

西北工业大学
硕士学位论文
Hough变换关键问题研究及其在航迹起始方法中的应用
姓名：金术玲
申请学位级别：硕士
专业：控制理论与控制工程
指导教师：程咏梅
20040301

摘要

通过大量数据的非相干积累,利用 Hough 变换可在低信噪比下提取信号特征,这在低信噪比自动航迹起始以及低信噪比图像处理中有重要的应用价值。本文在“十五”预研项目关于低信噪比目标跟踪研究的资助下,研究了标准 Hough 变换的参数空间量化以及参数提取问题。主要工作如下:

1. 以基于 Hough 变换的航迹起始为具体研究对象,比较深入地分析了标准 Hough 变换在应用中存在的三个关键问题:参数量化、积累方式和参数提取。
2. 推导了参数积累单元投票的概率分布,并根据所得的分布指出了因变量参数量化时应注意的问题,为航迹可分辨性的参数设计提供了依据。
3. 提出了一种参数积累单元的权值积累方法,改善了峰值单元与其附近单元的积累值的可区分性,从而为参数提取创造了有利条件。仿真表明该方法能够有效起始航迹。
4. 给出了一种峰值提取算法,并在航迹起始中,将采用该算法与不采用该算法的航迹起始结果进行了比较,验证了该算法的可行性和有效性。

关键词: Hough 变换 参数量化 权值积累 投票分布 峰值提取 航迹起始

Abstract

Through the noncoherent integration of great numbers of data, and by using Hough transform the features of signals in low SNR (signal-to-noise-ratio) can be extracted. Therefore, the Hough transform may play an important role in the automatic track initiation and the processing of images with low SNR environment. Supported by the key research project related to target tracking in low SNR and electronic warfare's environment, a part of the tenth Five-year plan our research focuses on the problems of the parameter quantization and parameter extraction. The main works are as follows.

1. Three key problems of Hough transform in track initialization field are presented: parameter quantization, accumulate method and parameter extraction.
2. Firstly, the vote distribution of parameter accumulate cells is proposed. Hence several important aspects of the dependent variable are proposed and which gives a reference for how to quantize the parameters.
3. Secondly, a method of weight integration of 'votes' is proposed. Simulation results show that the method can significantly improve the separability between the local peak cell and its neighbors compared with the standard binary integration method.
4. Finally, a peak extraction method is proposed for further improving the separability between the local peak cell and its neighbors in multiple target tracking. The simulation of multiple track initiation shows its feasibility and effectiveness.

Keywords: Hough Transform; parameter quantization; weight integration; votes distribution; peak extraction; track initiation

第一章 绪 论

§ 1.1 引言

Hough 变换是 Paul Hough 在 1962 年提出的一种图像边缘检测技术,它可以识别和检测图像空间的任意解析曲线。Hough 变换以其对局部缺损的不敏感、对随机噪声的鲁棒性以及适于并行处理、实时应用等优良特性,备受图像处理、模式识别和计算机视觉领域学者的青睐^[1-10]。同时也正是由于它的上述特点,使得基于 Hough 变换的航迹起始方法成为当前航迹起始方法研究的热点。

Hough 变换的突出优点就是可以将图像空间中较为困难的全局检测问题转化为参数空间中相对容易解决的局部峰值检测问题。Hough 变换的这一突出优点,克服了传统航迹起始方法^[11-28]的缺陷,解决了航迹起始研究,特别是复杂环境下航迹起始研究的瓶颈问题,大大推动了航迹起始研究的发展;同时复杂环境航迹起始中特有的强杂波、低信噪比、低检测概率及高虚警率等问题又为 Hough 变换研究提供了肥沃的土壤以及广阔的成长空间。二十世纪八十年代初,自从 Smith 和 Winter^[29]将 Hough 变换作为一种有效的航迹起始方法提出以来,基于 Hough 变换的航迹起始方法有了很大的发展。1994 年,Carlson, Evans 和 Wilson 在系列文章^[30-32]中,结合单搜索雷达这一具体应用背景,从系统概念、起始性能以及积累方法等角度,对基于 Hough 变换的起始方法进行了较为详细的论述。在 1998 和 2000 年的融合会议上,文献^[33,34]提出了同类多传感器的基于 Hough 变换的航迹起始方法。1998 年,Yankowich 在文献^[35]提出了基于 Hough 变换的多目标多传感器航迹起始融合算法等等。在国内,程洪玮、孙仲康等在文章^[36]中主要对基于 Hough 变换航迹起始方法中采用两种不同的积累方法时,航迹起始的检测概率及虚警概率进行了分析,同时还对目标数据分簇和航迹启动进行了讨论。王怀理等^[37]将变换函数进行改进,改进了传统 Hough 变换中性能随距离变化的缺点,解决了跨相邻积累图元造成积累丢失。王国宏等^[38]提出了将 Hough 变换和逻辑相结合

的航迹起始方法，即首先利用 Hough 变换剔除大量的杂波，之后应用滑窗法快速起始航迹。

本文主要以航迹起始这一特定应用背景为牵引，对 Hough 变换技术应用中存在的几个关键问题进行了研究。给出参数空间量化间隔的选取标准，提出了基于样本标准差的权值积累方法，并给出峰值提取算法。

§ 1.2 Hough 变换的基本原理

众所周知，图像空间中的任意解析曲线可以表述为：

$$f((\hat{a}_1, \dots, \hat{a}_n), (x, y)) = 0 \quad (1-1)$$

其中 $\hat{a}_1, \dots, \hat{a}_n$ 为该曲线的特征参数。如果将上式中的特征参数与变量的角色调换，那么，式(1-1)等价于：

$$g((\hat{x}, \hat{y}), (a_1, \dots, a_n)) = 0 \quad (1-2)$$

也就是说，图像空间中属于同一解析曲线的点经过式(1-2)后，都映射到参数空间中，且相交于由参数 a_1, \dots, a_n 确定的点。从而说明，只要图像空间中属于同一解析曲线的数据点足够多，我们就可以通过判断参数空间中各参数点的积累值来确定此解析曲线的描述。Paul Hough 正是基于这样的科学事实，于 1962 年提出了(直线)Hough 变换^[39]。

Hough 变换的本质是从图像空间到参数空间的映射，其基本思想是把解析曲线从图像空间映射到以参数为坐标的参数空间中，根据参数空间的一些标识反过来确定曲线的参数值，进而得出图像空间中各种边界的确定性描述。这样，Hough 变换就把图像空间中较为困难的全局检测问题转化为参数空间中相对容易解决的局部峰值检测问题。同时也可以将 Hough 变换描述为证据积累过程：图像空间中的任意数据点，通过变换函数的作用，在参数空间中，对所有可能经过这一数据点的图形对应的参数进行投票；所有数据点的投票在积累矩阵中进行积累，投票结束后，各积累单元的积累值表示所检测图形的参数为相应积累单元对应参数的概率的大小。下面以直线检测为例，进一步说明 Hough 变换的基本原理。

在直角坐标系中，直线方程的斜率-截距式为：

$$y = mx + p \quad (m, p \text{ 为参数}) \quad (1-3)$$

上式的等价变换为：

$$p = -xm + y \quad (1-4)$$

在式(1-4)中，如果将 x, y 视为参数，而将 m 看成自变量，那么在 $x-y$ 平面内的任意一点 (x_i, y_i) ，依据式(1-4)对应着 $m-p$ 平面中一条直线。由于 $x-y$ 平面中的任意一条直线，可以由特定参数点 (m, p) 唯一确定，也就是说， $x-y$ 平面内，位于同一条直线上的点，定义了参数空间的多条直线，并且这些直线在 $m-p$ 平面中交于一点，此公共交点定义了 $x-y$ 平面内以该点坐标为参数的直线。如图 1-1 所示。

