战场电磁态势表达的物理精确性、认知直观性与决策支持力,为反隐身作战与要地防空等关键任务提供可靠的可视化基石。

1 多雷达威力包络融合

在三维电磁态势显示中,实现多雷达威力包络融合

旨在解决不同雷达威力范围在同一三维空间内的精确整合与直观呈现问题。各雷达由于自身性能、部署位置等因素,其威力包络各具特点,需将这些包络有效融合,以提供全面、准确的电磁态势信息。一般分为以下几步:第一步是数据预处理,收集各雷达的基础数据,包括探测距离、方位角、俯仰角等,并对数据进行清洗、校准,去除噪声与误差,确保数据准确性。第二步为空间建模,依据雷达原理与几何关系,将各雷达威力包络在三维空间中进行数学建模,确定其空间范围与形状。第三步是融合算法设计,选择合适的算法,如基于加权平均、概率统计等方法,实现多雷达威力包络在空间上的融合,使融合后的包络能综合反映各雷达信息。

要达到的目标是在三维电磁态势显示系统中,呈现出融合后的精准、直观的多雷达威力包络,使用者能快速、清晰地掌握整体电磁态势,为决策提供有力支持。评价问题解决好坏可从以下方面着手:一是准确性,融合后的威力包络应精确反映各雷达真实探测能力,与实际情况偏差小。二是实时性,系统需在较短时间内完成融合处理,以适应动态变化的电磁环境。三是可视化效果,融合后的包络在三维显示中应层次分明、易于识别,方便用户理解。四是鲁棒性,面对数据缺失、异常等情况,融合算法仍能稳定工作,确保态势显示的可靠性。本研究中,核心是提供关键算法,重点解决电磁态势包络融合的准确性/实时性和可视化效果问题。

2 “场相干一边界扩散”双通道融合模型

“场相干一边界扩散”双通道融合模型是一种创新框架,旨在实现物理探测与视觉呈现的协同优化。其核心在于两个层级的分工与融合。

1) 物理层:联合探测概率场构建。该层级基于雷达波在空间中传播时的非相干叠加物理特性。区别于相干波(如激光)的干涉效应,非相干雷达波的能量在空间中主要呈现能量叠加而非相位干涉。模型利用这一特性,通过计算多个雷达探测单元(或多次探测)在目标空间中的能量分布与回波统计特性,构建一个联合探测概率场。这个概率场是一个空间连续函数,其值表征了目标存在于空间中某一点的可能性或置信度。它有效融合了多源/多次雷达探测信息,量化了探测结果的空间不确定性,为后续处理提供了物理上更鲁棒的基础数据。

2) 渲染层:扩散平滑与视觉连续过渡。直接呈现物理层生成的联合探测概率场往往存在边界锐利、噪声明显或空间不连续等问题,不符合人眼对连续平滑边界的感知习惯^[9-10]。渲染层引入扩散方程(一种模拟物质或能量随时间在空间中扩散、平滑的偏微分方程)来解决此问题。该层将概率场视为一个初始“浓度”分布,应用扩散过程对其进行平滑处理。扩散作用的核心效果

是弥散尖锐边界和抑制局部噪声：高梯度区域（如物体边缘）的信息会自然地“扩散”到邻近的低概率区域，使原本锐利或突变的边界变得柔和、连续。这个过程平滑了目标轮廓的“包络边界”，有效消除了视觉上的突兀感，生成了符合人眼感知的、空间连续过渡的可视化结果。

