

参赛密码 _____
(由组委会填写)



第十二届“中关村青联杯”全国研究生 数学建模竞赛

题 目 移动通信中的无线信道“指纹”特征建模

摘 要：

无线信道的“指纹”特征提取对于不同信道环境的分析及无线网络的优化具有重要意义。针对移动通信中的无线信道“指纹”特征建模的问题，本文分别从时域，频域，相关域三个变换域提取特征信息作为无线信道的“指纹”，有效地实现了信道划分、辨识、归类。

针对问题 1 和问题 2，以信道冲激响应 $h(k,n)$ 为研究对象，利用不同场景下信道时变、频选及多普勒偏移等特性在不同变换域下的不同表征，分别提取了时域 $h(k,n)$ 峰值的统计特征：峰值对应的时变特征、位置分布特征以及斜率特征、频域瀑布图均匀度特征以及相关域下信道相关系数矩阵图的 Tamura 纹理特征：粗糙度、对比度和方向度等三大类量化参数作为信道的“指纹”信息。提取的特征能够有效地反映不同信道参数化的差异，进而准确的区分不同场景下无线信道。

针对问题 2，首先以时域和频域的图像化“指纹”特征差异性为基础，对两个数据包所属场景进行预判。在此基础上利用问题 1 中的信道“指纹”模型，将不同变换域中的可量化特征参数归一化后加权作为场景判决的综合依据。判决结果为第 1 个测试样本数据场景 1，第 2 个测试样本属于场景 2。

针对问题 3 和问题 4 中的区域划分和区域识别问题，通过设置最小划分间隔，在 MUSIC 算法多径时延估计的基础上，首先依据多径数目的区分度将数据进行粗划分；然后根据无多径区域和含多径区域的不同特点，分别采取频率中心

和多径在数据包内出现的频次、Tamura 纹理特征进行细分。将数据包分为 3 大类 16 小类。利用这些“指纹”特征对问题 4 中的数据包进行识别归类，判断第 1 个数据包不是来自问题 3 中的信道，第 2 个数据包则来自于第 89s-91s 处的观测样本。

最后，我们分析了本文工作的优缺点，并提出了改进方向。

关键字：信道特征，Tamura 纹理，变换域，多径估计

移动通信中的无线信道“指纹”特征建模

1. 问题重述

1.1 背景介绍

在移动通信中，信号传播过程中往往会遇到许多建筑物，树木以及起伏的地形，引起能量的吸收和穿透以及电波的反射，散射及绕射等。通常到达移动接收者的信号并不来自单一路径，而是多条路径的众多反射波的合成波形。电波传播的各个路径距离不同，会带来各路径反射波到达时间不同，进而造成接收相位的不同。不同相位的多个信号在接收端进行叠加，会出现同向增强，反向减弱的特性，接收信号的幅度也会随之变化，产生衰落现象。这种衰落是由多径造成的，因此也称作多径衰落。具体过程如下图 1 所示。在实际中，可以将多径分为视距路径(LOS, Line-of-sight)和非视距路径(NLOS, Non-line-of-sight)两大类，其定义如下：

视距路径：接收者和发射机之间的直接路径；非视距路径：经过反射到达的路径。通常视距路径的路径增益大于非视距路径的路径增益。

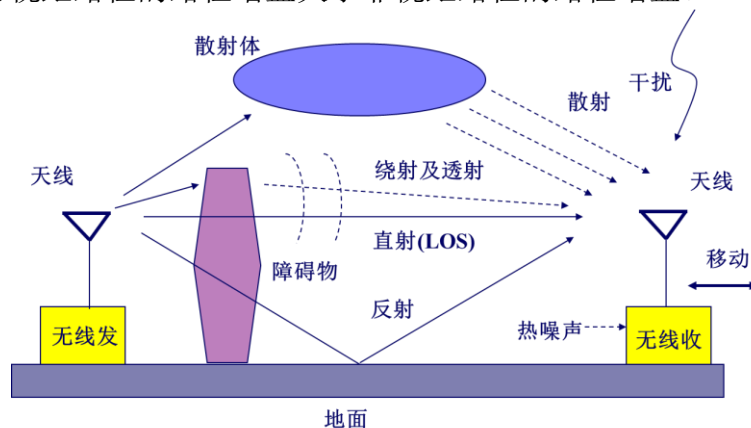


图 1 无线信道传播过程示意图

在常规的无线通信环境中，信号发送端一般处于高台等位置(如基站设置)，移动接收者周围的反射体一般认为是散射体。发送端和移动接收者之间的信号经过多条路径传输，每一条路径都经历了一个或多个反射体(LOS 路径除外)，移动接收者接收得到的是所有路径的综合。

1.2 本文研究的问题

无线信道环境十分复杂，与周围的环境密切相关，不同环境下的无线信道具有一些差异化的特征。将上述无线信道的差异化的特征称为无线信道“指纹”。本研究旨在挖掘、提炼和聚合实测信道数据中的各种特征，进而用数学的语言描述“指纹”，并验证其在不同场景或不同地理位置下的适用性，具体解决以下四个问题：

问题 1：利用三种场景的真实信道测量结果，对所提供的样本加以分析，采用数学建模特别是特征提取的方法，建立无线信道“指纹”的模型，并给出简洁而明确的“评价指标”，用于分析验证所建模“指纹”合理有效。

问题 2：基于“问题 1”中所提供的三个场景，以及所建立的“指纹”模型和“评价指标”，采用数学的方法，识别出此处提供的另外两个真实信道测量结果的两

个样本分别属于哪个场景，并对识别的结果进行合理的分析。

问题 3：对可能包含不同的场景或环境的一条连续路段的真实信道测量结果进行分段并给出分段的“指纹”分析，在分段分析的基础上，对所提取的“指纹”进行合理分类。通过对比不同段的分析结果，最终决定该路段可以依“指纹”划分的区域数目。

问题 4：基于“问题 3”中的“区域划分”和“问题 1”中的“评价指标”，判断提供的两个真实信道测量结果是否采集自“问题 3”中所提供的路段。对于已判断出的采自上述路段的样本，识别其对应于“问题 3”中的哪一块区域。

1.3 模型准备

1.3.1 信道冲激响应的求解

基于先验模型，可以得知在无线多径信道中，信道的冲激响应可以表示为：
$$h[k, n] = \sum_{l=0}^{L-1} h_l[n] \cdot \delta[k - \tau_l[n]]$$

$$\delta[k] = \begin{cases} 0, & k \neq 0 \\ 1, & k = 0 \end{cases}$$

上式中 k 表示一次采样中的样点标号， $k = 0, 1, \dots, K-1$ ， $K \geq \max_l \{\tau_l\}$ ， K 为总的样点个数； n 表示不同时刻采样的样本标号， $n = 0, 1, \dots, N-1$ ， N 为总的样本数； l 表示传播路径的标号， $l = 0, 1, \dots, L-1$ ， L 为总的传播路径数； $\tau_l[n]$ 表示 n 时刻第 l 条路径延迟的样点数。考虑噪声与信道时变特性，信道实际测量结果为：

$$r[k, n] = \sum_{m=0}^{M-1} h[k-m, n] \cdot g[m] + u[k, n]$$

$r[k, n]$ 表示在第 n 次抽样中，单位脉冲依次经发送滤波器、信道和接收滤波器后的实际接收信号，是 k, n 的二元函数。其中 $g[m]$ 为发送端滤波器和接收滤波器的等效表示， $m = 0, 1, \dots, M-1$ ， $M = 49$ 为滤波器的阶数； $u(k, n)$ 表示第 n 个样本中第 k 个抽样点上引入的复高斯白噪声。

固定样本标号 n ，对第 n 次抽样过程进行分析，对于接收波形， $r[k, n]$ 可以简化为下式：

$$r[k] = \sum_{m=0}^{M-1} h[k-m] \cdot g[m] + u[k]$$

将卷积过程转化为矩阵乘积的形式，可得：

$$\mathbf{r}^{(n)} = \mathbf{H}^{(n)} \cdot \mathbf{G} + \boldsymbol{\mu}^{(n)}$$

$\mathbf{r}^{(n)} \in \mathbb{C}^{1 \times K}$ 为实际采集的第 n 个样本接收数据； $\mathbf{H}^{(n)} \in \mathbb{C}^{1 \times K}$ 为第 n 个信道冲激响应； $\mathbf{G} \in \mathbb{R}^{K \times K}$ 是由等效滤波器扩展成的 Toeplitz 矩阵； $\boldsymbol{\mu}^{(n)} \in \mathbb{C}^{1 \times K}$ 为 n 时刻信道的加性高斯白噪声。采用最小二乘法可以求得实际的信道冲激响应为：

$$\mathbf{H}^{(n)} = \mathbf{r}^{(n)} \cdot \mathbf{G}^+$$

其中 $\mathbf{G}^+ = (\mathbf{G}^H \mathbf{G} + \mathbf{I}_K)^{-1} \cdot \mathbf{G}^H$ ，为滤波器矩阵 \mathbf{G} 的伪逆； \mathbf{I}_K 为 K 阶单位阵。

1.3.2 基于 MUSIC 算法的多径时延估计

仅仅从时域上的信道冲击响应，较难准确地获取信道中的多径信息，且当多

径之间相距较近时，即使是相关算法也可能失效。而基于子空间的 MUSIC 时延估计算法具有很强的分辨能力和估计精度，利用 MUSIC 算法从接收信号中有效地提取多径信息对后续的信道分类、数据处理都非常有帮助。下面对 MUSIC 估计多径时延算法进行介绍：

将滤波器长度补零之后与多径接收信号进行相关，等价于频域相乘，得

$$\begin{aligned} \mathbf{R}_{gr}(f) &= \mathbf{g}(f) \cdot \mathbf{r}(f)^* \\ &= \mathbf{g}(f) \cdot [\mathbf{H}(f)\mathbf{g}(f) + \mathbf{u}(f)]^* \\ &= \mathbf{H}^*(f) |\mathbf{g}(f)|^2 + \mathbf{P}(f) \end{aligned}$$

其中， $\mathbf{g}(f)$ 与 $\mathbf{r}(f)$ 分别为滤波器系数与信道测量数据的频域形式。 $\mathbf{H}(f)$ 与 $\mathbf{P}(f)$ 为信道响应与噪声的频域形式。

定义数据矩阵为 $\mathbf{X} = [\mathbf{R}_{gr}(1:M); \mathbf{R}_{gr}(2:M+1); \dots; \mathbf{R}_{gr}(N-M+1:N)]^T$ ，其中 M 为平滑长度，一般选择为 $\text{length}(\mathbf{R}_{rg})/2$ ；则可构造数据协方差矩阵如下

$$\hat{\mathbf{R}} = \mathbf{X}\mathbf{X}^H / N = \hat{\mathbf{U}}_s \hat{\mathbf{\Sigma}}_s \hat{\mathbf{U}}_s^H + \sigma^2 \hat{\mathbf{U}}_n \hat{\mathbf{U}}_n^H$$

式中， $\hat{\mathbf{U}}_s$ 与 $\hat{\mathbf{U}}_n$ 分别为数据协方差矩阵特征值分解后的信号子空间与噪声子空间估计值；然后通过构造如下式所示的 MUSIC 谱并通过搜索峰值即可得到多径时延估计。

$$P(\tau) = \frac{1}{\mathbf{a}^H(\tau) \hat{\mathbf{U}}_n \hat{\mathbf{U}}_n^H \mathbf{a}(\tau)}$$