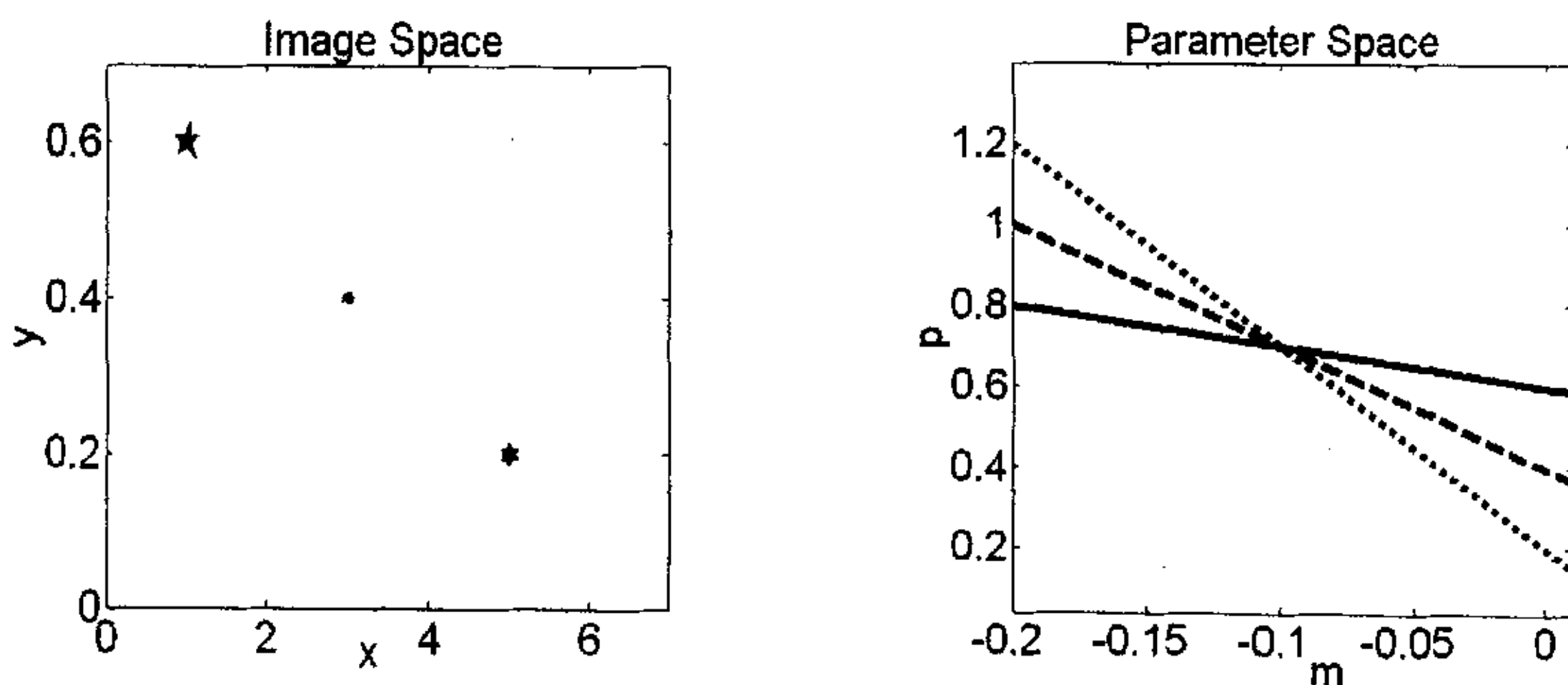


图 1-1 直线 Hough 变换映射图

从图 1-1 中，可以看出图像空间中位于同一条直线 $y = -0.1 \cdot x + 0.7$ 上的三个点：(1,0.6) (由五角星表示)、(3,0.4) (由小圆表示)、(5,0.2) (由六角星表示)，通过变换函数 $p = -xm + y$ 分别映射为参数空间中的三条直线： $p = -m + 0.6$ (实线)、 $p = -3 \cdot m + 0.4$ (短划线)、 $p = -5 \cdot m + 0.2$ (虚线)；并且这三条直线在参数空间中交于一点 $(-0.1, 0.7)$ ，这个交点坐标恰恰确定了图像空间的直线。这就是 Hough 变换的基本原理。

在 Hough 变换中，把原数据平面 $x-y$ 平面称为图像空间，把由参数 (m, p) 确

定的 $m-p$ 平面称为参数空间，将 $p = -xm + y$ 称为变换函数。之所以将原数据平面称为图像空间有两个原因：其一是，Hough 变换最初是作为一种图像中检测直线的方法被提出来的，且应用最多的领域也是图像处理和模式识别；其二是，Hough 变换是通过变换函数提取出数据点的共同特征，而通常情况下，这些数据点相互之间的关系可以通过直线、圆、椭圆、抛物线等图形来描述，可以认为这些数据点反应了一定的图像信息。在下面的叙述中，还会经常提到诸如积累矩阵、积累单元等 Hough 变换中的术语，为了便于理解将在遇到的时候再做说明。为了叙述方便，文中将变换函数中与数据点直接作用的参数称为自变量参数，而由数据点和自变量参数共同决定的参数称为因变量参数。例如，在变换函数 $p = -xm + y$ 中， m 为自变量参数， p 为因变量参数。

Hough 变换不仅可以用来检测直线，它还可以检测圆、椭圆、双曲线、抛物线等这类规则曲线，同时 Hough 变换也可以检测任意形状的曲线（广义 Hough 变换^[40]）。由于本文主要以航迹起始为应用背景，而航迹起始时一般假定目标做匀速直线运动，因此下面以及全文的论述主要是针对直线 Hough 变换而言的。

§ 1.3 标准 Hough 变换及其基本算法

§ 1.3.1 标准 Hough 变换

为了便于理解，在上一节中以直线的斜率-截距式作为变换函数对 Hough 变换的基本原理进行了具体描述。然而，在 Hough 变换的应用中，如果将直线的斜率-截距式作为变换函数，那么若在图像空间存在垂直于 x 轴的直线，则这条直线参数在参数空间中的坐标将难以表示，同时也不利于参数空间中的峰值检测。所以，针对斜率-截距变换函数的这一局限，1972 年，Duda 和 Hart^[41] 将极坐标引入 Hough 变换，采用变换函数 $\rho = x \cdot \cos \theta + y \cdot \sin \theta \quad 0 \leq \theta < \pi$ ，称为标准 Hough 变换。其中， ρ 为从图像空间的原点到该空间内直线所引的垂线的长度（可负）， θ 为此垂线与 x 轴所成的夹角。这样，图像空间中的任意一点 (x_i, y_i) 将对应参数空间中的一条正弦曲线；图像空间中位于同一条直线上的点确定了参数空间的多条正弦曲线，且这些正弦曲线交于同一点，此交点确定了原图像空间

中直线的参数。如图 1-2 所示：

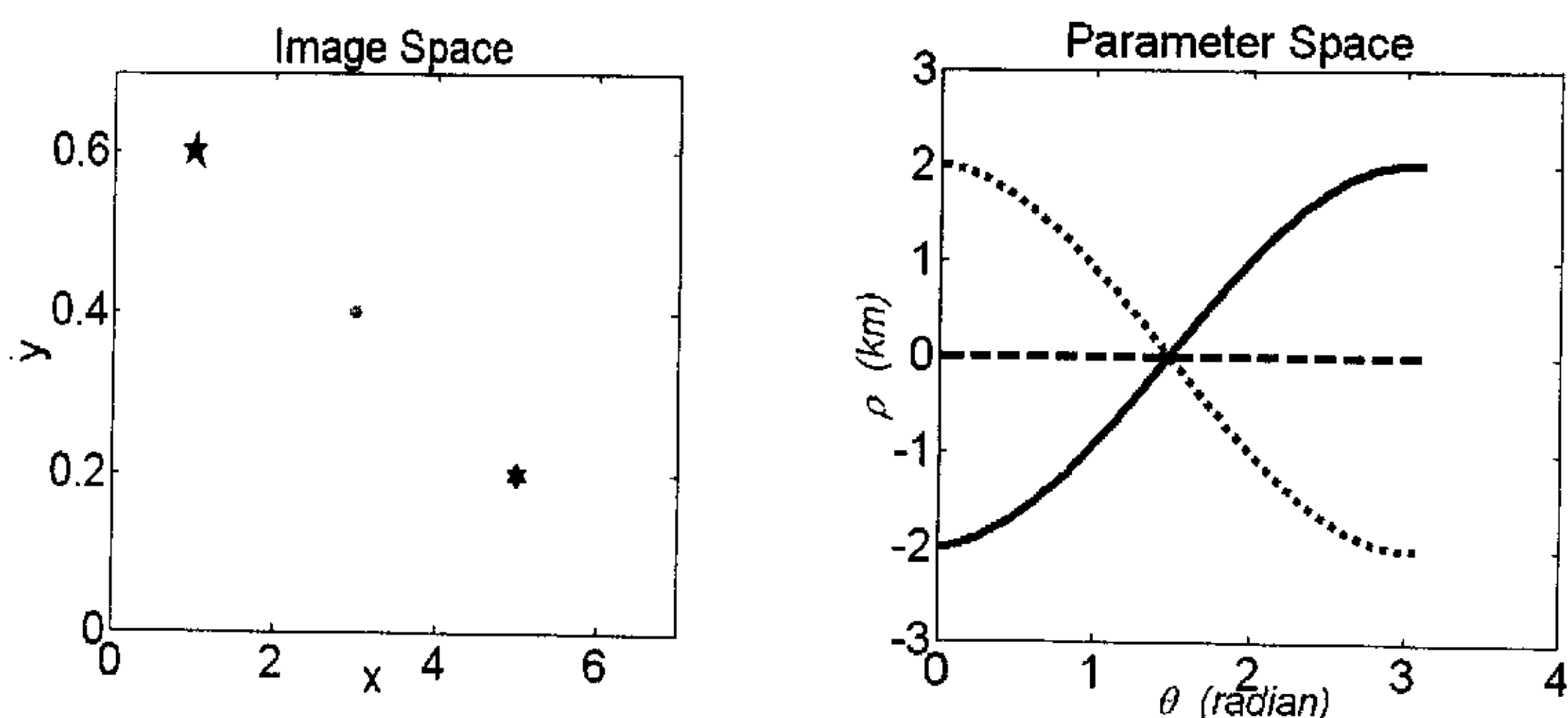


图 1-2 标准 Hough 变换映射图

注：（1）此变换中，图像空间的数据点与图 1-1 中的完全相同。

（2）变换中所用的数据点是将图像空间的坐标原点移至数据点确定的空间区域的中心位置得到的数据点，这样可以将计算量减少到原来的 59%^[42]。

§ 1.3.2 标准 Hough 变换的基本算法步骤

输入：图像空间中的所有数据点 (x_i, y_i) ， $i = 1, 2, 3 \dots n$ 。

1. 首先，以一定的量化间隔 $\Delta\theta$ 将自变量参数 θ 离散化，离散取值为 θ_k ， $k = 1, 2, 3 \dots h$ 。

2. 对于图像空间中的每个数据点 (x_i, y_i)