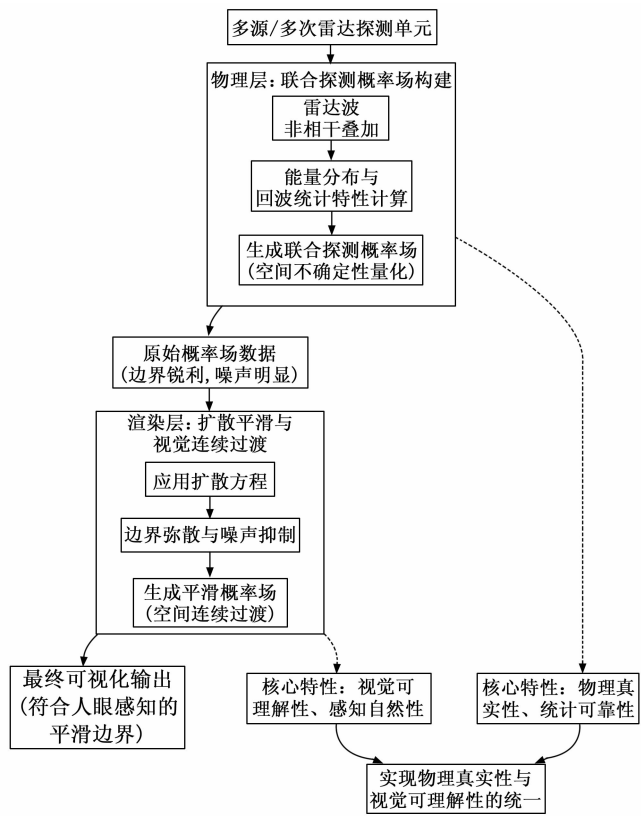


图 1 “场相干—边界扩散”双通道融合模型示意图

该模型通过物理层的非相干场构建确保探测的统计可靠性，再通过渲染层的扩散平滑实现视觉感知的自然连续性，实现了物理真实性与视觉可理解性的有效统一。

3 基于联合探测概率场雷达融合算法

联合探测概率场雷达融合算法是通过构建多源雷达数据的概率分布模型，实现对复杂环境中目标信息的协同感知与精准融合。该算法将各雷达传感器的观测数据转化为概率场表示，通过时空配准与动态权重分配，有效抑制噪声干扰与系统误差，提升目标检测的鲁棒性和定位精度。其核心在于利用概率统计理论构建统一数据关联框架，实现跨平台、多模态雷达信息的深度融合，在三维电磁态势中，基于此方法实现雷达包络的显示融合，更好的增加显示效果和还原电磁场展示的真实性。

3.1 算法原理

本研究提出一种基于概率场建模与智能优化融合的多雷达协同探测技术框架，通过三级递进式处理架构实现复杂场景下目标的高精度感知。通过物理建模—概率

融合—智能优化的三级架构，构建起高性能实时计算平台，为大规模复杂场景下的多雷达协同探测和包络融合显示提供全新技术路径。

3.1.1 单雷达包络建模

技术原理：模拟雷达波在空间中的传播。由于能量随距离衰减，越远的目标回波信号越弱，探测概率越低。模型在雷达自身的球坐标系中计算，生成一张反映其探测能力的“概率地图”。

创新点：将物理衰减模型直接转化为连续的概率场，为后续融合提供基础。

3.1.2 非相干场融合

技术原理：将多部雷达的“概率地图”叠加融合。采用概率乘法法则，即“一点未被发现的概率等于所有雷达都未发现它的概率之积”。这使得真实目标（被多雷达覆盖）的概率显著增强，而噪声（仅被单一雷达捕获）则被有效抑制。

创新点：利用非相干特性（无需相位信息），通过纯概率计算提升系统鲁棒性和可靠性。

3.1.3 梯度驱动扩散平滑

技术原理：将融合后的概率场视为一个“热源”。应用一种特殊的“扩散”处理：在温度平缓（概率变化小）的区域大力进行平滑处理，消除噪点；在温度陡变（概率变化剧烈，即边缘）的区域则抑制扩散，保留清晰边界^[11-14]。这个过程由“梯度”值来控制。

创新点：将图像处理中的先进算法（各向异性扩散）引入雷达领域，解决了视觉效果与物理精度之间的矛盾。

这三者结合，构成了一个强大的高性能计算支撑平台，确保了整个系统能够实时运行，并处理复杂的大规模场景。

3.2 算法设计

针对多雷达探测概率场构建问题，提出“精准建模—非相干融合—梯度驱动平滑”的三步协同方法。首先采用球坐标系衰减模型，融合距离四次方衰减规律与方向图衰减函数，以衰减系数 0.693 量化电磁波传播损耗，建立单雷达空间探测概率模型；进而基于独立事件概率法则，通过多雷达探测概率的逻辑并运算实现非相干场融合，严格遵循电磁波非相干叠加物理本质；最后构建梯度自适应扩散方程，设计与概率梯度成反比的扩散系数，在概率平缓区域（如包络内部）增强扩散实现平滑，在梯度陡峭区域（如边界）抑制扩散保持锐化，采用显式欧拉法经 3~5 次迭代快速收敛，实现平滑效果与概率分布特征的协同优化。