其中， $\mathbf{a}(\tau) = \exp(-j * 2\pi\tau / N)$ 。值得注意的是，子空间算法需要信号子空间维度的先验信息。这里可以结合计算得到的信道冲击响应获取。

2. 模型假设

为了使信道“指纹”模型在尽量接近实际无线信道模型的前提下，能够合理简化分析过程，在建模时提出如下假设：

- 1) 每条路径都是线性的，并满足叠加原理；
- 2) 发送脉冲信号的基站没有发生位置的移动；
- 3) 当视距路径(LOS)和非视距路径(NLOS)同时存在，并且信道没有严重衰减时，LOS 到达接收端的时延最小，幅值最大；
- 4) 在一次采样过程中得到的 100 个样点认为对同一时刻的信道采样，在相邻样本之间，信道可看作是准静态的；

3. 问题分析

获取不同环境下无线信道的“指纹”，即通过对信道的单位序列响应进行处理得到不同场景条件下独有的特征参数。

分析该问题具有两个难点，其一是如何选择信道独有的特征参数。由于只有实测数据，缺乏信道的一些先验知识，必须结合一些常见的信号处理方法对实测数据进行预处理，通过对数据进行分析，再有选择的提取特征参数作为信道的“指纹”。其二是指纹合理性的验证。参与统计的数据之间具有一定差异化

程度，反映整体信道的指纹是否合理缺乏足够的验证。而且选取合理的指标对“指纹”进行评价也较为困难。可以考虑利用部分数据提取参数，并结合其余部分对获取的参数进行验证和评判，提高参数选择的有效性。

题目中给出了单位脉冲依次经发送滤波器、信道和接收滤波器后的实际接收信号 $r(k,n)$ 以及等效的滤波器系数 $g(k)$ 。因此，可以从接收信号中利用最小二乘法解卷积得到信道的冲击响应。

对问题一和问题二，信道特征的选取及验证即可从解卷积得到的信道冲击响应入手，结合信号分析的方法从时域、频域、相关域等入手提取不同环境下信道冲击响应的特有“指纹”，然后利用这些“指纹”信息对未知的信道进行分类。本文从三个变换域中分别提取信道特性区分不同场景的信道，提高信道区分度和区分的准确性。在时域上选择信道冲激响应的峰值特征，如量化的峰值时变特性、位置分布特性以及斜率特性。三个量化的参数分别表征了信道时变快慢、多径效应强弱以及多普勒效应大小等特点；频域上绘制其时频分析瀑布图，分析信道频谱随时间变化的统计特性，将二维时频分析图的分布特性量化为其均匀变化的程度，反映信道频率选择性衰落的变化特性；相关域上构造观测数据的相关系数矩阵，该参数能够表征不同时刻间信道的相关特性、信道时变特性以及时变的周期性等；再结合图像处理的方法，将相关系数矩阵转化为二维图像以便量化处理，最后通过提取最后通过提取粗糙度、对比度和方向度三个 Tamura 纹理特征区分不同场景下不同信道的相关系数矩阵图。

对于问题三和问题四，可以利用 MUSIC 算法提取的多径信息对采集的信道数据进行粗分类(多径数目等)，然后结合选择的信道“指纹”对不同多径条件下的信道数据进行处理并精细分类。对于未知信道的归类问题，则可以通过已有的特征参数进行分析、匹配来实现。

4. 问题一：无线信道“指纹”特征分析与建模

针对问题(1)，为了充分利用数据各个维度的有效信息，考虑分别从时域，频域和相关域三个变换域进行分析并提取出有效特征，用于对三个不同场景的识别。在对“指纹”特征建模时，首先获取信道冲激响应 $h[k,n]$ 在三个变换域上的图形化描述，结合三个场景反应在图形上的可辨识差异，进行图形化特征的提取，并作为初步场景划分的参考。在预判的基础上对一些特征进行数值化建模，最终构成无线信道完整的“指纹”特征建模。下面分别介绍这三种变换域下的“指纹”特征提取过程。

4.1 时域“指纹”特征

4.1.1 时域峰值特征

为了观察三种场景下信道冲激响应在时域上的差异性，对每次信道测量结果解卷积后得到的 $H^{(m)}$ 绘制三维图像，并将其投影到由样点标号 k 和样本标号 n 组成的二维坐标轴上，色图中颜色深浅表示在第 n 个测试样本中位于样点 k 处的冲激响应强度。限于文章篇幅，现分别选取三个场景中的 Test1.dat 样本数据对应的信道响应为研究对象，绘制平面投影图如下，其余样本的投影图参见附录 1。

注：虽然同一场景下的不同测试样本数据之间存在一定的差异性，得到的投影图也略有不同，这里选取的三个样本数据仅用于分析和特征提取，并不具备其他特殊性。

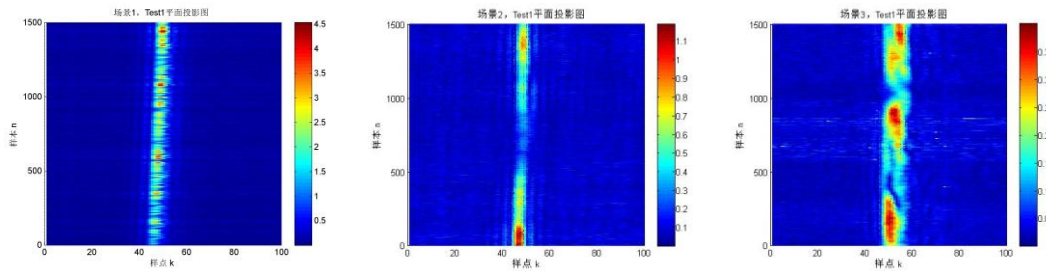


图 2 三个场景下的信道冲激响应的平面投影图（未归一化）

观察上述三幅图像可以看出，在三个场景下峰值连线（对应图中颜色最亮区域）随时间的变化存在一定的差异性：从时间轴上看，场景 1 的峰值连线位于一条斜线上，而场景 2 和场景 3 的峰值连线则近似直线，但是显然场景 3 的峰值连线线性度较差，且峰值分布区域比场景 1 和场景 2 更宽。从峰值连续性角度考虑，场景 1 中的峰值强度跳跃性较强（峰值连线颜色变化呈现出有规律的短时变化），场景 2 中的峰值强度虽然出现部分不连续现象，但起伏较为缓慢，且峰值能量较为集中，场景 3 则出现严重的断层现象，并且没有呈现出明显的变化规律。进一步绘制以上三个场景下峰值所在样点标号随时间的变化趋势并统计其在整个观测范围内的分布情况如下：

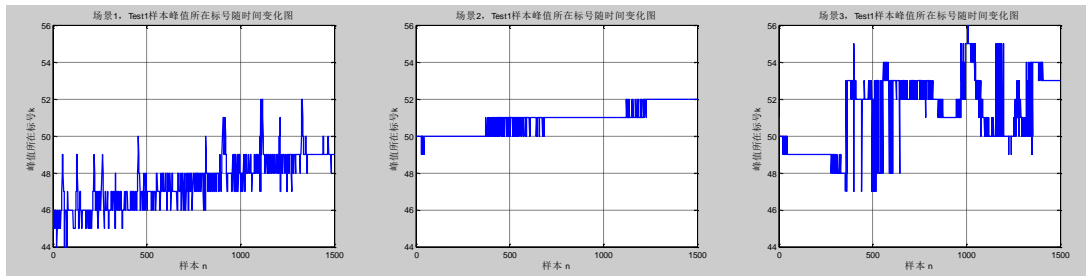


图 3 三个场景下峰值所在样点标号随时间的变化趋势

从图 3 可以看出场景 1 的峰值所在标号随样本 n 发生平台式跳跃现象，并且在平台之间存在短时快速的小抖动；场景 2 的峰值所在标号则较为集中，没有大幅的抖动；虽然场景 3 与场景 1 的峰值分布范围相近，但是其峰值位置的抖动幅度较大，并且没有明显规律性。

将上述分析结果与实际无线信道相结合考虑，不失一般性，可以认为直达路径的幅值最大，对应于每 k 个测量数据中的峰值，因此三个场景下均存在直达路径，但是场景 1 中峰值幅度发生短时快速变化，因而信道的时变效应很强，另外峰值位置变化接近匀速移动，说明其直达路径（LOS）存在连续相位变化，存在多普勒效应。场景 2 中峰值分布较为集中，说明其不存在严重的多普勒效应，并且其幅值随时间变化相对缓慢，可以认为其处于慢时变信道中。场景 3 最明显的现象时峰值分布有扩展，并且其幅值变化相对较缓慢。说明其处于慢时变信道中并存在严重的多径效应。综合以上分析，从时域角度考虑，可以从峰值的变化规律进行一定的预判，时域图形化特征总结如下表：

表 1 时域图形化特征总结与判定依据

峰值幅度的 时变特性	短时快速变化 （快时变信道）	场景 1
	变化相对缓慢 （慢时变信道）	场景 2，场景 3
峰值位置的 分布特性	位置分布较为集中 （无明显多径）	场景 1，场景 2，

	位置分布分散 (多径效应)	场景 3
峰值连线的 斜率规律	接近直线 (弱多普勒效应)	场景 2, 场景 3
	斜线 (存在多普勒效应)	场景 1

4.1.2 时域可量化特征参数

参照上述讨论结果，时域中的信道冲激响应峰值的特征对场景区分具有重要参考意义，因而可以作为指纹特征提取的一个思路。但是在实际中，峰值幅度不仅与收发端的距离有关，还与测试位置有关，因此时域上的幅值并不具备参考意义，需要先进行归一化处理如下：

$$\mathbf{H}_{\text{normal}}^{(n)} = \frac{\mathbf{H}^{(n)}}{\max \left\{ \left| \mathbf{H}^{(n)} \right| \right\}}$$

在此基础上，定义样点峰值标号如下：

样点峰值标号：利用第 n 个采集样本解卷积得到的长为 K 的信道冲激响应序列 $h(k, n)$ 中，峰值点对应的样点序号 k ，记作 \hat{k} 。

$$\hat{k} = \underset{k=\hat{k}}{\text{find}} \left(|h(n, k)| = \max (|h(n, k)|) \right), k = 1, \dots, K$$