对于自变量参数 θ 的每个离散取值 θ_k

计算 $\rho_{ik} = x_i \cdot \cos \theta_k + y_i \cdot \sin \theta_k$

将所有 ρ_{ik} ($i = 1, 2, 3 \dots n$, $k = 1, 2, 3 \dots h$) 保存到矩阵 ρ 中。

3. 给定因变量量化间隔 $\Delta\rho$ ，对所有 ρ_{ik} ($i = 1, 2, 3 \dots n$, $k = 1, 2, 3 \dots h$) 进行量化分区，得到矩阵 ρ'

4. 根据矩阵 ρ' , 通过一定的转换关系定义参数空间积累矩阵 A

对于矩阵 ρ' 中的所有元素 $\rho'(i, j)$ 考察是否对积累单元 $A(m, j)$ 投票

若投票, 则执行 $A(m, j) = A(m, j) + 1$

5. 在积累矩阵中寻找局部峰值 $A(\rho_{peak}, \theta_{peak})$

6. 如果 $A(\rho_{peak}, \theta_{peak}) > T$ (阈值)

输出: 由峰值参数 $(\rho_{peak}, \theta_{peak})$ 确定的直线, 直线检测完毕。

§ 1.4 标准 Hough 变换在应用中存在的关键问题

作为一种批处理方法, Hough 变换综合考虑了时间和空间上的信息, 使其不可避免地有着计算量大、存储量大的缺点。因此, 在早期关于 Hough 变换的文献中, 学者们大都致力于降低其计算量以及节省存储量的研究。从而提出了以减少参数空间积累单元为主要目的的 FHT^[43]、AHT^[44]、HHT^[45]; 近些年来, 学者们又将注意力集中到关于图像空间中特征点的采样问题上来, 其基本思想就是用尽可能少的数据点进行投票, 从而降低计算量。提出了诸如 CHT^[46]、RHT^[47-49]、PHT^[50] 等算法。然而, 本文通过大量的仿真实验体会到 Hough 变换实现存在的问题严重地影响着它在具体应用中的性能。较于 Hough 变换计算量大、存储量大等缺陷, 这些问题是本质的、亟需解决的。存在的主要问题如下:

1. 参数空间量化间隔的选取: 从理论上讲, 图像空间中位于同一直线上的点, 经过 Hough 变换以后, 其对应的曲线在参数空间中必相交于同一点。而在实际应用中, 为了使 Hough 变换得以进行, 首先需要将自变量参数 θ 进行量化。因此, 即使图像空间中的数据点 (x_i, y_i) 完全准确, 不带有任何偏差, 通过变换的作用, 得到的因变量参数 ρ 与其真值之间仍存有一定的偏差。这样, 就导致了位于同一个条直线的数据点, 经过 Hough 变换之后, 在参数空间中并不是交于理论上的同一点, 而是在某一小区域内相交, 也就是说这些位于同一条直线的数据点, 共同对这个小区域进行投票, 证据在这个小区域内进行积累。而至于这个小区域

的大小, 则取决于数据点所含误差的具体形式以及自变量量化误差的大小。如果, 参数空间中的量化间隔选取的过小, 那么就很有可能使得位于同一条直线上的数据点对相邻的积累单元投票, 从而导致错误地检测出多条直线或者检测不出直线; 如果, 参数空间中的量化间隔选取的过大, 那么就很可能使得近平行直线对同一积累单元投票, 从而导致本来在图像空间中可分辨的直线, 在参数空间中却不能分辨。所以, 在 Hough 变换中, 参数空间的量化是急需解决的问题。

2. 积累矩阵的积累方式: 在 Hough 变换中, 一般采用二值积累方式对参数空间进行证据积累。即对于每个积累单元而言, 如果发现有曲线段经过这个积累单元, 则对这个积累单元存储的元素加 1。因此, 当整个参数空间完成遍历之后, 就得到记录了各积累单元积累值的积累矩阵。对于积累矩阵, 可通过一定的规则找出局部最大值, 确定直线参数, 检测直线。而由于在参数空间中, 映射曲线在公共交点处相对密集、呈现蝶形分布, 使得当采用二值积累方式时, 积累矩阵的积累值也呈现相同的特点。具体来讲, 就是离局部积累峰值单元愈近的积累单元的积累值愈大、且愈接近此局部积累峰值; 离局部积累峰值单元愈远的积累单元的积累值愈小。这就导致了局部积累峰值与其周围积累值不易区分, 从而影响峰值检测和直线检测的准确性。尤其是在密集杂波起始情况下, 如果此时恰恰有杂波点对其周围积累单元进行投票, 那么就很有可能得到错误的峰值, 从而得到错误的航迹参数。为了避免这种情况, 需要寻找一种合适的积累方式。

3. 峰值提取: 当参数空间证据积累完成以后, 通常采用给定阈值的方法确定备选估计参数。但是, 由于 Hough 变换自身的特点, 使得提取出来的备选估计参数远远多于真实参数的个数, 而且有好多备选估计参数来源于同一直线上数据点的投票积累。因此, 若直接以备选估计参数作为检测到的直线参数输出直线, 则是不符合实际、不正确的。所以, 在确定最终参数时, 需要对备选估计参数做一定的处理, 从而保证检测的准确性。

§ 1.5 本文工作简介

首先, 主要介绍 Hough 变换的基本原理以及 Hough 变换航迹起始方法的研究现状, 分析了标准 Hough 变换在应用中存在的几个关键问题。

其次，分析了参数空间积累峰值区域的投票分布，从保证两平行直线各自置信度的角度出发，给出了因变量量化条件，为参数量化提供了依据。

再次，针对峰值单元与其附近单元积累值相近的情况，提出了一种基于样本标准差的权值积累方法，并与二值积累方法进行了比较。

最后，为了进一步保证峰值提取的有效性，给出了一种以样本标准差为基准的峰值提取算法。并通过航迹起始仿真验证了此方法的有效性。

§ 1.6 小结

本章首先对 Hough 变换基本原理进行了系统的论述，并简单介绍了基于 Hough 变换航迹起始方法的研究现状以及标准 Hough 变换的基本算法步骤，并指出标准 Hough 变换应用中存在的几个关键问题，在此基础上，提出了本论文的研究点。

第二章 参数量化间隔的选取

§ 2.1 引言

由前面的描述已知, 通过 Hough 变换, 图像空间中较为困难的全局检测问题就转化为参数空间中相对容易解决的局部峰值检测问题。而为了检测、提取参数空间中的积累峰值, 首先必须对参数空间进行量化处理, 将整个参数空间量化为许多不同的积累单元, 这就涉及到如何确定量化间隔的问题。从理论上讲, 如果各数据点位于同一条理想直线上 (不考虑噪声), 那么这些数据点经过变换之后, 必将在参数空间形成一个积累峰值点。但是, 在实际应用中, 这种“点”是不存在的。首先, 由于 Hough 变换的实现本身要求将自变量参数进行量化, 从而带来参数量化噪声; 其次, 由于实际环境中各种干扰的存在, 使得数据点或多或少的存在噪声或误差。最终, 这些噪声将导致参数空间的积累峰值只能是对某个小区域而言的。而这个区域的大小是由自变量参数的量化噪声及数据点的量测噪声 (本文为了叙述方便, 将图像空间数据点含有的噪声称为量测噪声) 共同决定的。参数空间量化间隔的选取必须以实际积累区域的大小为依据, 它的选取将直接影响直线参数估计的准确性。参数量化对直线检测性能的影响主要表现为:

(1) 对于自变量参数 θ 而言, 量化间隔越大, 参数估计精度越低, 计算速度越快; 量化间隔越小, 参数估计精度越高, 计算速度越慢。(2) 对于因变量参数而言, 若量化间隔过小, 那么就可能会将实际的积累峰值区域划分为多个积累单元, 从而导致得到多个估计参数或者得不到估计参数 (这与阈值的设定有关); 若量化间隔过大, 就可能将近距平行直线对应的积累峰值区域划分到一个积累单元中, 从而导致只得到一个估计参数。从而可以看出, 参数空间的量化间隔是影响直线检测性能的主要参数。本章以文献^[51-55]为依据, 对参数空间积累峰值区域的投票分布情况进行了研究, 在此基础上给出了平行直线可分辨性与参数量化之间的关系, 为航迹起始参数量化设计提供了依据。

§ 2.2 有效量化间隔的理论分析

众所周知，参数空间中的投票分布情况是由图像空间数据点的内在关系、所选取的变换函数形式、数据点的量测噪声以及自变量量化噪声共同决定的。而为了保证较为准确地进行直线检测，就必须综合考虑上述因素对参数空间中投票分布的影响，从而来选取有效参数量化间隔。有效量化间隔的含义就是能够基本保证准确地进行直线检测的参数量化间隔。由于量测噪声以及自变量参数量化噪声的存在，必然导致我们所检测到的参数值与实际参数值之间存在一定的偏差。因此，若参数量化间隔的选取不当，就会导致直线检测出现错误，也就是说，得到的直线与真实直线相差较大，一条变多条、多条变一条，或者检测不出直线。因此，要对参数空间进行有效的量化，必须知道量测噪声及量化噪声对共同投票区域中投票分布的影响。下面具体分析它们之间的关系。

§ 2.2.1 Hough 变换的两类误差

在标准 Hough 变换中，我们将导致所检测到的因变量参数 ρ 与真实值 ρ_0 产生偏差的原因分为：由数据量测噪声引起的量测变换误差以及由自变量参数量化引起的量化变换误差。

1. 量测变换误差

在工程应用中，通常认为数据点的量测噪声为高斯白噪声。因此，本文中将于 Hough 变换的数据点记为：

$$\begin{aligned}\bar{x}_i &= x_i + \delta x_i \\ \bar{y}_i &= y_i + \delta y_i\end{aligned}\tag{2-1}$$