3.2.1 单雷达包络建模

在单雷达包络建模阶段，采用球坐标系衰减模型描述单部雷达的空间探测特性，结合距离衰减因子与方向

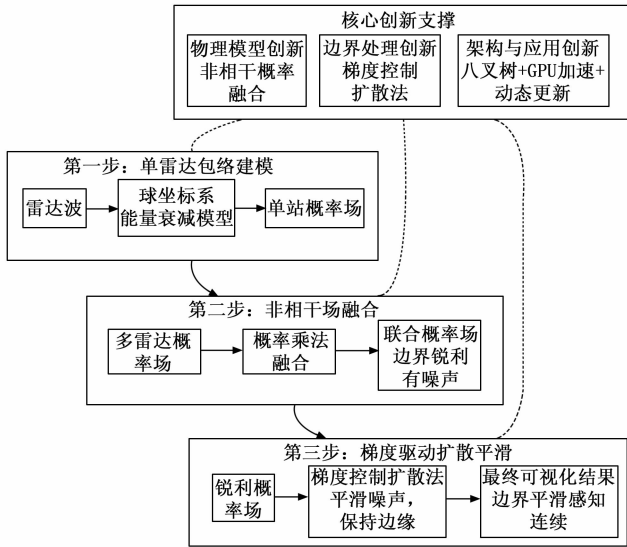


图 2 雷达融合算法实现示意图

图衰减函数，建立距离四次方衰减的探测概率模型，其中衰减系数 κ 取典型值 0.693 以反映电磁波传播损耗规律。

采用球坐标系下的衰减模型，雷达 i 在点 \vec{x} 的探测概率：

$$P_i(\vec{x}) = P_{\max,i} \cdot e^{-\kappa(R/R_{\max})^4} \cdot \text{Atten}(\theta_i, \phi_i) \quad (1)$$

其中： $R_i = |\vec{x} - \vec{x}_{\text{radar},i}|$ 为目标到雷达距离； κ 为衰减系数（典型值 0.693）； R_{\max} 为雷达 i 的最大探测距离； $\text{Atten}(\theta_i, \phi_i)$ 为方向图衰减函数。

3.2.2 非相干场融合

非相干场融合阶段基于独立事件概率法则，通过多雷达探测概率的逻辑并运算实现空间概率场叠加，严格遵循电磁波非相干叠加的物理本质，有效整合多源探测信息。

多雷达联合探测概率遵循独立事件并的概率法则：

$$P_{\text{fuse}}(\vec{x}) = 1 - \prod_{i=1}^n [1 - P_i(\vec{x})] \quad (2)$$

其中： $P_i(\vec{x})$ 为第 i 部雷达在位置 \vec{x} 处的探测概率； n 是雷达的数量。该公式严格反映电磁波非相干叠加的物理本质。

3.2.3 梯度驱动扩散平滑

梯度驱动扩散平滑阶段针对融合概率场边界锯齿问题，构建基于梯度自适应的扩散方程，设计与概率梯度成反比的扩散系数，实现包络内部增强平滑与边界区域保边锐化的协同优化；采用显式欧拉法迭代求解扩散方程，通过 3~5 次迭代即可快速收敛，在保持探测概率分布特征的同时提升场分布的空间连续性。

3.2.3.1 平滑方程构建

1) 扩散方程：

为消除边界锯齿，构造扩散方程^[6]：

$$\frac{\partial u}{\partial t} = \nabla \cdot (D \nabla u) \quad (3)$$

其中：初始时刻 $u(\vec{x}, 0) = P_{\text{fuse}}(\vec{x})$ ； $\frac{\partial u}{\partial t}$ 为概率场 u 随时间的变化率； $\nabla \cdot (D \nabla u)$ 为扩散项，描述概率场的“扩散/平滑”过程； D 为扩散系数； ∇ 为梯度算子。