同样选用三个场景中的 Test1.mat 数据为研究对象，分别绘制 3 个场景下的归一化后的信道冲激响应幅值图如下：

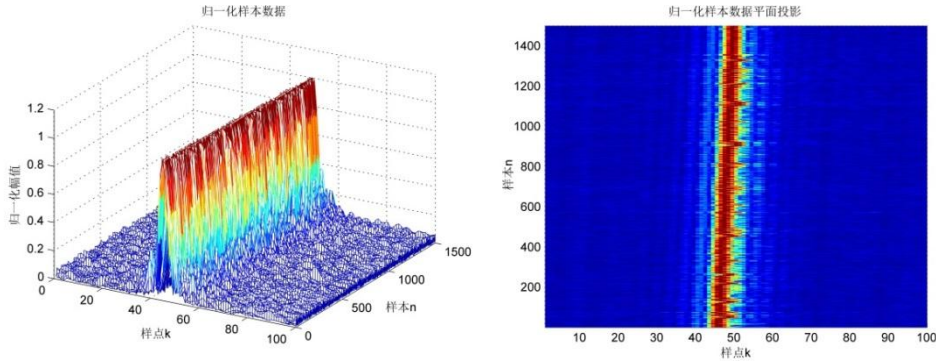


图 4 场景 1，Test1 归一化信道冲激响应幅值图

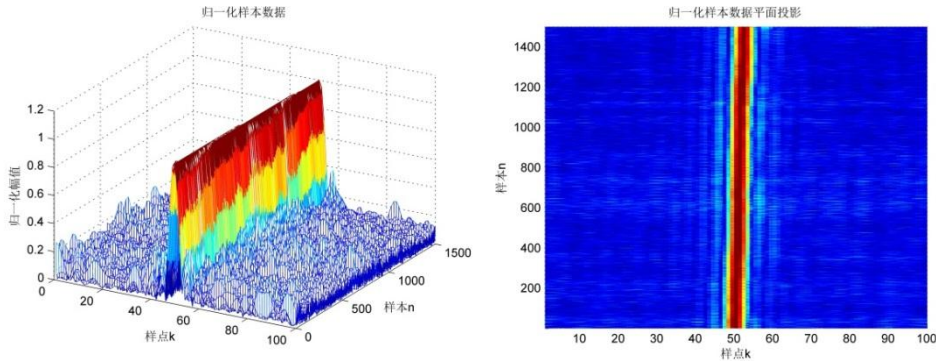


图 5 场景 2，Test1 归一化信道冲激响应幅值图

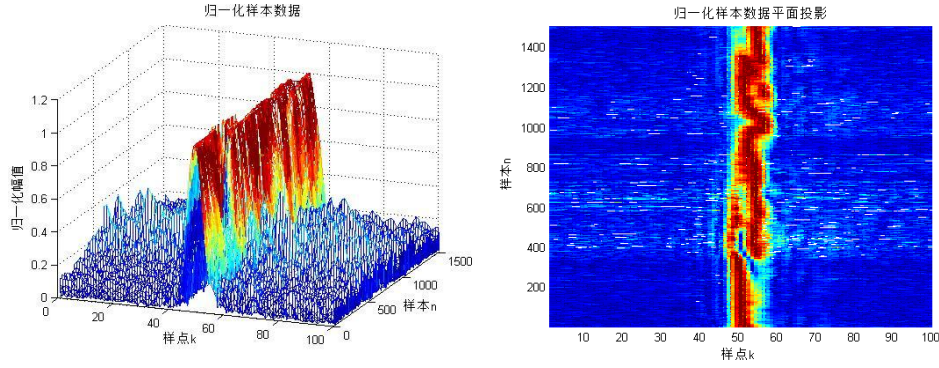


图 6 场景 3，Test1 归一化信道冲激响应幅值图

将 4.1.1 节中未归一化的幅值图 2 与归一化后的信道冲激响应幅值图对比，分析可知，场景 1 和 2 中的 LOS 链路一直存在，并且一直位于信道响应的样点峰值。但是由于信道的时变特性造成了幅值的起伏，反映在平面投影图上就表现出幅值随时间的不连续性（峰值连线时亮时暗）。而对于场景 3，受多径效应影响，其 LOS 链路在一些时段并不处于信道响应的样点峰值，在其他路径上具有最大峰值，因此即使进行了归一化处理，也无法在平面投影图中表现出一条连续的线段。

通过上述分析，构造与 \hat{k} 和 n 有关的两个统计量： N_{peak} (\hat{k} 的概率密度分布函数的峰值个数) 和 W (分布宽度) 作为信道场景划分的指标，定义式如下：

$$N_{peak} = peak\left(f\left(\hat{k}(n)\right)\right)$$

$$W = \left\{ \hat{k}_2 - \hat{k}_1 \mid \min_{\hat{k}_1} \left\{ Num_{\hat{k}} \geq \frac{\max \left[Num_{\hat{k}} \right]}{5} \right\}, \max_{\hat{k}_2} \left\{ Num_{\hat{k}} \geq \frac{\max \left[Num_{\hat{k}} \right]}{5} \right\} \right\}$$

其中 $\hat{k}_1, \hat{k}_2 \in \hat{k}$ ； $Num_{\hat{k}}$ 表示对样点峰值标号 \hat{k} 统计个数的集合。分布宽度 W 用于描述样点峰值标号 \hat{k} 的概率密度函数的密集程度。为了获取 \hat{k} 的概率密度函数的近似解，将 1500 个样本的样点峰值标号 \hat{k} 进行统计，并绘制其分布的包络曲线，得到图 7 如下所示。

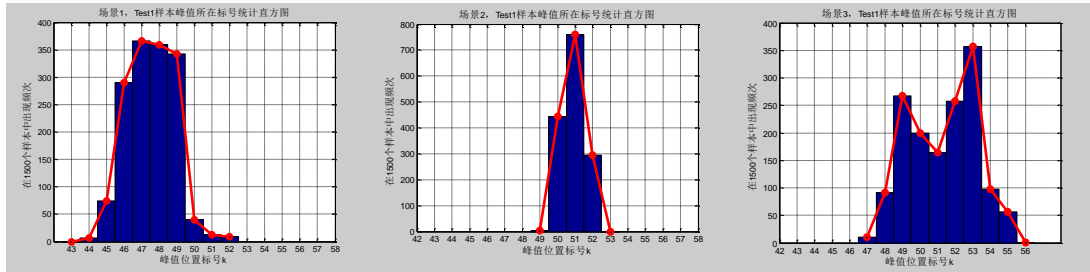


图 7 三个场景下，1500 个样本中 \hat{k} 的统计分布

由于场景 1 和场景 2 中样点峰值标号 \hat{k} 分布相对集中，而场景 3 的样点峰值标号 \hat{k} 分布较为分散，因此会出现 \hat{k} 概率密度函数上出现分叉峰值。同理将 3 个场景的 5 个信道进行 N_{peak} 和分布宽度 W 统计，得到统计结果如表所示。

表 2 三个场景下 5 个信道的时域“指纹”参数 N_{peak} 和 W 统计表

	N_{peak}					W				
	Test1	Test2	Test3	Test4	Test5	Test1	Test2	Test3	Test4	Test5
场景 1	1	1	1	1	1	3	4	4	5	4
场景 2	1	1	1	1	1	2	2	1	1	1
场景 3	2	3	2	2	3	4	8	5	7	8

从表中的统计结果上看，场景 3 中信道中 LOS 受到大幅度的衰减，使主峰位置发生偏移，因而统计得到的 \hat{k} 的概率密度函数中峰值个数 N_{peak} 通常大于 2；由 4.1.1 节中分析可知场景 1 的多普勒现象比场景 2 更严重，使得场景 1 的样点峰值标号 \hat{k} 随 n 变化较快，因此场景 1 的分布宽度 W 通常比场景 2 的分布宽度 W 要宽。

4.2 频域“指纹”特征

4.2.1 频域瀑布图特征

从频域角度考虑，可以对三个场景下的数据分别进行时频分析，将频谱分析结果与时间轴结合并绘制出瀑布图可以实现部分指纹特征提取。在瀑布图的绘制中，对每个测试样本做 fft，并将所有样本的频谱分析结果投影到由时刻和频率组成的二维坐标轴上，横轴表示频率，纵轴表示 1:1500 个信道样本（可以用于表征时刻），瀑布图中的颜色深浅表示在第 n 个测试样本中频率分量 f 的强度。下图给出了三个场景下的信道观测样本的瀑布图。

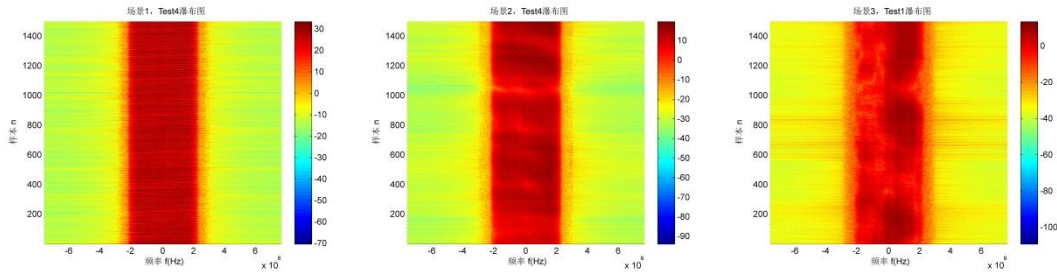


图 8 三个场景下的信道观测样本的瀑布图（左至右分别为场景 1,2,3）

沿时间轴（纵轴）观察，场景 1 的样本瀑布图具有较密的“频谱细纹”，间接说明信道频域幅值的短时起伏严重，甚至呈现出一定的周期性。场景 2 和场景 3 则没有明显的“频谱细纹”，因而变化相对缓慢。值得注意的是，场景 2 的慢变频域起伏可以划分成不同时间区间，在同一时间区间内没有频域的起伏，但是不同时间区间的衔接处会出现频域起伏，而场景 3 在时间轴上的频域起伏则不具备这种时间区间特性。沿频率轴（横轴）观察，场景 1 中采集到的样本每根“细纹”的颜色（频率分量的强度）分布较为均匀，并且近似与横轴平行，意味着在一次采样中，各个频点之间的强度差异很小，没有出现严重的频率选择性衰落。尽管场景 2 在少数区域频谱分布存在不均匀现象，但从总体上看，可以认为其频谱是均匀的。而场景 3 中的瀑布图则表现出明显的频选特性，在频率轴上的颜色分布不再均匀，而是呈现各自小块儿的颜色聚集，并且聚集区域无法划分出明确的时间区间。综上，依据频域预判的指纹特征总结如下：

表 3 频域图形化特征总结与判定依据

瀑布图沿时间轴 分布规律	较密的“频谱细纹”	场景 1
	区域性纹路	场景 2
	无规律纹路	场景 3
瀑布图沿频率轴 分布规律	无明显的频率选择性衰落	场景 1, 场景 2,
	有明显的频率选择性衰落	场景 3

4.2.2 频域可量化特征参数

通过观察数据瀑布图可知，瀑布图反映出来的均匀度对于区分场景 1、2 和 3 具有重要意义。在图像处理角度，定义均匀度为：

$$f_u = \left| \sum_i \sum_j \frac{A(i, j)}{1 + |i - j|} \right|$$

该参数反应了图像中各像素点取值的均匀程度。应用在语图当中可以反映频率分量随时间变化的程度。问题 1 中三种场景下的均匀度统计结果如下表：

表 4 三种场景的不同样本下的均匀度统计表

样本序号	场景 1	场景 2	场景 3
1	1.8e3	2.8e3	3.3e3
2	1.6e3	2.6e3	3.7e3
3	1.8e3	2.5e3	3.4e3
4	492.8	2.7e3	3.2e3
5	793.2	2.5e3	3.5e3

通过计算语图对应的均匀度可以将三个场景进行划分：当均匀度 $0 \leq f_u < 2e3$ 时，属于场景 1 的可能性最大； $2e3 \leq f_u < 3e3$ 时属于场景 2 的可能性最大； $f_u \geq 3e3$ 时数属于场景 3 的可能性最大。

4.3 相关域“指纹”特征

通过利用各个场景中观测的数据可以得到信道冲激响应 \mathbf{h}_k (1500*100) 后，利用这些信道系数可以计算各组之间的相关系数，并构成对称矩阵。

分别取三个场景下的第 3 个冲激响应矩阵，利用 \mathbf{h}_k 在每个时刻 n 下对应样值 (1*100) 进行计算,可以得到每组数据相关系数矩阵(Correlation Coefficient Matrix CCM)，利用 matlab 将数值作二维图得到相关系数矩阵图如下所示。