其中， x_i, y_i 为理论真值， \bar{x}_i, \bar{y}_i 为实际量测值，并假定 $\delta x_i \sim N(0, \sigma_x^2)$ ， $\delta y_i \sim N(0, \sigma_y^2)$ ，且满足 $E(\delta x_i \cdot \delta y_i) = 0$ （ E 为数学期望符号）。这样，图像空间中数据点含有的量测噪声，通过变换函数的作用，必将最终反映在因变量参数 ρ 的估计误差中，我们将由之引起的因变量参数估计误差，称为量测变换误差。

2. 量化变换误差

在绪论部分已经提到，在实际应用中，标准 Hough 变换是通过公式 $\rho_{ik} = \hat{x}_i \cdot \cos \theta_k + \hat{y}_i \cdot \sin \theta_k$ 实现的，也就是说，首先对自变量参数 θ 进行了量化处理。这样也就决定了，即使图像空间中的数据完全准确、不含有任何干扰，若应用 Hough 变换方法，得到的因变量参数估计也必定存在一定的误差。本文将由自变量参数量化所引起的因变量参数估计误差，称为量化变换误差。

而文献^[53]从直线检测的应用出发，将两类误差分别定义为量化误差和变换误差。后者与本文中的量化变换误差一致，均指由自变量参数量化而引起的误差。而前者则是指由于图像的量化而引起的误差，且在误差分析时，只考虑单一方向上存在量化误差的情况，即 $\delta x_i = 0, \delta y_i \neq 0$ 或者 $\delta x_i \neq 0, \delta y_i = 0$ 。

§ 2.2.2 Hough 变换的误差分析

假设真实参数为 (θ_0, ρ_0) ，通过仿真观察我们得到：在 Hough 变换中，投票点在真实参数 (θ_0, ρ_0) 的附近呈蝶形分布^[53,54]。从理论上讲，我们希望所得到的对应于局部积累峰值的估计参数 (θ_k, ρ_m) ，恰恰是真实参数 (θ_0, ρ_0) 的量化值。这里设 $\delta\theta = \theta_k - \theta_0$ ， $\delta\rho = \rho_m - \rho_0$ 分别表示两个参数的估计误差。对于自变量参数 θ 来说，可以根据需要适当地选择 $\Delta\theta$ ，所以， $|\delta\theta| \leq \frac{\Delta\theta}{2}$ 是可以大致确定和控制的。而对于因变量参数 ρ 的绝对误差 $|\delta\rho|$ 来说，由于数据点 (\hat{x}_i, \hat{y}_i) 含有服从正态分布的量测误差，同时参数 θ_k 又含有大小介于 $\pm \Delta\theta/2$ 的量化误差，所以通过单纯地减小参数量化间隔的方法，并不一定能使其变小。一般而言，这两个误差通过变换函数 $\rho_{ik} = \hat{x}_i \cdot \cos \theta_k + \hat{y}_i \cdot \sin \theta_k$ 反映到 ρ_{ik} 中，使得 ρ_{ik} 与真实参数 ρ_0 之间存在偏差。设 $\delta\rho_i = \rho_{ik} - \rho_0$ 为参数 ρ_{ik} 与真实参数 ρ_0 之间的误差，表示在参数空间中 $\theta = \theta_k$ 处，数据点 (\hat{x}_i, \hat{y}_i) 引起的误差。为了得到较小的 $|\delta\rho| = |\rho_m - \rho_0|$ ，就必须尽量使得 $|\delta\rho_i|$ 较小。因此，下面主要讨论在 $\theta = \theta_k$ 处，非量化误差 $|\delta\rho_i|$ 与两类误差之间的关系（注：由于积累峰值出现在参数 $\theta = \theta_k$ 处，下面所讨论的误差是指

参数空间中 $\theta = \theta_k$ 处的误差)。为方便起见, 在下面的论述中, 令 $\bar{x}_i = (x_i, y_i)$, $X = \{(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_{k-1}, y_{k-1}), (x_k, y_k)\}$ (k 为源于同一直线的数据点总数)。

根据前面关于图像空间中数据点量测噪声的假设, 对于所采用的变换函数 $\rho = F_\rho(x, y; \theta) = x \cos \theta + y \sin \theta$ ($0 \leq \theta < \pi$), 图像空间中位于同一直线的任意单数据点 (\bar{x}_i, \bar{y}_i) 在参数空间中 $\theta = \theta_k$ 处的变换误差为:

$$\begin{aligned} \delta \rho_i &= \rho_{ik} - \rho_0 \\ &= F_\rho(\bar{x}_i, \bar{y}_i; \theta_k) - \rho_0 \\ &= F_\rho(x_i + \delta x_i, y_i + \delta y_i; \theta_0 + \delta \theta) - F_\rho(x_i, y_i; \theta_0) \end{aligned} \quad (2-2)$$

将上式右边的第一项在数据点 (x_i, y_i) 及 $\theta = \theta_0$ 处进行泰勒展开, 得到:

$$\begin{aligned} \delta \rho_i &= \delta x_i \cdot \left. \frac{\partial F_\rho}{\partial x} \right|_{\bar{x}=\bar{x}_i, \theta=\theta_0} + \delta y_i \cdot \left. \frac{\partial F_\rho}{\partial y} \right|_{\bar{x}=\bar{x}_i, \theta=\theta_0} + \delta \theta \cdot \left. \frac{\partial F_\rho}{\partial \theta} \right|_{\bar{x}=\bar{x}_i, \theta=\theta_0} \\ &\quad + o(\max(|\delta x_i \cdot \delta \theta|, |\delta y_i \cdot \delta \theta|, |\delta \theta|^2)) \end{aligned} \quad (2-3)$$

上式的第一项与第二项合起来表示由量测噪声引起的误差, 如前所述, 称之为量测变换误差, 记为 $E_M(\bar{x}_i; \theta_0; \delta x_i, \delta y_i)$; 第三项表示由于自变量参数量化引起的误差, 称为量化变换误差, 记为 $E_Q(\bar{x}_i; \theta_0; \delta \theta)$; 并将前三项之和称为近似变换误差, 记为 $\delta \rho_i^L$ 。假定上式中的高阶项足够小, 那么, 单数据点 (\bar{x}_i, \bar{y}_i) 在参数空间 $\theta = \theta_k$ 处的变换误差就可近似表示为:

$$\delta \rho_i \approx E_M(\bar{x}_i; \theta_0; \delta x_i, \delta y_i) + E_Q(\bar{x}_i; \theta_0; \delta \theta) = \delta \rho_i^L \quad (2-4)$$

如前所述, $\delta \rho_i$ 仅仅表示单数据点 (\bar{x}_i, \bar{y}_i) 在参数空间 $\theta = \theta_k$ 处投票而引起的误差, 如果考虑这条直线上所有的数据点, 那么, 参数空间中近似变换误差 $\delta \rho_i^L$ 将分布在真值 $\rho = \rho_0$ 的周围。同时量测变换误差与量化变换误差也将随着数据点的变化呈现一定的分布。若将它们的分布视为概率分布, 那么, 通过这两个概率分布, 就可以得到所有投票点在 $\theta = \theta_k$ 处变换误差的分布, 从而以此确定参数空间

量化间隔。从这个观点出发，在考虑了位于同一直线的所有数据点对参数空间中 $\theta = \theta_k$ 处共同投票的情况下，文中令：

$$\begin{aligned} N_M &= \sum_{i=1,2,\dots,k} (E_M(\bar{x}_i; \theta_0; \delta x_i, \delta y_i)) \\ N_Q &= \sum_{i=1,2,\dots,k} (E_Q(\bar{x}_i; \theta_0; \delta \theta)) \end{aligned} \quad (2-5)$$

我们将 N_M 和 N_Q 分别称为量测变换噪声及量化变换噪声。这样，源于同一直线的所有数据点在参数空间 $\theta = \theta_k$ 处的投票分布就可以由如下定义的随机变量 ρ_T 的分布表征，其中：

$$\rho_T = \rho_0 + N_M + N_Q \quad (2-6)$$

至此，对参数空间中 $\theta = \theta_k$ 处投票分布的分析，就转化为对随机变量 ρ_T 密度函数的分析。而通过式 (2-6) 可见，随机变量 ρ_T 的概率密度函数是由随机变量 N_M 和 N_Q 的概率密度函数共同决定的。所以，下一节将对它们的概率密度函数进行分析，从而确定 ρ_T 的分布。

§ 2.2.3 参数空间中 $\theta = \theta_k$ 处投票的分布

下面进一步计算单数据点 (\bar{x}_i, \bar{y}_i) 引起的量测变换差：

$$\begin{aligned} E_M(\bar{x}_i; \theta_0; \delta x_i, \delta y_i) &= \delta x_i \cdot \left. \frac{\partial F_\rho}{\partial x} \right|_{\bar{x}=\bar{x}_i, \theta=\theta_0} + \delta y_i \cdot \left. \frac{\partial F_\rho}{\partial y} \right|_{\bar{x}=\bar{x}_i, \theta=\theta_0} \\ &= \delta x_i \cdot \cos \theta_0 + \delta y_i \cdot \sin \theta_0 \end{aligned} \quad (2-7)$$