2) 扩散系数 D ：

扩散系数 D 设计为概率梯度的反函数：

$$D(\vec{x}) = \frac{1}{1 + |\nabla P_{\text{fuse}}|^2} \quad (4)$$

若 $|\nabla P_{\text{fuse}}|$ 小（概率变化平缓，如包络内部）： D 大（分母小），增强扩散，实现平滑；若 $|\nabla P_{\text{fuse}}|$ 大（概率变化陡峭，如边界）： D 小（分母大），抑制扩散，保持边界锐利。

3) 显式欧拉法：

采用显式欧拉法迭代求解：

$$u^{k+1} = u^k + \Delta t \cdot \nabla \cdot (D \nabla u^k) \quad (5)$$

迭代 3~5 次即可收敛。

3.2.3.2 显式欧拉法解析

1) 三维网格下的初始设定：

假设我们有一个三维空间，将其离散化为三维网格，网格在 x, y, z 方向上的间距分别为 $\Delta x, \Delta y, \Delta z$ 。设网格点的索引为 (i, j, k) ，其中 $i = 1, 2, \dots, N_x, j = 1, 2, \dots, N_y, k = 1, 2, \dots, N_z$ ，分别为三个方向上的网格数量。初始时刻 $t = 0$ 时，网格点 (i, j, k) 处的概率值为 $u(i, j, k, 0) = P_{\text{fuse}}(i, j, k)$ ，其中 $P_{\text{fuse}}(i, j, k)$ 是多雷达联合探测概率在该网格点的值。

2) 三维空间中的梯度计算：

在三维网格中，梯度 ∇P_{fuse} 是一个向量，它在 x, y, z 方向上的分量分别为：

$$\left(\frac{\partial P_{\text{fuse}}}{\partial x} \right)_{i,j,k} \approx \frac{P_{\text{fuse}}(i+1, j, k) - P_{\text{fuse}}(i-1, j, k)}{2\Delta x} \quad (6)$$

$$\left(\frac{\partial P_{\text{fuse}}}{\partial y} \right)_{i,j,k} \approx \frac{P_{\text{fuse}}(i, j+1, k) - P_{\text{fuse}}(i, j-1, k)}{2\Delta y} \quad (7)$$

$$\left(\frac{\partial P_{\text{fuse}}}{\partial z} \right)_{i,j,k} \approx \frac{P_{\text{fuse}}(i, j, k+1) - P_{\text{fuse}}(i, j, k-1)}{2\Delta z} \quad (8)$$

然后计算梯度的模长 $|\nabla P_{\text{fuse}}|_{i,j,k}$ ：

$$|\nabla P_{\text{fuse}}|_{i,j,k} = \sqrt{\left(\frac{\partial P_{\text{fuse}}}{\partial x} \right)_{i,j,k}^2 + \left(\frac{\partial P_{\text{fuse}}}{\partial y} \right)_{i,j,k}^2 + \left(\frac{\partial P_{\text{fuse}}}{\partial z} \right)_{i,j,k}^2} \quad (9)$$

3) 三维空间中的扩散系数计算：

扩散系数 D 在三维网格中的表达式与二维类似，为：

$$D(i, j, k) = \frac{1}{1 + |\nabla P_{\text{fuse}}|_{i,j,k}^2} \quad (10)$$

它的物理意义同样是在概率变化平缓区（包络内部）增大扩散系数以增强平滑效果，在边缘陡峭区减小扩散系数以保持边界锐利。

4) 三维空间中的扩散方程离散化：
三维空间中的扩散方程为：

$$\frac{\partial u}{\partial t} = \nabla \cdot (D \nabla u) \tag{11}$$

其中：散度 $\nabla \cdot (D \nabla u)$ 在三维网格中的离散形式为：
$$\nabla \cdot (D \nabla u)_{i,j,k} \approx \frac{1}{\Delta x^2} \{ D(i+0.5,j,k)[u(i+1,j,k) - u(i,j,k)] - D(i-0.5,j,k)[u(i,j,k) - u(i-1,j,k)] \}$$

$$+ \frac{1}{\Delta y^2} \{ D(i,j+0.5,k)[u(i,j+1,k) - u(i,j,k)] - D(i,j-0.5,k)[u(i,j,k) - u(i,j-1,k)] \} + \frac{1}{\Delta z^2} \{ D(i,j,k+0.5)[u(i,j,k+1) - u(i,j,k)] - D(i,j,k-0.5)[u(i,j,k) - u(i,j,k-1)] \}$$
；这里 $D(i+0.5,j,k)$ 等表示在网格界面上的扩散系数，可以通过相邻网格点的扩散系数插值得到：