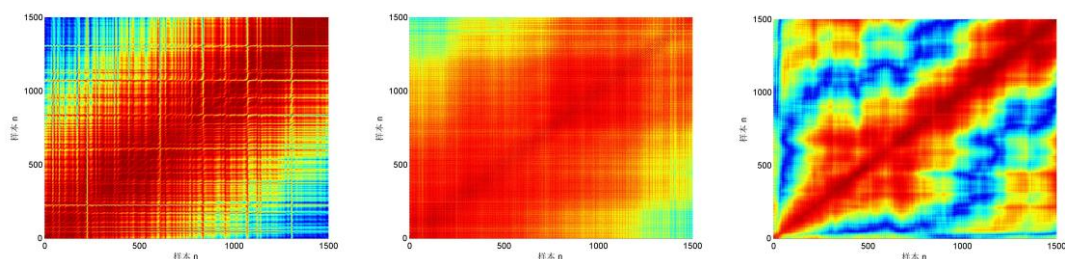


图 9 三个场景下的相关系数矩阵图（左至右分别为场景 1,2,3）

对比三组相关系数矩阵，可以发现：与瀑布图类似，在场景 1 中，信道的相关系数矩阵图具有更细的“纹理”特征，可以理解为相邻时刻较近的信道由于时变的特性，使得相关性强度在短小时内快速变化；

在场景二中，相关系数矩阵图中的“纹理”特性较之场景一更加“模糊”，即此时场景中时刻的变化并未对信道之间的相关性起到较大的影响。所以相关系数矩阵中的数值起伏较小，具有较强的连续性。

在场景三中，可以看出此时信道之间的相关性随时间的变化起伏很大，且不相干的时刻增多。相关系数矩阵图反映出的“纹理”呈现不规则状。但这种纹理特性和不规则特性比时域和频域更复杂，并不容易直接描述，因此考虑其他方式来衡量相关系数矩阵的差异性。

为了便于量化处理，可将相关系数矩阵作为图像进行处理。然后采用图像处理算法提取特征并加以区分实现信道的分类、识别。这里考虑使用 Tamura 纹理特征来区分不同类别的图像。Tamura 纹理特征在图像处理中被广泛用于图像检索、图像分割等，具有较强的特征识别性。Tamura 纹理特征算法需要首先计算图像的共轭灰度矩阵，再完成粗糙度、对比度和方向度三个主要的纹理特征来区分不同的场景。这三个纹理特征参数是 Tamura 纹理特征中最主要的三个特征参数，其表征作用明显。通过提取相关系数矩阵图中的纹理特征，可以量化不同信道相关系数矩阵，便于从而对其进行区别、划分和操作。

三个特征的计算方法如下所示：

➤ 粗糙度计算

首先计算图像中大小为 $2^k \times 2^k$ 个像素活动窗口中像素的平均强度值，即

$$A_k(x, y) = \sum_{i=2^{k-1}}^{x+2^{k-1}-1} \sum_{j=2^{k-1}}^{y+2^{k-1}-1} g(i, j) / 2^{2k}$$

其中， $k=1, 2, \dots, 6$ ； $g(i, j)$ 是位于活动窗口中第 (i, j) 个像素的强度值。然后计算对每个像素计算它在水平和垂直方向上互不重叠的窗口之间的平均强度差，即

$$\begin{cases} E_{k,h}(x, y) = |A_k(x+2^{k-1}, y) - A_k(x-2^{k-1}, y)| \\ E_{k,v}(x, y) = |A_k(x, y+2^{k-1}) - A_k(x, y-2^{k-1})| \end{cases}$$

其中，对于每个像素点，选择使强度差最大的 k 值来设置最佳尺寸，即 $S_{best}(x, y) = 2^k$ 。最后利用整幅图像中 (x, y) 的平均值求出粗糙度

$$F_{coa} = \frac{1}{mn} \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n S(i, j)$$

➤ 对比度计算

对比度是通过对像素强度分布情况的统计得到的。对比度计算公式为

$$F_{con} = \sigma / \alpha_4^{1/4}$$

其中， σ 为标准差； $\alpha_4 = \mu_4 / \sigma^4$ ， μ_4 表示四次距。

➤ 方向度计算

方向度的计算需要首先计算每个像素处的梯度向量。该向量的模和方向分别定义为

$$\begin{aligned} |\Delta G| &= (|\Delta_H| + |\Delta_V|) / 2 \\ \theta &= \tan^{-1}(\Delta_V / \Delta_H) + \pi / 2 \end{aligned}$$

其中， Δ_H 和 Δ_V 分别是通过图像卷积下列两个 3×3 操作符所得到的水平方向和垂直方向上的变化量。

$$PH = \begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -1 & 0 & 1 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix}, \quad PV = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \\ -1 & -1 & -1 \end{bmatrix}$$

当所有像素的梯度向量都被计算出来后，再通过构造一个直方图 H_D 来表达 θ 值。该直方图首先对 θ 的值域范围进行离散化，然后统计了每个 bin 中相应的 $|\Delta G|$ 大于给定阈值的像素数量。这个直方图对于具有明显方向性的图像会表现出峰值，对于无明显方向的图像则表现得比较平坦。最后，图像总体的方向性可以通过计算直方图中峰值的尖锐程度获得，表示如下：

$$F_{dir} = \sum_p \sum_{\phi \in w_p}^{n_p} (\phi - \phi_p)^2 H_D(\phi)$$

其中， p 为统计直方图中的峰值； n_p 为直方图中所有的峰值；对于某个峰值 p ， w_p 为该峰值所包含的所有的 bin； ϕ_p 为具有最高值的 bin。

按照以上分析过程，对三个场景下的 5 个数据包分别进行粗糙度，对比度和方向度的计算，统计结果如下表

表 5 三种场景下不同测量数据的相关系数矩阵对应的 Tamura 纹理特征

场景	粗糙度	对比度	方向度
场景 1	1-1	58.1	69.2
	1-2	59.4	75.7
	1-3	59.8	79.9
	1-4	59.5	67.6
	1-5	59.2	73.3
场景 2	2-1	60.2	41.3
	2-2	60.2	66.3
	2-3	60.7	65.3
	2-4	60.4	78.3
	2-5	60.2	79.6
场景 3	3-1	60.1	60.3
	3-2	60.2	60.7
	3-3	60.3	60.6
	3-4	60.2	60.6
	3-5	60.2	60.1

从上表可以看出，对不同场景下信道系数的相关系数矩阵图对应地具有不同的纹理特征。场景一中的粗糙度大致在[58 60]的之间，对比度在 67 以上，而方向度在[0.3 0.4]之间。场景二中的粗糙度略高于场景一，处在[60 61]的范围，对比度和方向较之场景一度有较大起伏，分别属于[40 80]与[0.2 0.7 的]范围。

场景三中的纹理特性相对平整，粗糙度和对比度均在[60 61]的范围，但方向度较高，一般都大于 0.5。

4.4 信道“指纹模型”的性能分析

为了衡量所寻找信道指纹的性能，定义了一个性能函数 Fun ，表达式如下：

$$Fun = \sum_{q=1}^Q \omega_q \cdot \left\| \overline{L_q^p} \right\|_F^2$$

其中 ω_q 和 $\overline{L_q^p}$ 表达式如下：

$$\begin{cases} \omega_q = \frac{1}{\sum_{p=1}^P \text{var}_M(L_q^{(p,m)}) + C} \\ \overline{L_q^p} = \text{mean}_M(L_q^{(p,m)}) \end{cases}$$

其中， $q=1,2,\dots,Q$ 表示信道“指纹”特征中的第 q 个特征参数，共有 Q 个； $p=1,2,\dots,P$ 表示第 p 个场景，其中 $P=3$ ； $m=1,2,\dots,M$ 表示第 m 个信道，其中 $M=5$ ； ω_q 是第 q 个特征参数的权值； $L_q^{(p,m)}$ 在第 p 个场景的第 q 个参数在第 m 个信道中的值； $\overline{L_q^p}$ 是 $L_q^{(p,m)}$ 对 M 个信道的均值。

性能函数 Fun 具体物理意义为：以同一特征参数在不同场景下的欧式距离为度量准则，若欧式距离越大，则说明该特征参数的性能越好；同时采用特征参数方差的倒数作为权值，若特征参数对于同一场景的不同信道都具有较为稳定的值，则说明特征参数的性能越好。

因此，可以对所提取的 3 个信道“指纹”特征进行比较。同时，所得到不同“指纹”特征参数性能值，能够为多“指纹”参数环境识别中的权值选取提供一定的参考价值。

5. 问题二：场景识别与匹配

5.1 数据包 1 的场景识别

(1) 依据图像化“指纹”特征

依据第 4 节中总结的各类“指纹”参数进行场景识别，对第一个数据包 Test1ForScene，首先通过时域和频域的图像化预判得到如下结果

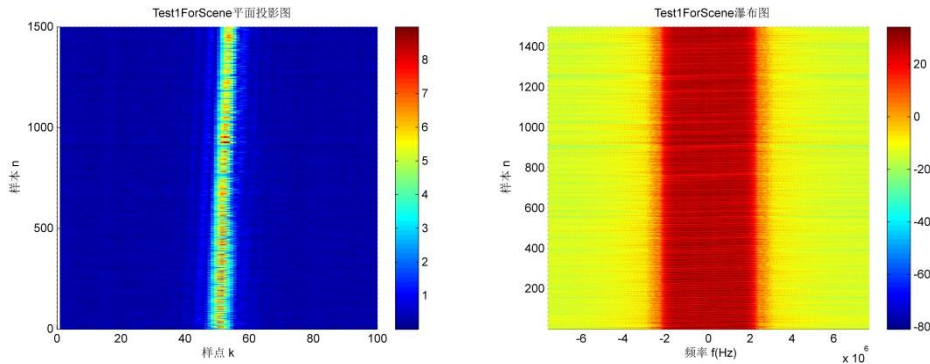


图 10 第一个数据包 Test1ForScene 的时域和频域的图像化预判

预判结果取 5 个“指纹”特征下的匹配结果一致性最高的结果，对于数据包 1，预判结果认为数据包 1 属于场景 1，各类特征识别汇总如下表：

表 6 Test1ForScene 的图形化“指纹”特征预判参数汇总表

“指纹”特征	特征匹配	匹配结果	预判结果
峰值幅度的时变特性	短时快速变化	场景 1	场景 1
峰值位置的分布特性	位置分布较为集中	场景 1, 场景 2	
峰值连线的斜率规律	斜线	场景 1	
瀑布图沿时间轴分布规律	较密的“频谱细纹”	场景 1	
瀑布图沿频率轴分布规律	无明显频率选择性衰落	场景 1, 场景 2	

(2) 采用时域“指纹”特征的判决

通过对数据包 Test1ForScene 进行峰值的归一化处理, 绘制其幅值的平面投影图和样点峰值标号的分布直方图如下:

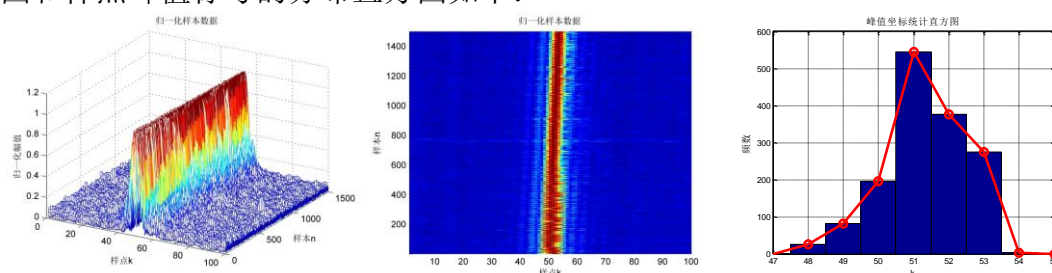


图 11 Test1ForScene 归一化处理后的平面投影图和峰值标号分布直方图

从上图中可以观察出其 LOS 链路一直存在, “时域”指纹参数 $N_{peak}=1$, 分布宽度 $W=3$, 可以判定为场景 1.