在本文中有关量测噪声的假设下，有 $\delta x_i \cdot \cos \theta_0 \sim N(0, \sigma_x^2 \cos^2 \theta_0)$ ， $\delta y_i \cdot \sin \theta_0 \sim N(0, \sigma_y^2 \sin^2 \theta_0)$ ，且 $E((\delta x_i \cdot \cos \theta_0) \cdot (\delta y_i \cdot \sin \theta_0)) = 0$ 。可以得出：对于源于同一直线的任意一个数据点，它所引入的量测变换误差是一个服从正态分布的随机数。因此，在考虑源于同一直线的所有数据点的情况下，若进一步假定 $\sigma_x = \sigma_y = \sigma > 0$ ，有量化变换噪声 N_M 满足：

$$N_M \sim N(0, \sigma^2) \quad (2-8)$$

接下来进一步分析单数据点 (\bar{x}_i, \bar{y}_i) 下, 由于自变量参数量化引起的量化变换误差:

$$\begin{aligned} E_Q(\bar{x}_i; \theta_0; \delta\theta) &= \delta\theta \cdot \left. \frac{\partial F_\rho}{\partial \theta} \right|_{\bar{x}=\bar{x}_i, \theta=\theta_0} \\ &= \delta\theta \cdot (-x_i \sin \theta_0 + y_i \cos \theta_0) \end{aligned} \quad (2-9)$$

在考虑所有源于同一直线的数据点的情况下, 通常认为 N_Q 服从均匀分布, 即:

$$N_Q \sim U(\varepsilon_\rho^-, \varepsilon_\rho^+) \quad [54] \quad (2-10)$$

其

中

:

$$\begin{aligned} \varepsilon_\rho^+ &= \max\{\delta\theta \cdot c_{\max}(\theta_0), \delta\theta \cdot c_{\min}(\theta_0)\}, \quad \varepsilon_\rho^- = \min\{\delta\theta \cdot c_{\max}(\theta_0), \delta\theta \cdot c_{\min}(\theta_0)\} \\ c_{\max}(\theta_0) &= \max_{\bar{x}_i \in X} \left. \frac{\partial F_\rho}{\partial \theta} \right|_{\bar{x}=\bar{x}_i, \theta=\theta_0}, \quad c_{\min}(\theta_0) = \min_{\bar{x}_i \in X} \left. \frac{\partial F_\rho}{\partial \theta} \right|_{\bar{x}=\bar{x}_i, \theta=\theta_0} \end{aligned} \quad (2-11)$$

另外, 需要指出的是: 从式 (2-9) 中可以看出, $\delta\theta = \theta_k - \theta_0$ 为自变量参数的量化噪声, 而对于任意单数据点而言, $-x_i \cdot \sin \theta_0 + y_i \cdot \cos \theta_0$ 为确定量, 若令:

$$k_i = -x_i \cdot \sin \theta_0 + y_i \cdot \cos \theta_0 \quad (2-12)$$

在给定 $\Delta\theta$ 的情况下, 单数据点引起的量化变换噪声 $E_Q(\bar{x}_i; \theta_0; \delta\theta)$ 的分布就由 k_i 直接决定, 而根据上式有:

$$k_i^2 = x_i^2 \cdot \sin^2 \theta_0 + y_i^2 \cdot \cos^2 \theta_0 - 2x_i \cdot y_i \cdot \cos \theta_0 \cdot \sin \theta_0 \quad (2-13)$$

又因为已知 (x_i, y_i) 为由参数 (θ_0, ρ_0) 确定的直线上的点, 即:

$$\rho_0^2 = x_i^2 \cdot \cos^2 \theta_0 + y_i^2 \cdot \sin^2 \theta_0 + 2x_i \cdot y_i \cdot \cos \theta_0 \cdot \sin \theta_0 \quad (2-14)$$

将式 (2-13) 与式 (2-14) 联立, 我们得到:

$$k_i^2 = x_i^2 + y_i^2 - \rho_0^2 \quad (2-15)$$

从上式可以看出, 通过对理论真值做坐标变换的方式, 可以减小参数空间中的变换误差, 从而提高参数的估计精度^[56], 而根据文献^[42]加上本文在大量仿真中的体会, 通过对图像空间的数据点先进行坐标变换, 再做 Hough 变换还可以提高运算速度、节省存储空间。所以, 本论文中, 采用了将图像空间数据点进行坐标变换, 之后再对变换数据做 Hough 变换的方法。

通过前面的分析, 我们已知 $N_M \sim N(0, \sigma^2)$, $N_Q \sim U(\varepsilon_\rho^-, \varepsilon_\rho^+)$, 且 N_M 与 N_Q 相互独立。因此, 随机变量 $N = N_M + N_Q$ 的概率密度可以根据卷积公式:

$$f_N(n) = \int_{-\infty}^{+\infty} f_{N_M}(n_m) \cdot f_{N_Q}(n - n_m) dn_m \quad (2-16)$$

计算得出, 结合前面相应变量的定义, 要使上式有意义, 必须满足如下条件, 即:

$$\begin{cases} -\infty \leq n_m \leq +\infty \\ \varepsilon_\rho^- \leq n - n_m \leq \varepsilon_\rho^+ \end{cases}, \text{ 由此推出 } n - \varepsilon_\rho^+ \leq n_m \leq n - \varepsilon_\rho^-, \text{ 其中 } -\infty < n < +\infty。 \text{ 所以}$$

有:

$$\begin{aligned} f_N(n) &= \int_{n - \varepsilon_\rho^+}^{n - \varepsilon_\rho^-} \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} e^{-\frac{n_m^2}{2\sigma^2}} \cdot \frac{1}{(\varepsilon_\rho^+ - \varepsilon_\rho^-)} dn_m \\ &= \frac{1}{(\varepsilon_\rho^+ - \varepsilon_\rho^-)} \int_{\frac{n - \varepsilon_\rho^+}{\sigma}}^{\frac{n - \varepsilon_\rho^-}{\sigma}} \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \cdot e^{-\frac{t^2}{2}} \sigma dt \\ &= \frac{1}{(\varepsilon_\rho^+ - \varepsilon_\rho^-)} \cdot [\Phi(\frac{n - \varepsilon_\rho^-}{\sigma}) - \Phi(\frac{n - \varepsilon_\rho^+}{\sigma})] \quad (-\infty < n < +\infty) \end{aligned} \quad (2-17)$$

其中 $\Phi(x)$ 表示标准正态分布 $N(0,1)$ 的分布函数。通过上式的运算结果可以看出, 随机变量 N 的概率密度函数不存在显示表达式, 且不属于任何常见的概率分布族。与 ρ_T 的分布形状为梯形^[53]相比, 显然本文中的密度函数较为棘手。因此, 为了进一步分析参数空间中 $\theta = \theta_k$ 处的投票分布情况, 本文采用在一定区域内遍历 n , 通过 Matlab 中的 normcdf 函数逐一求解由之确定的 $f_N(n)$ 的方法, 对和的密度函数进行求解。通过计算随机变量 $N = N_M + N_Q$ 概率密度函数图形如下:

(为了便于表示, 文中取 $N_M \sim N(\mu, \sigma^2)$ 、 $N_Q \sim U(a, b)$)