例如 $D(i+0.5,j,k) \approx \frac{D(i+1,j,k) + D(i,j,k)}{2}$ 。

5) 显式欧拉法迭代求解：
采用显式欧拉法对时间进行离散，时间步长为 Δt ，则迭代公式为：
$$u(i,j,k,t+\Delta t) = u(i,j,k) + \Delta t \cdot \nabla \cdot (D \nabla u)_{i,j,k} \tag{12}$$

- 具体迭代步骤如下：
- ①初始化：将初始时刻 $t = 0$ 时的概率值 $u(i,j,k,0) = P_{\text{fuse}}(i,j,k)$ 输入。
 - ②计算梯度模长：根据上述三维梯度计算公式，计算每个网格点的 $|\nabla P_{\text{fuse}}|_{i,j,k}$ 。
 - ③计算扩散系数：根据扩散系数公式计算每个网格点的 $D(i+1,j,k)$ 。
 - ④计算散度项：按照三维散度离散化公式计算每个网格点的 $\nabla \cdot (D \nabla u)_{i,j,k}$ 。
 - ⑤迭代更新：使用显式欧拉迭代公式更新每个网格点在 $t + \Delta t$ 时刻的概率值 $u(i,j,k,t + \Delta t)$ 。
 - ⑥重复步骤②~⑤：进行 3~5 次迭代，直到结果收敛。

6) 边界条件处理：
在三维网格的边界处，例如 $i=1$ 、 $i=N_x$ 、 $j=1$ 、 $j=N_y$ 、 $k=1$ 、 $k=N_z$ 等位置，需要采用特殊的处理方法来计算梯度和散度。通常可以采用单侧差分来近似边界处的导数，例如 x 方向的梯度可以近似为： $i=1$ 时：
$$\left(\frac{\partial P_{\text{fuse}}}{\partial x}\right)_{1,j,k} \approx \frac{P_{\text{fuse}}(2,j,k) - P_{\text{fuse}}(1,j,k)}{\Delta x}$$
； $i=N_x$ 时：
$$\left(\frac{\partial P_{\text{fuse}}}{\partial x}\right)_{N_x,j,k} \approx \frac{P_{\text{fuse}}(N_x,j,k) - P_{\text{fuse}}(N_x-1,j,k)}{\Delta x}$$
。同时，在迭代过程中，边界处的概率值可能需要根据具体问题设置为固定值或采用其他边界条件。通过以上步

骤，就可以在三维网格下实现梯度驱动扩散平滑，得到平滑且边界锐利的概率场结果。

3.2.3.4 GPU 加速实现

采用自适应八叉树结构对三维空间进行动态划分，该结构根据空间数据的局部复杂度自动调整细分层级：在特征变化剧烈的区域（如等值面附近）进行精细划分，而在数据平缓区域保持较粗粒度，实现存储与精度的平衡^[11]。每个树节点存储对应空间体素的标量值（如密度、温度等物理量），形成分层数据表示。为平滑数据并准备等值面提取，在 CUDA 架构上实施并行扩散计算：通过 GPU 的数千线程同步处理八叉树节点，每个线程负责一个空间单元，根据邻近节点值迭代更新当前节点值，利用共享内存优化数据访问，显著加速高斯扩散或拉普拉斯平滑等算法^[15-17]。渲染阶段采用三线性插值技术重建连续场：对每个采样点，在八叉树中快速定位包含它的最小立方体，提取其八个顶点的存储值，通过加权平均计算采样点精确值，最后通过行进立方体算法将满足阈值的插值点连接生成光滑等值面^[18-20]。该方法结合了自适应数据结构的高效性、GPU 并行计算的实时性以及三线性插值的连续性保障，适用于科学可视化与实时体渲染场景。