(3) 采用频域“指纹”特征的判决

对 Test1ForScene 的均匀度计算结果为: $f_u=468.3 \in (0, 2e3) \rightarrow$ 以最大的概率判为场景 1.

(4) 采用相关域“指纹”特征的判决

对 Test1ForScene 的相关系数矩阵绘制如下:

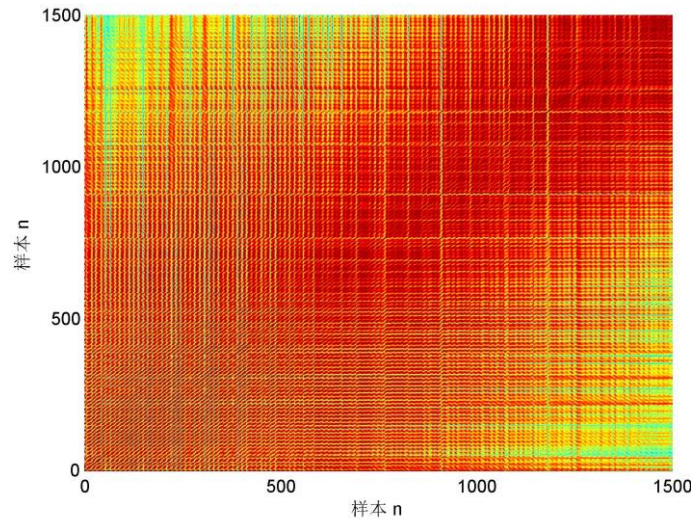


图 12 Test1ForScene 相关域指纹图形化特征

可以看出其相关系数矩阵的色图具有明显的细纹，符合场景 1 的特征，进一步计算其在相关域内的三个参数计算结果如下：

表 7 Test1ForScene 相关域指纹量化特征

数据	粗糙度	对比度	方向度
Test1ForScene	$58.6 \in [58\ 60]$	$73.6 > 67$	$0.23 \in [0.3\ 0.4]$

由上表可以看出，数据 1 以最大的概率落入场景 1 的判决区间，因此同样可以判定为场景 1。

综上所述，无论是采取图形化预判还是数值性量化处理，对于问题 2 中的第一个数据包 Test1ForScene 的场景划分结果均属于场景 1。

5.2 数据包 2 的场景识别

(1) 依据图像化“指纹”特征识别

数据包 2 的场景识别过程与数据包 1 相似，首先对 Test2ForScene 进行时域和频域的图像化预判，得到的结果如下：

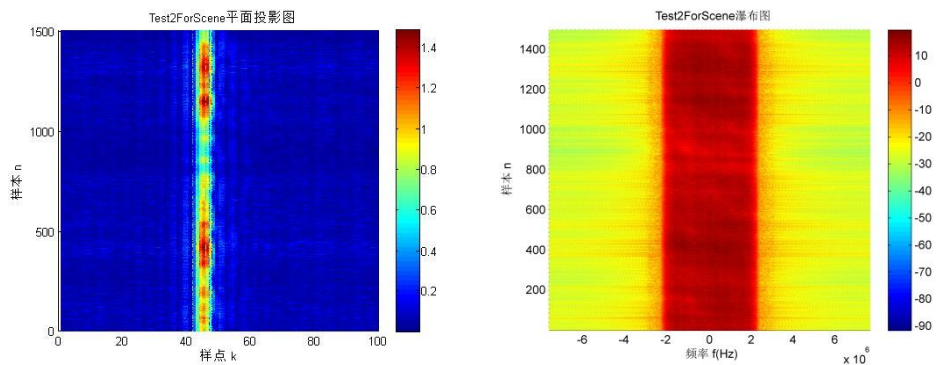


图 13 第二个数据包 Test2ForScene 的时域和频域的图像化预判

从时域和频域结构特点上看，数据包 2 与数据包 1 特征具有很多差异，因而匹配的结果会存在差异，汇总如下表：

“指纹”特征	特征匹配	匹配结果	预判结果
峰值幅度的时变特性	变化相对缓慢	场景 2，场景 3	场景 2

峰值位置的分布特性	位置分布较为集中	场景 1, 场景 2
峰值连线的斜率规律	接近直线	场景 2, 场景 3
瀑布图沿时间轴分布规律	区域性纹路	场景 2
瀑布图沿频率轴分布规律	无明显频率选择性衰落	场景 1, 场景 2

(2) 采用时域“指纹”特征的判决

通过对数据包 Test2ForScene 进行峰值的归一化处理后，绘制其幅值的平面投影图和样点峰值标号的分布直方图如下：

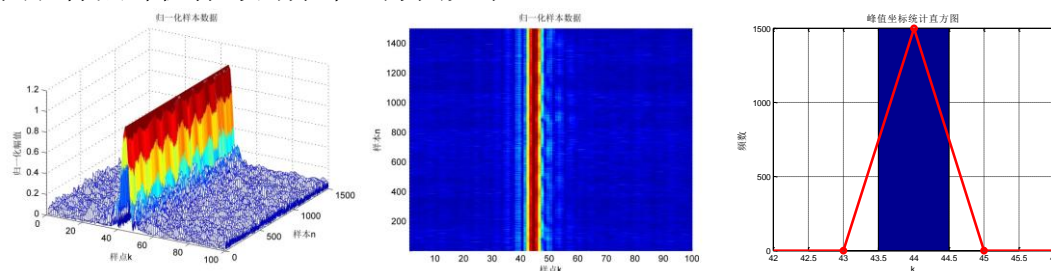


图 14 Test2ForScene 归一化处理后的平面投影图和峰值标号分布直方图

从上图中可以观察出其 LOS 链路一直存在，“时域”指纹参数 $N_{peak}=1$ ，因而不属于场景 3，分布宽度 $W=0$ ，说明样点峰值标号 \hat{h} 分布很集中，可以判定为场景 2。

(3) 采用频域“指纹”特征的判决

对 Test2ForScene 的均匀度计算结果为： $f_u=2.3e3 \in (2e3, 3e3) \rightarrow$ 以最大的概率判为场景 2。

(4) 采用相关域“指纹”特征的判决

对 Test2ForScene 的相关系数矩阵绘制如下：

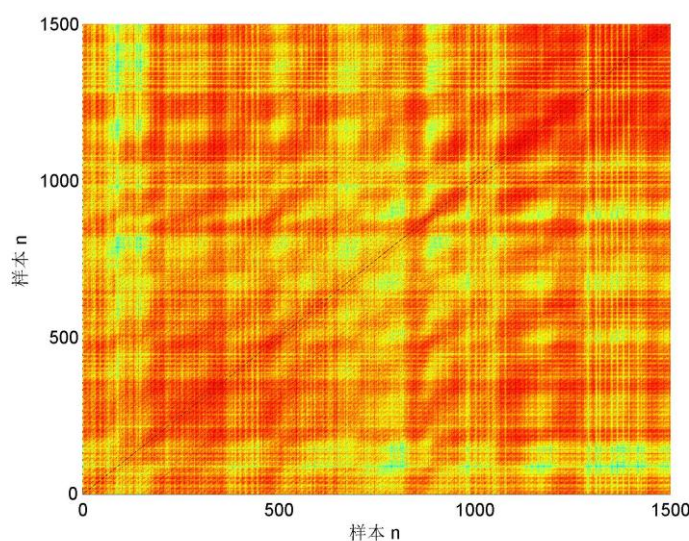


图 15 Test2ForScene 相关域指纹图形化特征

可以看出其相关系数矩阵的色图具有明显的细纹，符合场景 1 的特征，进一步计算其在相关域内的三个参数计算结果如下：

表 8 Test2ForScene 相关域指纹量化特征

数据	粗糙度	对比度	方向度
Test2ForScene	$60.7 \in [60\ 61]$	$47.2 \in [40\ 80]$	$0.26 \in [0.2\ 0.7]$

由上表可以看出，数据 2 以最大的概率落入场景 2 的判决区间，因此同样可以判定为场景 2。

综上所述，无论是采取图形化预判还是数值性量化处理，对于问题 2 中的第一个数据包 Test1ForScene 的场景划分结果均属于场景 1。

6. 问题三：基于“指纹”特征的区域划分

6.1 区域划分流程

➤ 区域划分间隔的确立：

问题一中相邻信道样本的间隔为 2/3ms，测试共 1s 得到 1500 组数据；

问题三中相邻信道样本的间隔为 10ms，测试 177s 得到 17700 组数据；

问题三中每 100 组相邻信道样本累计时间为 1s。考虑到问题一中的信道“指纹”都是建立在 1s 的观测数据上，所以这里最小分段为选择 100 组数据，即 1s 的数据。这样 sample.mat 数据被分为 177 段。每个数据包内包含 100*100 个数据；

➤ 用 MUSIC 算法估计多径时延：

由于观测 sample.mat 中的信道冲击响应的多径数据不明显，为了能够较为准确的分段，利用 MUSIC 算法结果接收数据与参考滤波器系数估计多径时延；通过设置门限划分为三大类：仅直达径、包含一条多径、包含两条多径(门限外可能的三径及以上，由于分量的贡献较小，不再考虑)。通过上述步骤可以将区域划分为仅存在视距路径区域和多径区域。

➤ 视距路径区域的细分

仅存在视距路径的区域，称之为视距路径区域。在视距路径区域中，由于没有多径效应的影响，信号样本点的峰值可以直接表征视距路径的影响。此时，不同区域所表现出的差异性主要体现在对视距路径增益上。视距路径区域的划分方法见 6.2 节

➤ 包含一条多径的区域的细分

对于包含一条多径的区域；考虑适应 Tamura 纹理特征进行划分，由于计算图像的纹理特征仍需较大的计算量，因此考虑利用多径在数据包内出现的频次以及均匀程度对数据再次进行划分，而对处理后仍包含较多数据的类别进行 Tamura 纹理特征提取，实现精细特征的划分。

➤ 包含两径的区域细分

对于包含两径的情况，需要结合时域和频域的“指纹”特征进行联合划分。

综上，可以得到基于无线信道指纹的信道划分“倒金字塔信息模型”如下：

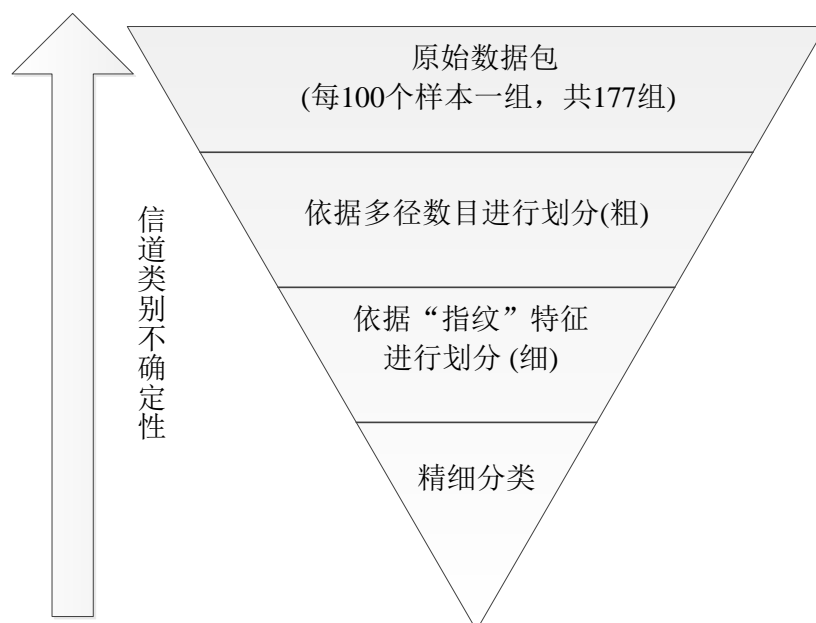


图 16 基于无线信道指纹的信道划分“倒信息金字塔”模型

在第一步中将 17700 个样本分为按照每组 100 个样本进行分割，可以得到 177 个数据包，在这 177 个数据包的基础上进行基于多径时延的划分。用 MUSIC 算法对 sample.mat 实测数据的时延估计得到的统计结果如下图：