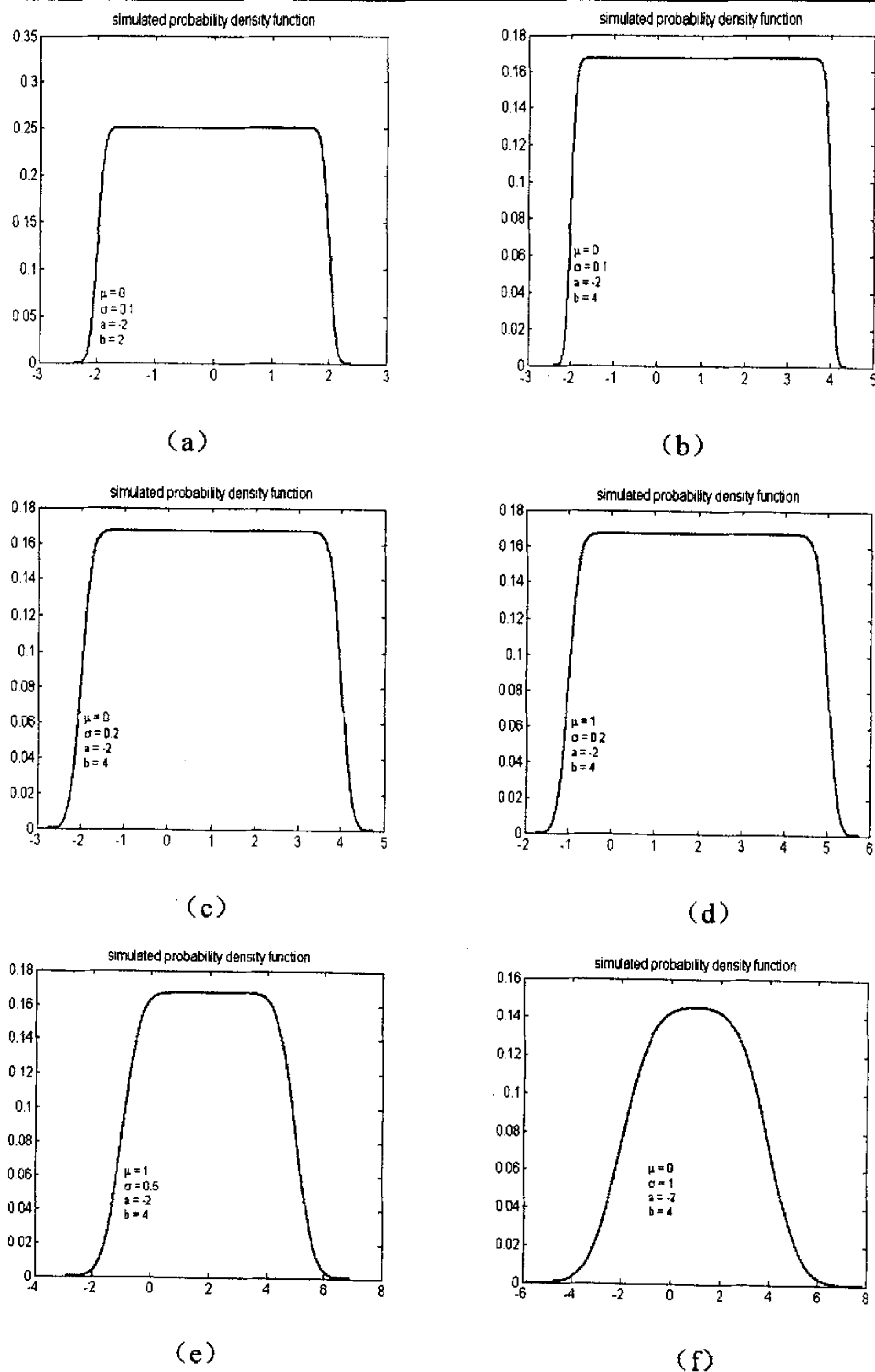


图 2-1 参数空间中 $\theta = \theta_k$ 处的投票分布密度函数仿真图

通过观察这组概率密度函数仿真图，我们得出如下结论：（1）随机变量 N 的密度函数的形状由 N_M 和 N_Q 的概率密度函数共同决定。具体来讲，就是 σ 越

大, N 的概率密度函数形状就与正态分布密度函数的形状越相似; σ 越小, N 的概率密度函数形状就与均匀分布密度函数的形状越相似。(2) 概率密度函数以

$n = \frac{a+b}{2} + \mu$ 为对称轴呈左右对称, 且当 σ 较小时, 概率密度函数的最大取值

$pdf_{\max} = \frac{1}{b-a}$ 。结合文中关于量测噪声以及相关变量的定义, 结论 (2) 表明, 通

过峰值检测得到的因变量参数 ρ_m 与真实参数 ρ_0 之间存在 $\frac{\varepsilon_{\rho}^+ + \varepsilon_{\rho}^-}{2}$ 的偏差, 据此定

义变量:

$$\begin{aligned} R_{\rho} &= R_{\rho}(\theta_0, \delta\theta) = \frac{1}{2}(\varepsilon_{\rho}^+ - \varepsilon_{\rho}^-) \\ \rho_{off} &= \rho_{off}(\theta_0, \delta\theta) = \frac{1}{2}(\varepsilon_{\rho}^+ + \varepsilon_{\rho}^-) \end{aligned} \quad (2-18)$$

及随机变量 $N_{Q\text{-}sym}$, $N_{Q\text{-}sym}$ 的概率密度函数为:

$$D(z; \theta_0, \delta\theta) = \begin{cases} \frac{1}{2R_{\rho}(\theta_0, \delta\theta)} & -R_{\rho} \leq z \leq R_{\rho} \\ 0 & otherwise \end{cases} \quad (2-19)$$

其中 z 是由 $N_{Q\text{-}sym}$ 确定的量, 且满足 $N_Q = N_{Q\text{-}sym} + \rho_{off}$ 。此时式 (2-6) 就可以表示为:

$$\rho_T = \rho_0 + \rho_{off} + N_M + N_{Q\text{-}sym} \quad (2-20)$$

至此, 参数空间中 $\theta = \theta_k$ 处的投票分布情况可由图 2-2 描述。

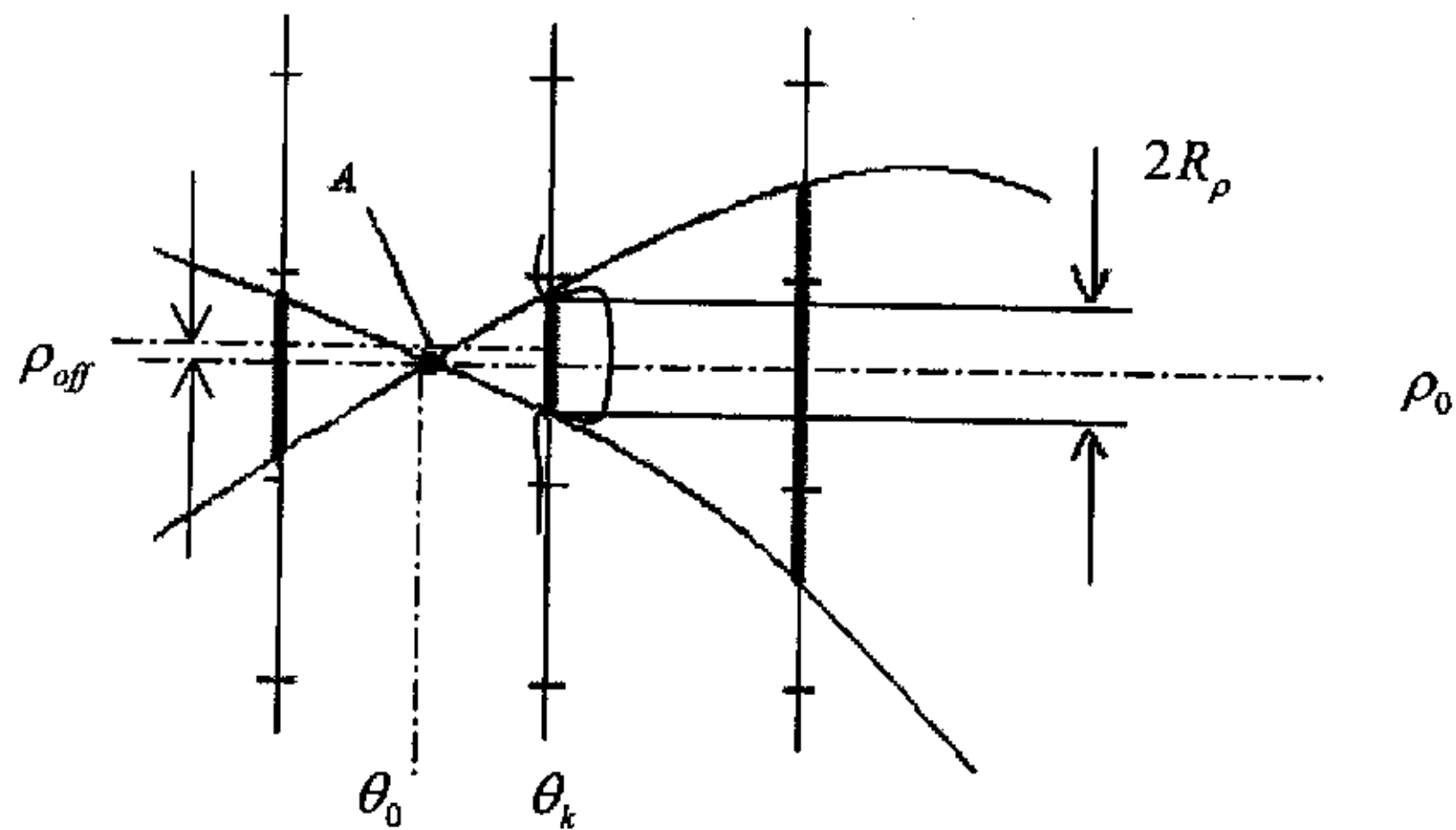


图 2-2 参数空间中 $\theta = \theta_k$ 处的投票分布图

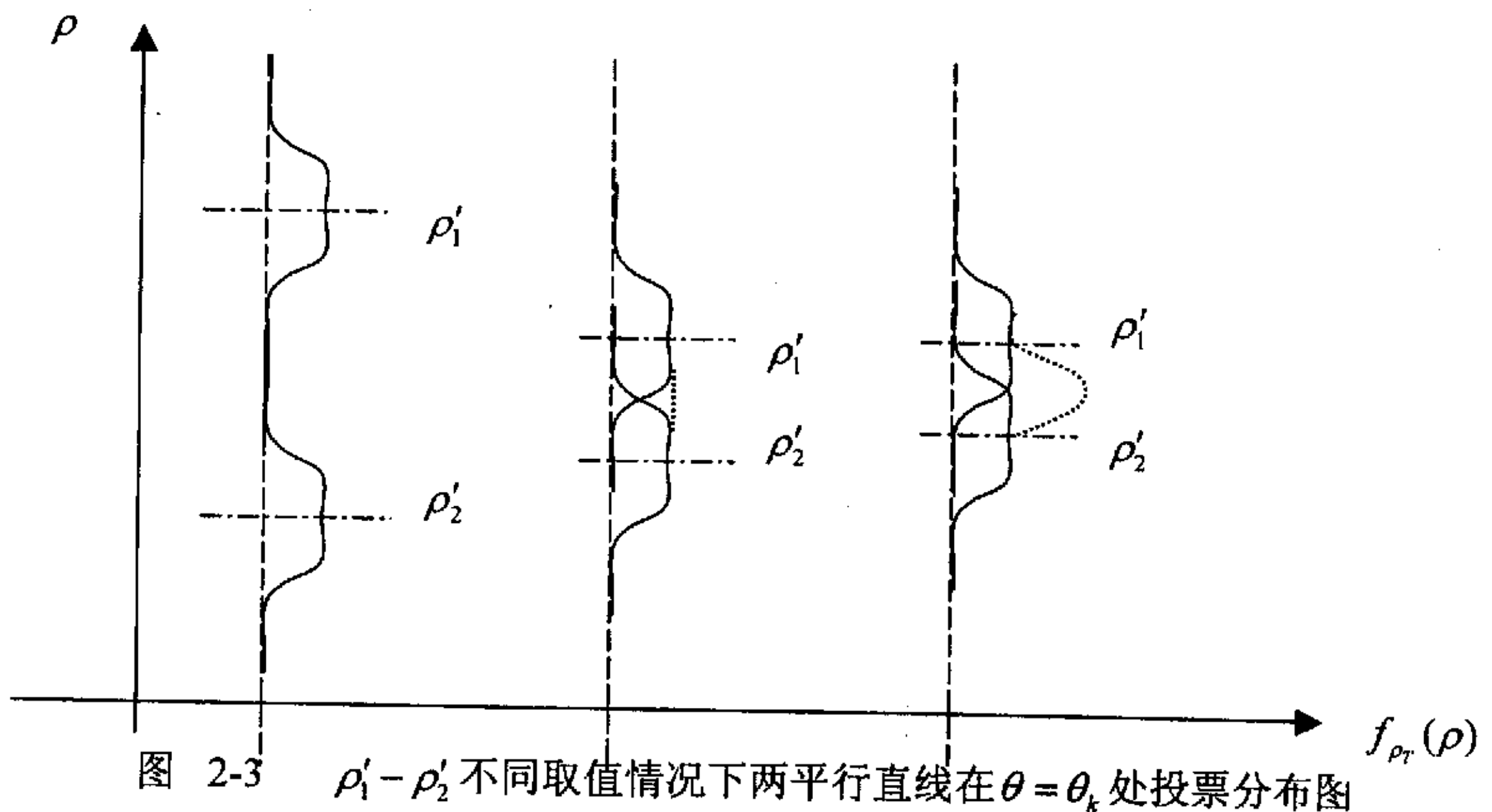
§ 2.3 参数量化间隔的选取

本节在得到投票分布密度函数的基础上, 首先给出因变量参数量化间隔选取标准, 之后对自变量量化间隔的选取进行了分析。

§ 2.3.1 因变量参数量化间隔的选取

通过上述关于投票点在参数空间 $\theta = \theta_k$ 处分布的分析, 我们已经知晓源于同一直线的数据点在 $\theta = \theta_k$ 投票的概率密度函数。本节中, 将根据所得的密度函数进行参数量化设计。

对于图像空间存在参数分别为 $(\theta_0, \rho_1), (\theta_0, \rho_2)$ 平行直线, 并假定 $\rho_2 > \rho_1$ 。那么, 源于它们的数据点将分别对参数空间中 $\theta = \theta_k$ 处的两个区域进行投票, 各自的投票的分布如上所述。若进一步假定它们沿 x 轴的长度相同, 它们在参数空间的投票分布情况就表现为: 参数空间中自变量参数取值 θ_k 处, 分布着两个分别以 ρ'_1 、 ρ'_2 为中心形状完全相同的概率分布^[53,54], 其中 $\rho'_1 = \rho_1 + \rho_{off}, \rho'_2 = \rho_2 + \rho_{off}$ 。对于 $|\rho'_1 - \rho'_2|$ 的不同取值, 两个密度函数之间的关系大致有以下三种情况:



从上图我们可以看出, 由于各概率密度函数是定义在无穷区间上的, 导致对两平行直线的可分辨性的讨论非常困难。因此, 本文从在假定已将两平行直线

分离, 且保证各自的置信度为 $1-\alpha$ 的基础上, 讨论了因变量量化间隔 $\Delta\rho$ 的取值范围。换言之, 如果因变量量化间隔 $\Delta\rho$ 的取值满足本文给出的条件, 既可保证可以将两平行直线分离, 且各自的置信度为 $1-\alpha$ 。

根据上述思路, 文中认为当参数空间中两平行直线的投票分布满足如下关系, 即如果参数空间因变量参数 $\Delta\rho$ 取值满足:

$$\Delta\rho \leq \rho'_{1(1-\alpha/2)} - \rho'_{2(\alpha/2)} \quad (2-21)$$

时, 参数空间中可以将两平行直线分离, 且对每一条直线而言, 保证它们各自的置信度为 $1-\alpha$ 。其中, $\rho'_{2(\alpha/2)}$ 和 $\rho'_{1(1-\alpha/2)}$ 的含义如图 2-4 所示。

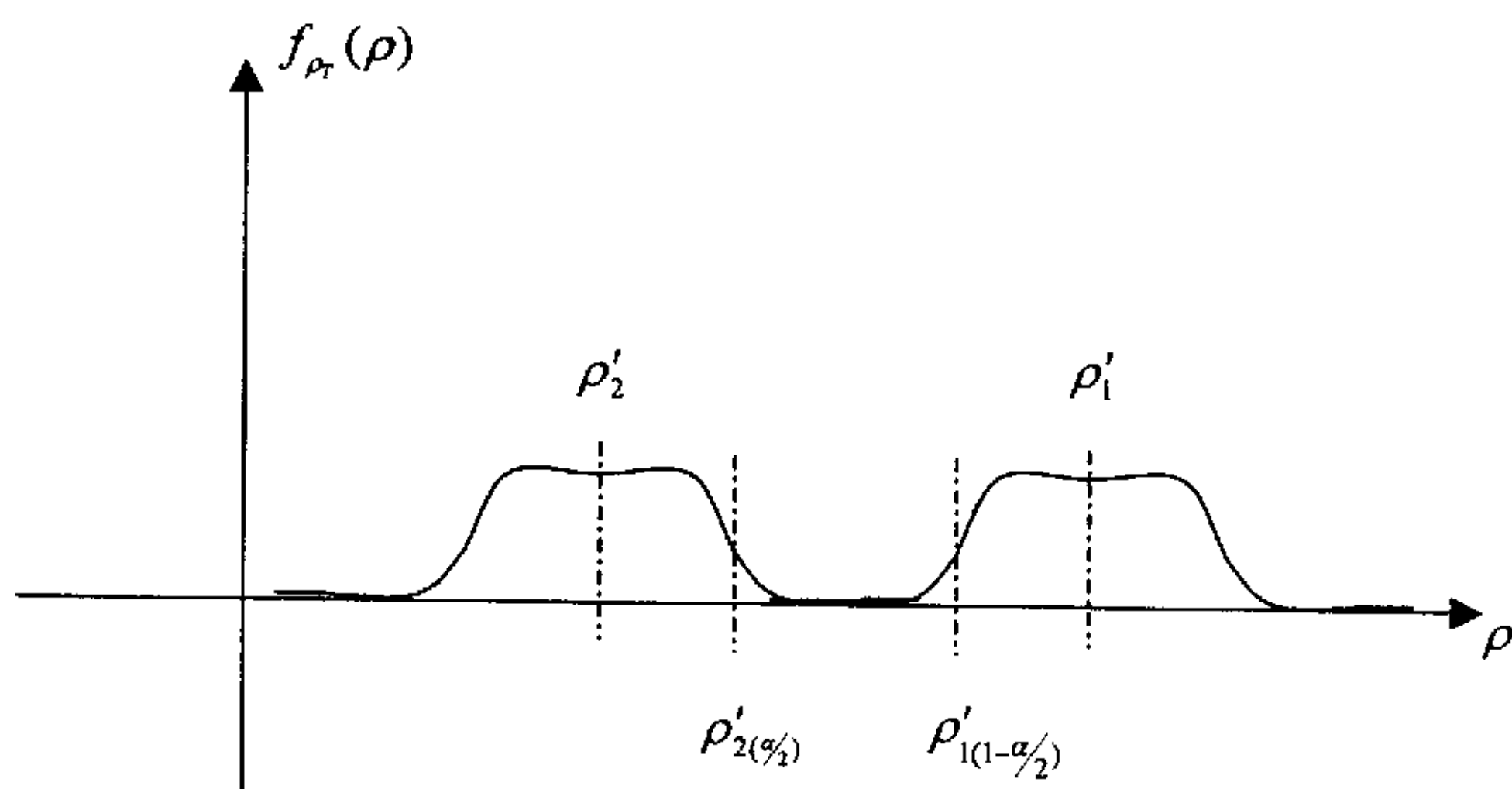


图 2-4 参数空间中平行直线可分辨示意图

式 (2-21) 仅表示参数空间中两条平行直线的可分辨条件。而参数空间两条平行直线的可分辨性首先决定于图像空间的可分辨性, 其次才依赖于参数空间的划分。也就是说, 只有在满足图像空间可分辨的前提下, 考虑参数空间的可分辨才有意义。因此下面我们讨论图像空间的可分辨条件。

由于两条平行直线在图像空间中的可分辨条件主要取决于量测噪声, 而文中的量测噪声又为高斯白噪声, 因而文中还不能给出图像空间中的分辨性的一般性结论。由于此处是在保证参数空间可分辨、且各自的置信度 $1-\alpha$ 的基础上, 再反过来讨论图像空间中的可分辨条件, 因此文中认为此时图像空间可分辨几乎为确定事件, 如下给出图像空间可分辨条件。