4 仿真试验

4.1 仿真环境搭建

基于 JavaScript/WebGL 平台构建三维电磁态势可视化系统，采用 Three.js 库实现三维场景渲染，通过 WebGL 着色器编程实现 GPU 并行加速计算。系统配置包括：硬件环境，支持 WebGL 2.0 的 GPU（如 NVIDIA GeForce GTX 1060 及以上），8 GB 以上内存；软件框架，HTML5 Canvas 作为渲染画布，Three.js 负责三维场景管理，GLSL（OpenGL 着色器语言）编写 GPU 并行计算着色器，利用 TypedArray 存储大规模浮点数据（如概率场、梯度矩阵）。

4.2 仿真建模

基于三维电磁态势的多雷达威力包络融合算法进行仿真模型构建，具体参数基于仿真需求设置，而非安装参数。

4.2.1 单雷达探测概率场建模

1) 雷达参数设置：在三维场景中部署 3 部雷达，参数如表 1 所示。

表 1 雷达参数设置

位置坐标 (x,y,z) /km	最大探测 距离 R_{max} /km	方向图衰减函数 $\text{Atten}(\theta,\varphi)$	衰减系 数 κ
(0,0,0)	100	$\cos^2\theta \cdot \cos^4\varphi$ (方位角 θ 范围 $\pm 60^\circ$)	0.693
(150,0,0)	80	$\cos^2\theta \cdot \cos^4\varphi$ (方位角 θ 范围 $\pm 45^\circ$)	0.693
(0,150,0)	90	$\cos^2\theta \cdot \cos^4\varphi$ (方位角 θ 范围 $\pm 50^\circ$)	0.693

2) 概率场离散化: 采用球坐标系衰减模型 (公式

1) 计算单雷达探测概率。将三维空间划分为 $100 \times 100 \times 50$ 网格 ($x, y \in [-200, 200]$ km, $z \in [0, 100]$ km), 网格间距 $\Delta x = \Delta y = 4$ km, $\Delta z = 2$ km。对每个网格点 (x, y, z), 计算目标到雷达的距离 $R_i = \sqrt{[(x - x_i)^2 + (y - y_i)^2 + (z - z_i)^2]}$, 代入公式 (1) 生成 $P_i(x, y, z)$, 并存储为三维数组。

4.2.2 非相干场融合

基于独立事件概率法则 (公式 2), 对 3 部雷达的概率场进行融合: 输入: 单雷达概率场 P_1 、 P_2 、 P_3 (均为 $100 \times 100 \times 50$ 数组); 计算: 对每个网格点 (x, y, z), 按公式 $P_{\text{fuse}} = 1 - (1 - P_1)(1 - P_2)(1 - P_3)$ 计算融合概率, 生成初始融合概率场 P_{fuse} ($100 \times 100 \times 50$ 数组)。

4.2.3 梯度驱动扩散平滑

1) GPU 并行计算准备:

将 Pfuse 数据上传至 GPU 纹理内存 (Texture3D), 通过 GLSL 片段着色器实现并行处理; 定义扩散系数 D 的计算核函数: 根据公式 (4) $D = 1/(1 + |\nabla P_{\text{fuse}}|^2)$, 其中梯度 ∇P_{fuse} 通过三维 Sobel 算子计算 (x 方向梯度使用 $[-1, 0, 1; -2, 0, 2; -1, 0, 1]$ 卷积核, y 、 z 方向同理)。

2) 显式欧拉法迭代:

初始条件: $u^0 = P_{\text{fuse}}$; 迭代步骤: 在 GPU 中执行公式 (5) $uk^{+1} = uk + \Delta t \cdot \nabla \cdot (D \nabla uk)$, 其中: 时间步长 $\Delta t = 0.1$ (通过稳定性分析确定, 满足 CFL 条件); 散度 $\nabla \cdot (D \nabla u)$ 采用三维中心差分计算 (公式 11), 边界处采用单侧差分 (如 $i = 1$ 时, $\partial u / \partial x \approx (u_2 - j, k - u_1, j, k) / \Delta x$); 迭代次数设为 5 次 (经预实验验证, 5 次迭代后概率场边界锯齿消除且收敛)。