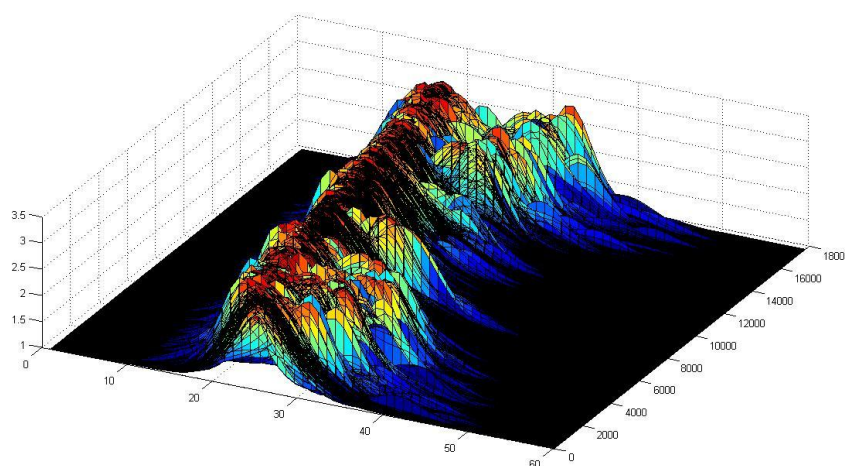


图 17 利用 MUSIC 算法估计多径时延

观察上述图像可以发现其中可能包含许多场景，结合多径效应的“指纹”特征，在利用时延特性进行多径分类时，预先设定多径数目最多为 3，超出 3 的部分，不予以考虑。

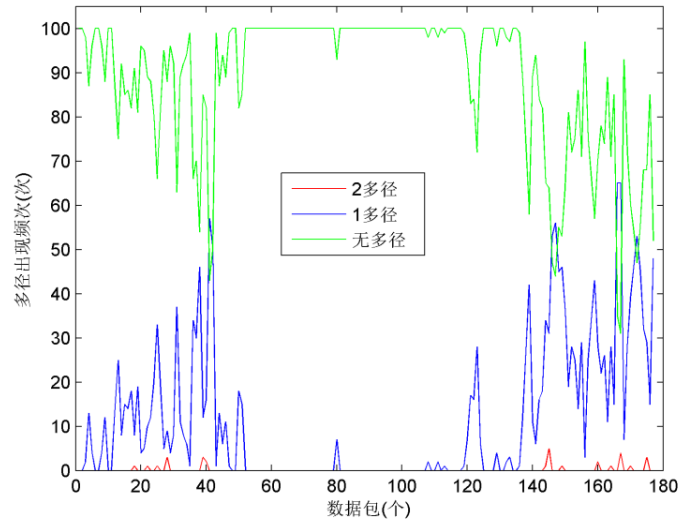


图 18 不同类的多径数目对应不同数据包的分布

上图反映了不同数据包对应的多径类型以及多径数目，可以看出直达经(无多径)遍布整个数据包范围，存在一条多径的数据包主要分布在开始和末尾。包含 2 条径的数据包则非常少，其主要位置分布类似于一条多径的情况。

依据上述分析，我们利用 MUSIC 算法估计多径时延后可以将数据包按多径分类（无多径，一条多径，两条多径）后的结果如下表：

表 9 问题三实测数据包按多径划分后的结果

无多径	1 2 6 7 10 11 48 49 52 53 54 55 56 57 58 59 60 61 62 63 64 65 66 67 68 69 70 71 72 73 74 75 76 77 78 79 81 82 83 84 85 86 87 88 89 90 91 92 93 94 95 96 97 98 99 100 101 102 103 104 105 106 107 109 110 112 114 115 116 117 118 125 126 127 128 130 131 134 135(只有直达波)
一条多径	3 4 5 8 9 12 13 14 15 16 17 19 20 21 23 24 26 27 29 30 31 32 33 34 35 36 37 38 41 42 43 44 45 46 47 50 51 80 108 111 113 119 120 121 122 123 124 129 132 133 136 137 138 139 140 141 142 143 146 147 148 150 151 152 153 154 155 156 157 158 159 161 163 165 166 168 169 171 172 173 174 176 177 (直达波加一条多径)
两条多径	18 22 25 28 39 40 144 145 149 160 164 167 170 175 (直达波加两条多径)

6.2 无多径时的区域划分

结合上述分析结果，在时域上对无多径时的区域进行划分时步骤如下：

- (1) 采用最小二乘法通过接收信号求得信道冲激响应响应；
- (2) 将所有视距路径的信号峰值线提取出来；
- (3) 根据信号峰值线随样本 n 的变化情况可以将视距路径区域进行进一步的划分。

为了能够较为细致的了解信号峰值线随时刻 n 的变化情况，以 100 个数据样点为 1 个单位，进行 $N_{FFT} = 1024$ 点的傅氏变换，可以得到视距路径区域信号的频谱随时间变化情况。视距路径区域的时频特性瀑布图如图 19 所示。

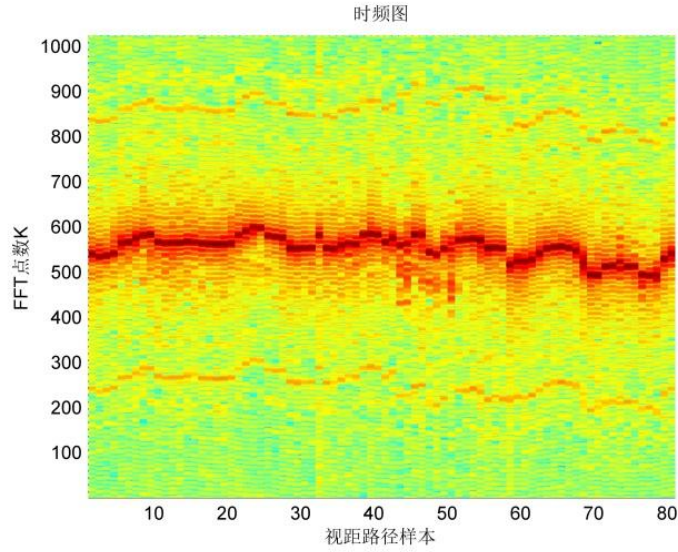


图 19 视距路径区域的时频特性瀑布图

由图可知，在不同的样本时刻，信号所处的频率中心有所不同，即信号能量的集中位置发生了变化。根据该特点，可以将频率中心位置作为一个信道“指纹”进行视距路径区域的细分。通过统计可以得到所有视距路径的频率中心位置 $f_{center} \in [490, 610]$ ，因此可以根据数据样点的中心频率的分布位置划分为不同区域。综合考虑区域划分的准确性与复杂度，可以采用数据样点傅氏变换的第一零点带宽作为数据点频率中心划分的间隔。如图 20 所示，对接收样本频谱进行分析。

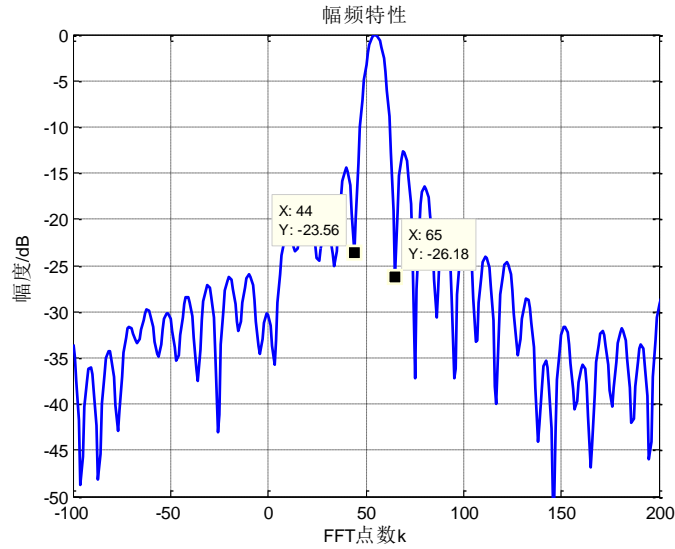


图 20 接收样本频谱结构

由上图可知，第一零点带宽对应的 FFT 点数 $\Delta_{nfft}=20$ 。因此考虑将所有视距路径区域内数据样本的频率中心以 20 点 fft 作为划分间隔进行统计，在相同频率间隔内的区域划分为同一区域，处于不同频率间隔内的区域认为是不同的区域。得到视距路径区域的频率中心点统计如图所示。

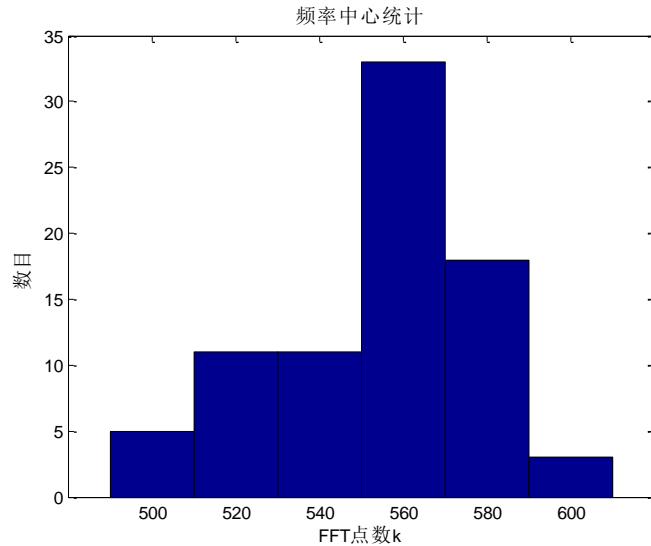


图 21 不同频率中心的数据包个数统计

在上图中，横轴用 FFT 点数表征频率，落在相同频率子带上的数据认为处于同一区域，因此视距路径区域可以依据中心频率的不同划分为 6 个子区域。最终划分结果如下：

表 10 依据中心频率的子区域划分结果

中心频点 区间	区域划分
[490,510)	112 114 126 127 128
[510,530)	99 100 101 102 110 115 116 117 118 125
[530,550)	1 2 6 88 89 103 109 130 131 134 135
[550,570)	7 10 52 53 54 55 56 57 58 59 60 61 62 70 71 72 73 75 76 77 78 79 84 85 90 91 96 97 98 104 105 106 107
[570,590)	11 48 49 63 67 68 69 74 81 82 83 86 87 92 93 94 95
[590,610)	64 65 66

6.3 存在多径时的区域划分

对于包含一条多径的情况，首先通过设置门限，利用每个 1s 数据包中多径出现的频次将其再次分类。设置门限分别为 10 与 30 将其分为三段：

表 11 依据数据包中多径出现频次分段结果

数据包内多径频次 小于等于 10 (少频次)	3 5 8 14 20 21 27 29 30 34 35 43 45 47 80 108 111 113 119 120 124 129 132 133 136 141 156 168
数据包内多径频次大于 10，小于等 30 (中频次)	4 9 12 13 15 16 17 19 23 24 26 32 37 44 46 50 51 121 122 123 137 138 139 140 142 143 151 152 153 154 155 157 161 163 165 169 176
数据包内多径频次大于 30 (高频次)	31 36 38 41 42 146 147 148 150 158 159 166 171 172 173 174 177

将含一条多径的数据按多径的频次分为三类后，可以结合信道相关系数矩阵图的 Tamura 纹理特征进一步划分类别。其方法类似问题一的求解。下面以数据包内多径频次小于等于 10 的情况为例进行说明，其余两种情况将采用同样

的做法处理。

表 12 少频次数据的相关系数矩阵对应的 Tamura 纹理特征

数据包	粗糙度	对比度	方向度	数据包	粗糙度	对比度	方向度
3	58.2	47.2	1.92	80	58.3	48.8	1.91
5	58.2	44.1	1.95	108	57.8	48.4	1.94
8	59.3	41.2	1.95	111	57.8	48.2	1.93
14	59.3	38.7	1.95	113	57.7	48.7	1.95
20	58.3	46.7	1.95	119	56.4	41.6	1.94
21	59.3	48.3	1.95	120	58.7	45.8	1.95
27	59.1	38.2	1.95	124	56.4	48.2	1.93
29	59.2	38.1	1.95	129	55.2	43.8	1.94
30	58.4	46.6	1.91	132	55.4	44.2	1.95
33	59.2	45.3	1.95	133	56.7	43.2	1.94
34	58.3	46.8	1.96	136	58.3	42.8	1.93
35	53.7	43.7	1.94	141	54.2	38.3	1.94
43	58.3	47.1	1.95	156	55.6	38.4	1.95
45	55.3	43.2	1.96	168	58.3	47.2	1.95
47	55.6	44.7	1.94				

通过利用表 x 中粗糙度、对比度以及方向度三个特征(这里选取粗糙度与对比度的差值进行划分)可将少频次数据进一步划分为:

A1. {3 5 20 21 30 33 34 119 120 124 129 132 133 136}

A2. {8 35 43 45 47 80 108 111 113 168}

A3. {14 27 29 141 156}

注意到利用纹理特征进行划分的方法不唯一，应当选择使得划分尽可能明显的特征进行处理，且可根据具体环境以及需求进行调整。类似于少频次的处理方法可以对中频次以及高频次的数据进行处理并分类。分类结果如下:

中频次数据利用纹理数据分类结果:

B1. {4 23 24 26 32 50 51 121 122 123 151 152 153 165 169 176}

B2. {9 12 13 15 16 19 137 138 139 140 142 143 154 155 157 161 162 163}

B3. {17 37 44 46}

高频次数据利用纹理数据分类结果:

C1. {31 41 42 171 172 173 174}

C2. {36 38 150 166 177}

C3. {146 147 148 158 159}

7. 问题四：区域识别与匹配

7.1 样本 1 的区域识别

对于第一段数据 SampleForTest1，首先依据第 6.1 节的区域划分准则，对这段数据进行多径数目的估计，通过判决后，可以得知数据 SampleForTest1 中存在非视距路径，具有多径效应。因此需要通过匹配多径数目、多径频次、相关系数矩阵图的纹理特征，并在细微区域结合视频特性，将 SampleForTest1 与位于多径区域内的相同长度的样本进行匹配识别。用符合度来衡量两段数据的匹配程度，其定义如下:

符合度计算采用的是两个测试信道测试数据的相关系数矩阵的相似度，即

$$r = \frac{\sum_i \sum_j (A(i, j) - \bar{A})(B(i, j) - \bar{B})}{\sqrt{\sum_i \sum_j (A(i, j) - \bar{A})^2 \sum_i \sum_j (B(i, j) - \bar{B})^2}}$$

其中， \bar{A} ， \bar{B} 分别表示矩阵 A 和 B 的均值。经过分段匹配，初步认为可以将 SampleForTest1 数据归类至 B2 类别中。通过进一步计算相关系数矩阵的相似度可以找到一个匹配较高的路段。不过指纹特性只是相似，而非相同，故对于 SampleForTest1 的数据并不存在 100% 符合问题三中的任意场景或者路段，仅与第 139s-140s 路测量的信道符合度 79% 以上。

实测数据 Test1 的时域、频域以及相关系数矩阵图如下：

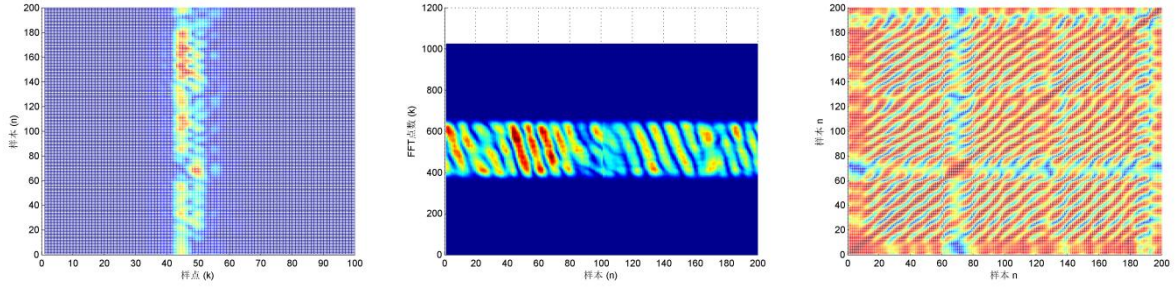


图 22 实测数据的时域投影，频谱图和相关系数矩阵图

第 139-140 数据包(139s-140s)实测数据：

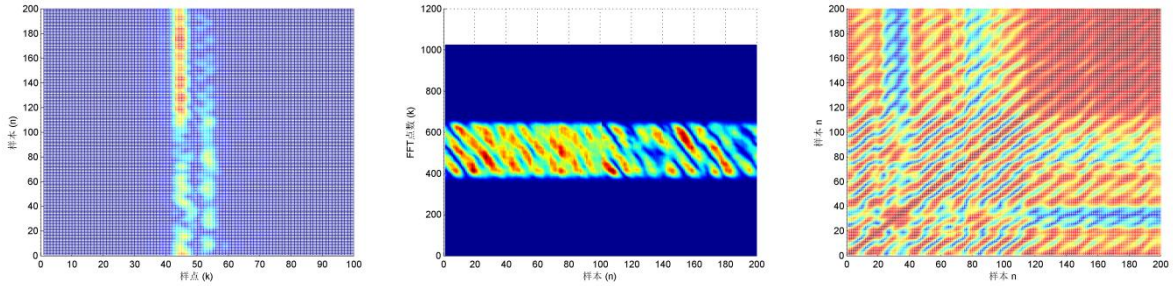


图 23 Sample 数据中 139-140 数据包的时域投影，频谱图和相关系数矩阵图

7.2 样本 2 的区域识别

为了判断数据样本 SampleForTest2 是否来自于问题 3 给的 Sample.dat 中，首先采第 6 节中的区域划分办法，对数据样本的路径数目做出预判。通过判决后，可以得知数据样本中仅存在视距路径。由于样本数据的大小为 100×200 ，进行区域划分的数据均以 100 个样本为一个单位。所以将样本数据划分为 2 个数据包，即 2 个 100×100 大小的数据包。然后计算 2 个数据包的频率中心，如下图所示：

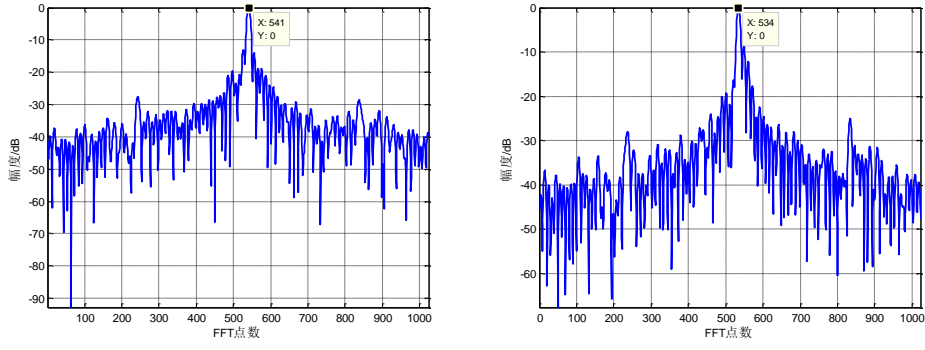


图 24 SampleForTest2 的 2 个数据包的频率中心示意图

可以看出两者频率中心分别为 $f_{center1} = 541$ ， $f_{center1} = 534$ 。通过对比频率中心区间，可以得知该数据的频率中心位于数据包 3 的数据路径区域频率中心范围内。所以可以判断样本数据来自于数据包 3 中，且位于数据路径区域中的第 3 区域。再通过依次与第 3 区域中的数据进行相关匹配运算，计算相关系数 r 可以找到最相似数据段，相关系数 r 计算如下：

$$r = \frac{\sum XY - \frac{\sum X \sum Y}{W}}{\sqrt{(\sum X^2 - \frac{(\sum X)^2}{W}) (\sum Y^2 - \frac{(\sum Y)^2}{W})}} W$$

$$r = \frac{\sum XY - \frac{\sum X \sum Y}{W}}{\sqrt{(\sum X^2 - \frac{(\sum X)^2}{W}) (\sum Y^2 - \frac{(\sum Y)^2}{W})}}$$

上式中以 X 表示样本数据； Y 表示数据包 3 中数据； W 表示数据包长度， X 和 Y 长度均为 200。因此可以得到最佳匹配数据段 \tilde{Y} ：

$$\tilde{Y} : \arg \max_Y \{r\}$$

以相关系数 r 为衡量指标进行匹配可以得到样本数据与数据包 3 中的 8901-9100 段数据完全重合。

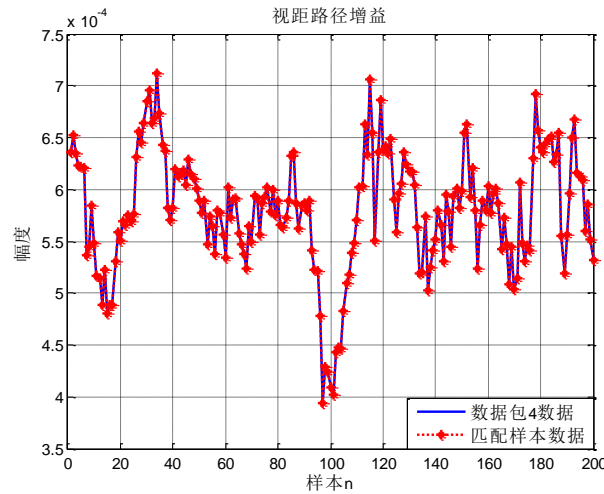


图 25 SampleForTest2 与成功匹配的样本视距路径增益

8. 模型总结与改进方向

为了研究移动通信中无线信道“指纹”特征的问题，本文从时域、频域和相关域三种变化域提取了时域上的冲激响应峰值对应的时变特性、位置分布特性以及斜率特性、频域上时频图量化后的均匀程度以及相关域相关矩阵图的 Tamura 纹理特征等特征“指纹”作为不同场景下无线信道的身份标示。