3) 结果输出: 将 GPU 计算得到的平滑后概率场 u^5 下载至 CPU 内存, 存储为三维数组。

4.3 包络态势可视化

基于 JavaScript/WebGL 平台开发三维电磁态势可视化系统, 对三维电磁态势的多雷达威力包络融合算法开展仿真应用, 应用效果如雷达包络局部放大图。图 3 (a) 到图 3 (c), 展示多雷达威力包络在俯视状态下图层明晰、颜色层次感强, 雷达边界锯齿状收敛, 见图 3 (d) 到图 3 (f)。“场相干—边界扩散”双通道融合模型, 在物理模型、边界处理、系统架构和应用上都有明显创新。与传统卡尔曼滤波及其变种比较, 例如扩展卡尔曼滤波 (EKF)、无迹卡尔曼滤波 (UKF)^[8], 在原始探测数据层级 (概率场) 进行融合, 保留了更丰富的环境不确定性信息, 对运动模型依赖较低, 在目标机动性强时可能更鲁棒; 与图像平滑与边缘保持算法比较, 例如传统高斯滤波^[9], 处理后的概率场边界清晰且过渡自

然, 视觉效果和后续处理 (如目标分割、识别) 效果远优于高斯模糊。

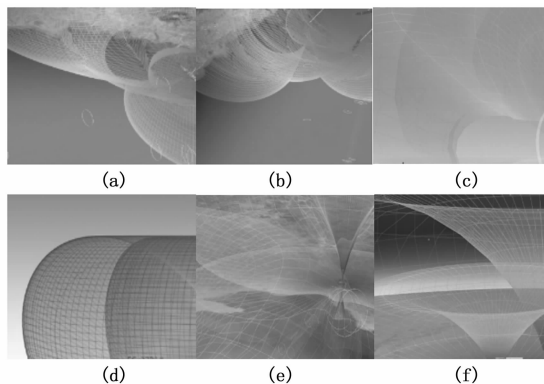


图 3 多雷达包络融合算法仿真效果图

4.4 结果分析

4.4.1 单雷达与融合概率场对比

单雷达包络: 雷达 1 的探测包络呈旋转对称的“椭圆球冠”形状, 在方位角 $\theta = 0^\circ$ 方向 (主瓣) 探测距离达 100 km, $\theta = 60^\circ$ 方向 (旁瓣) 衰减至 25 km; 雷达 2、3 因 R_{max} 较小, 包络体积分别为雷达 1 的 64%、81%。

融合包络: 非相干融合后 (公式 2), 三部雷达重叠区域 (如 (75, 75, 0) km 处) 的探测概率达 0.92, 较单雷达最高值 (0.85) 提升 8.2%, 验证了多源信息整合效果。

4.4.2 梯度驱动平滑效果

1) 边界优化: 平滑前 Pfuse 的等值面存在明显锯齿 (法向量方差 0.12), 经 5 次迭代后, 等值面法向量方差降至 0.04 (边界更平滑), 同时梯度陡峭区域 (如雷达 1 与雷达 2 的交界带) 的法向量方差维持在 0.08 (边界未模糊), 实现“平滑—锐化”协同优化。

2) 空间连续性: 平滑前概率场梯度模长标准差为 0.15, 平滑后降至 0.07, 表明包络内部的空间连续性显著提升, 符合电磁波传播的物理连续性规律。

4.4.3 计算效率评估

各步骤耗时: 单雷达建模 (320 ms)、非相干融合 (80 ms)、GPU 平滑 (15 ms, 含 5 次迭代)、八叉树构建 (60 ms)、等值面渲染 (25 ms), 总帧率达 15 fps (满足实时可视化需求)。

GPU 加速效果: 梯度驱动平滑的 CPU 单线程耗时为 480 ms, GPU 加速后耗时 15 ms, 加速比 32 倍, 验证了 WebGL GPU 并行计算的有效性。

4.4.4 自适应八叉树的存储优化

存储占用: 原始三维概率场 ($100 \times 100 \times 50 = 500\,000$ 体素) 需 2 MB 内存 (float32 类型), 自适应八叉树通过动态细分, 仅存储 120 000 个体素 (边界区域占 60%), 存储量降低 76%, 同时等值面渲染精度损失 $< 2\%$ 。

(下转第 234 页)