受图形化处理方法的限制，部分参数可以由人眼进行清晰分辨却无法建立合适的统计量进行量化分析，导致信道的有效“指纹”信息并没有得到全部利用，导致部分场景划分或区域识别不够精细，有待改正。

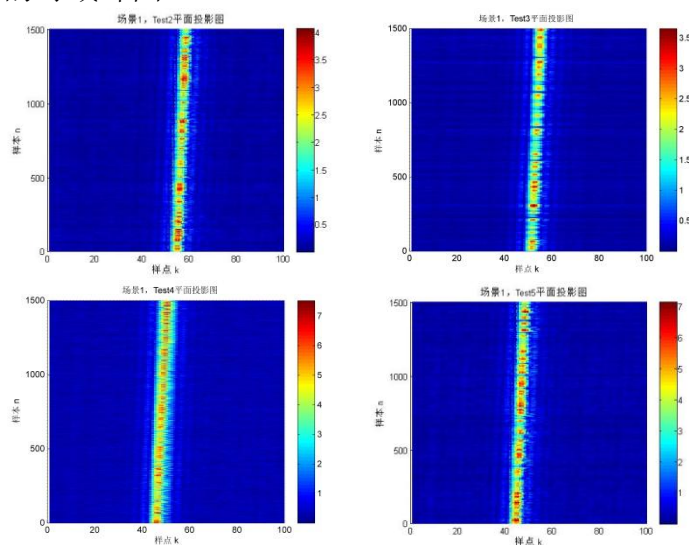
参考文献

- [1] 盛骤, 谢式千, 潘承毅, 概率论与数理统计, 北京: 高等教育出版社, 2007
- [2] Kouyoumjian R G, Pathak P H. A uniform geometrical theory of diffraction for an edge in a perfectly conducting surface[J]. Proceedings of the IEEE, 1974, 62(11):1448-1461
- [3] 樊昌信, 曹丽娜, 通信原理, 北京: 国防工业出版社, 2006.

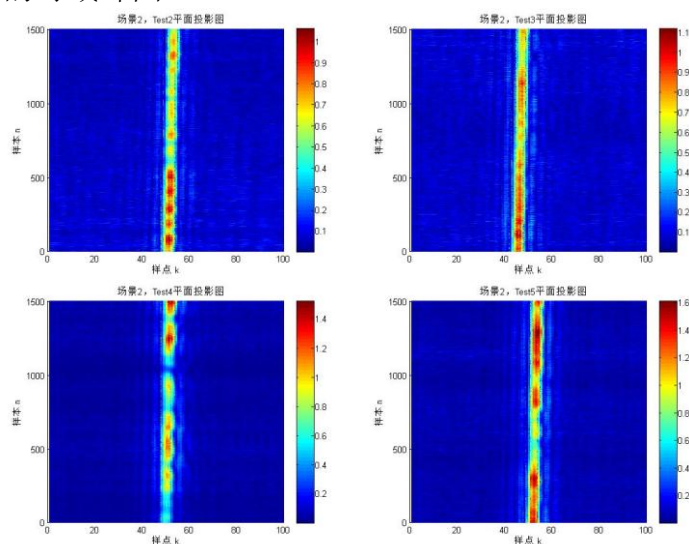
附录

附录 1 三个场景下的时域峰图

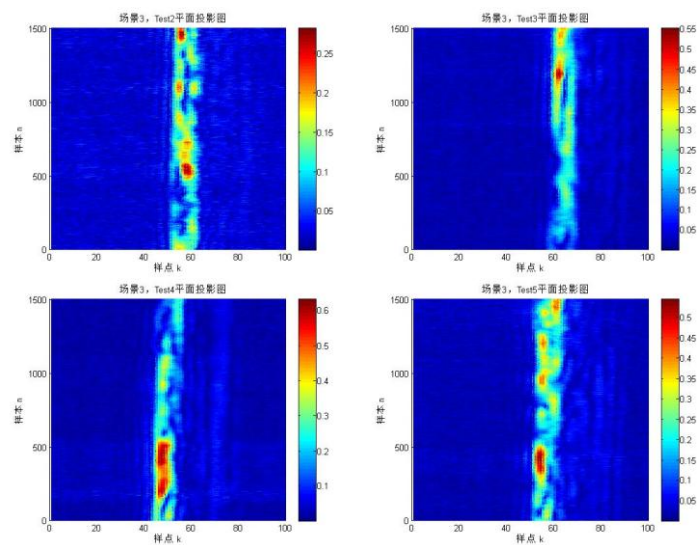
➤ 场景 1 下的时域峰图



➤ 场景 2 下的时域峰图

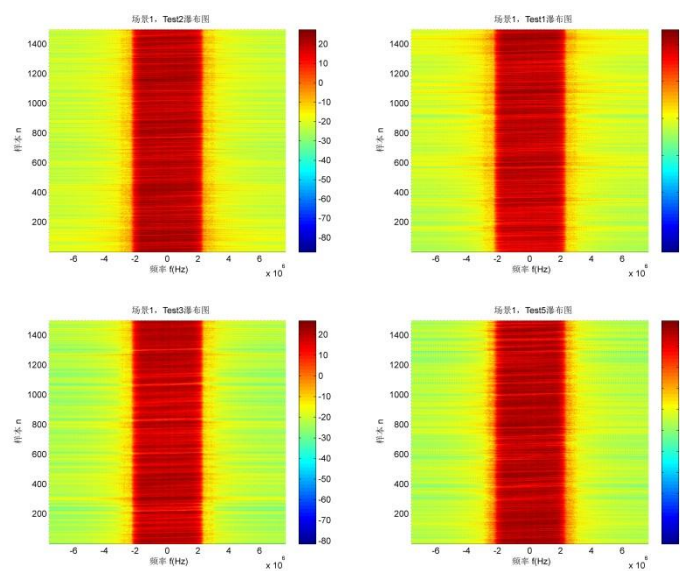


➤ 场景 3 下的时域峰图

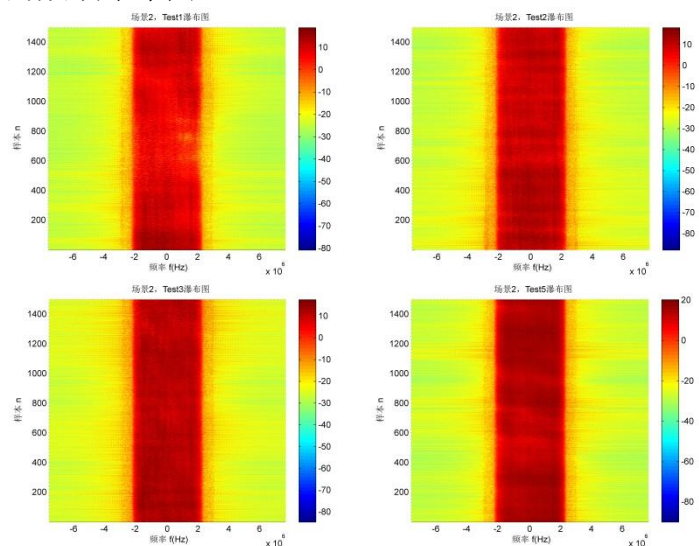


附录 2 三个场景下的频域瀑布图

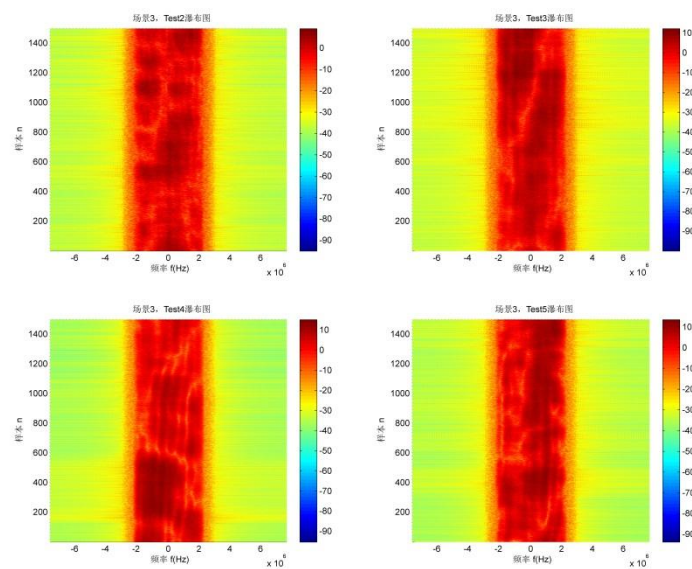
➤ 场景 1 下的频域瀑布图



➤ 场景 2 下的频域瀑布图

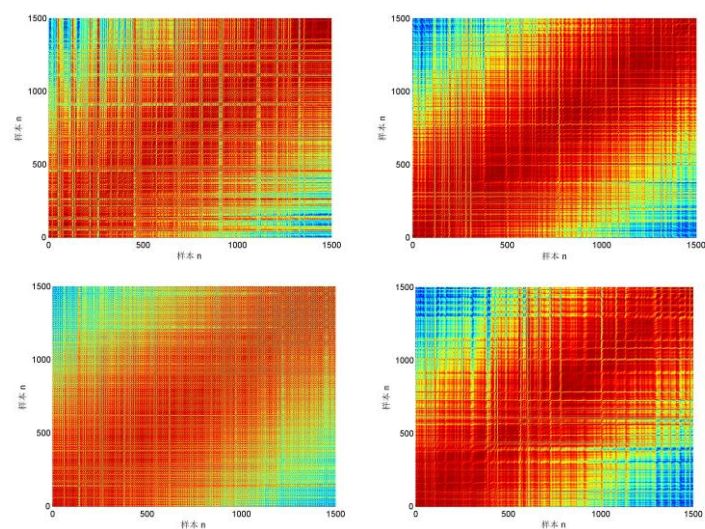


➤ 场景 3 下的频域瀑布图

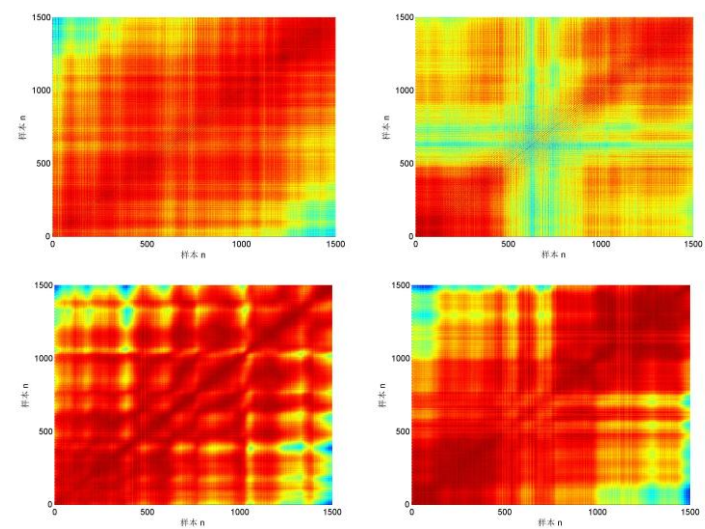


附录 3 三个场景下的相关系数矩阵

➤ 场景 1 下的相关系数矩阵



➤ 场景 2 下的相关系数矩阵图



➤ 场景 3 下的相关系数矩阵图