根据文中量测噪声的假设, 对于 x 方向的每个实际量测值 \hat{x}_i 均以 0.9974 的概率落入区间 $[x_i - 3\sigma, x_i + 3\sigma]$ 内; 对于 y 方向的每个实际量测值 \hat{y}_i 均以 0.9974 的概率落入区间 $[y_i - 3\sigma, y_i + 3\sigma]$ 内; 其中 x_i, y_i 为各自对应的真实值, σ 为量测噪声标准差。因此, 图像空间中两平行直线的可分辨条件为:

$$\rho_1 - \rho_2 \geq 6\sigma \quad (2-22)$$

而实际中, 由于以保证参数空间可分辨, 所以加上式 (2-22) 的限制就显得多余。我们得到平行直线的可分辨条件为:

$$\Delta\rho \leq \rho'_{1(1-\alpha/2)} - \rho'_{2(\alpha/2)} \quad (2-23)$$

其中, $\rho'_{2(1-\alpha/2)}$ 和 $\rho'_{1(\alpha/2)}$ 可由式 (2-17) 得出。

至此, 在可分辨的前提假设下, 我们考虑这两直线参数估计的置信区间, 给出了因变量的选取依据。如上, 使得参数划分选取为 $\Delta\rho \leq \rho'_{2(1-\alpha/2)} - \rho'_{1(\alpha/2)}$ 时, 可使两平行直线参数估计具有确定的置信区间。在后续的基于 Hough 变换的航迹起始中, 可依照上述规则处理多目标起始问题。

§ 2.3.2 自变量参数量化间隔的选取分析

对于自变量参数而言, 其量化间隔应该根据式 (2-22) 以及 (2-23) 确定的 $\Delta\rho$ 做进一步的分析, 可以预见当 α 不同时, 变量 $\rho'_{1(1-\alpha/2)} - \rho'_{2(\alpha/2)}$ 的取值一定会依赖于 $\Delta\theta$ 。因此, 可以根据得到的密度函数, 进一步确定 $\rho'_{1(1-\alpha/2)} - \rho'_{2(\alpha/2)}$ 与 $\Delta\theta$ 的关系。从而给出 $\Delta\theta$ 的选取参考。在以后的工作中, 作者将对这一问题进行进一步地研究, 期望给出 $\Delta\theta$ 的选取参考。

§ 2.4 小结

本章推导了参数空间积累单元的投票概率分布并通过仿真得到了此概率分布的完整图形显示。在此基础上, 给出了满足两平行直线可分辨、且各自的置信度为 $1-\alpha$ 的因变量参数量化间隔划分标准, 从而为参数量化提供了依据。同时还给出了确定自变量参数量化间隔的思路。

第三章 基于样本标准差的权值积累方法

§ 3.1 引言

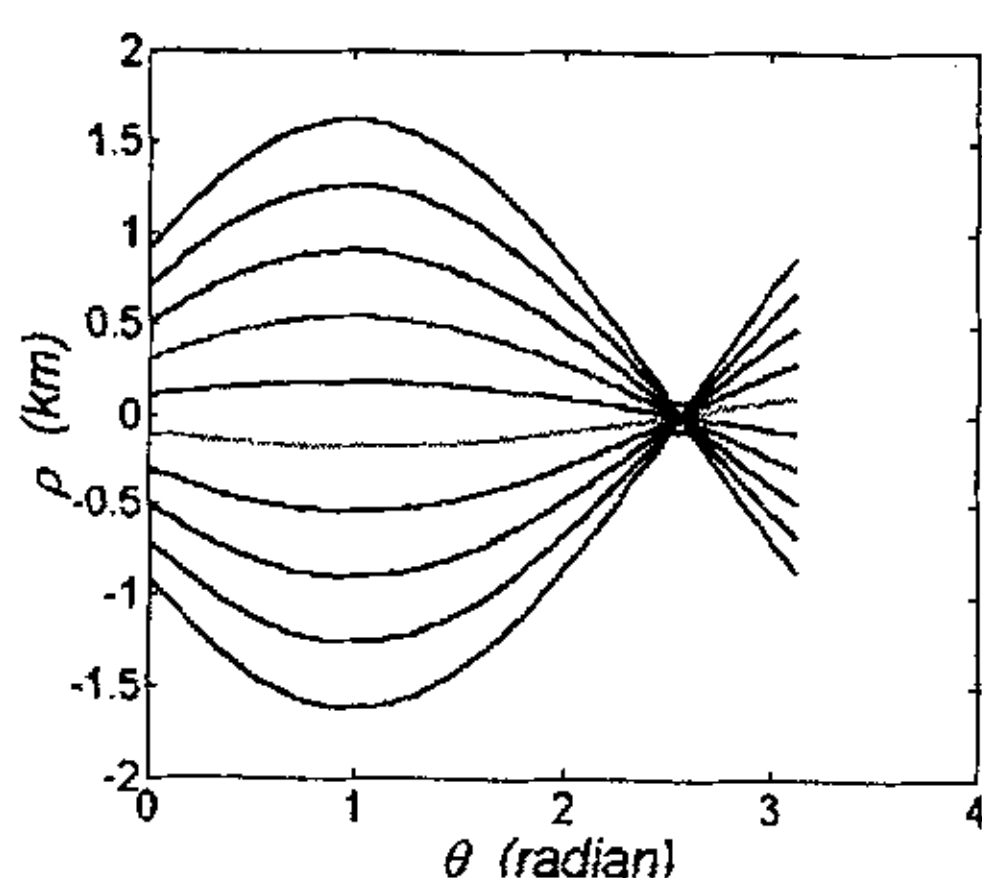
众所周知, Hough 变换的突出优点就是将图像空间中较为困难的全局检测问题转化为参数空间中相对容易解决的局部峰值检测问题。也就是说, 通过 Hough 变换之后, 我们工作的重点就是如何更准确地、有效地检测出参数空间中共同投票区域的投票积累峰值。而要准确地、有效地检测出局部积累峰值, 不仅仅取决于参数空间的合理量化, 还取决于积累矩阵本身的构成, 而后者对峰值检测的影响更加明显和直接。具体来说, 如果积累矩阵中各积累单元的积累值较为分散、差距较大, 那么峰值检测就相对容易、准确; 如果积累矩阵各积累单元的积累值较为集中、差距较小, 那么, 峰值检测就相对困难。因此, 参数空间中积累矩阵本身构成也是影响 Hough 变换性能的重要因素。而在确定了参数空间量化间隔之后, 积累矩阵的构成除了与变换曲线本身的分布特点有关之外, 还依赖于所采用的积累方式。对于同一变换函数而言, 积累矩阵的构成主要由其采用的积累方式所决定。在大多 Hough 变换的应用中, 普遍采用二值积累方式, 即只要某一特征点对这一积累单元投票, 那么, 就对此积累单元加 1。在图像检测中, Ibrahim,et.al^[56]提出了可以直接应用于差分图像的 Weighted Hough Transform (WHT), 即根据像素的大小进行积累; Q.Ji 和 R.M.Haralick^[57]提出了一种依照概率积累的方法, 此种方法主要通过像素点的梯度估计 θ 的取值, 再计算 (θ, ρ) 的联合分布, 之后对各特征点依概率积累。而在基于 Hough 变换进行航迹起始的应用中, 文献^[23]给出两种积累方法, 一种方法是能量的非相参积累, 另一种就是二值积累, 并说明相较于能量积累, 二值积累是一种更合适的积累方法。而由于参数空间中, 变换曲线基本上以局部共同投票区域为中心向四周呈蝶形分布的这种特点, 导致与共同投票区域相邻的区域获得的投票数也较多。因而, 若采用二值积累方法对参数空间进行积累, 通常会使得参数空间积累峰值点附近积累单元的积累值比较大, 且与积累峰值相差不大, 对于峰值检测来说, 这是极其不利的。

本章主要针对二值积累方式的上述缺陷,提出了一种以落入各积累单元数据的样本方差为基准的权值积累方式,并通过仿真将此积累方式与二值积累方式进行了比较。且与文献^[47]给出的方法相比,此种方法在保证良好的起始性能的前提下,更加简单、易行。

§ 3.2 二值积累方式存在的缺陷

前面已经提到,积累矩阵的构成对参数空间的峰值检测有很大的影响。而从某种意义上讲,积累矩阵的构成又取决于参数空间的积累方式,现在具体分析在二值积累方式下,积累矩阵的构成形式。

正如图 3-1 (a) 所示,图像空间中位于同一直线上的点,经过 Hough 变换之后,在参数空间中相交于一点,并且变换曲线在交点周围呈现放射型分布。正是由于变换曲线在交点处的这一分布特性,决定了二值积累方式下参数空间中积累值在积累峰值周围呈现碟形分布,也就是说,积累矩阵的构成形式是:积累矩阵的积累值以积累峰值为中心,向四周依次减小,积累峰值附近积累单元的积累值与积累峰值差别不大。这就给参数空间中的阈值设定以及峰值检测、提取带来很大的困难。图 3-1 (b) 给出了不考虑噪声及其它干扰,采用二值积累方式情况下与 (a) 相对应的积累矩阵局部积累图。在图 3-1 (b) 中,我们可以清楚的看到积累峰值与其附近的积累值相差较小。需要说明的是:为了更加明了地说明问题,所谓的积累矩阵局部积累图是从整个积累矩阵中,取出积累峰值附近的 9×9 个积累单元而得到的,本章中出现的其它积累矩阵局部积累图的意义与此图相同,不再另加说明。



(a) 参数空间映射图

1							1	1
2	3	1				1	2	2
2	3	5	8	10	9	6	3	2
3	3	4	2		1	2	2	2
2	1					1	2	2
								1

(b) 积累矩阵局部积累图

图 3-1 参数空间映射图以及积累矩阵积累图 (不含噪声与杂波)

为了普遍说明问题, 图 3-2 到图 3-4 又分别给出了考虑噪声、杂波以及检测概率等因素时, 采用二值积累方法条件下, 参数空间映射及与之相应的积累矩阵局部积累图。

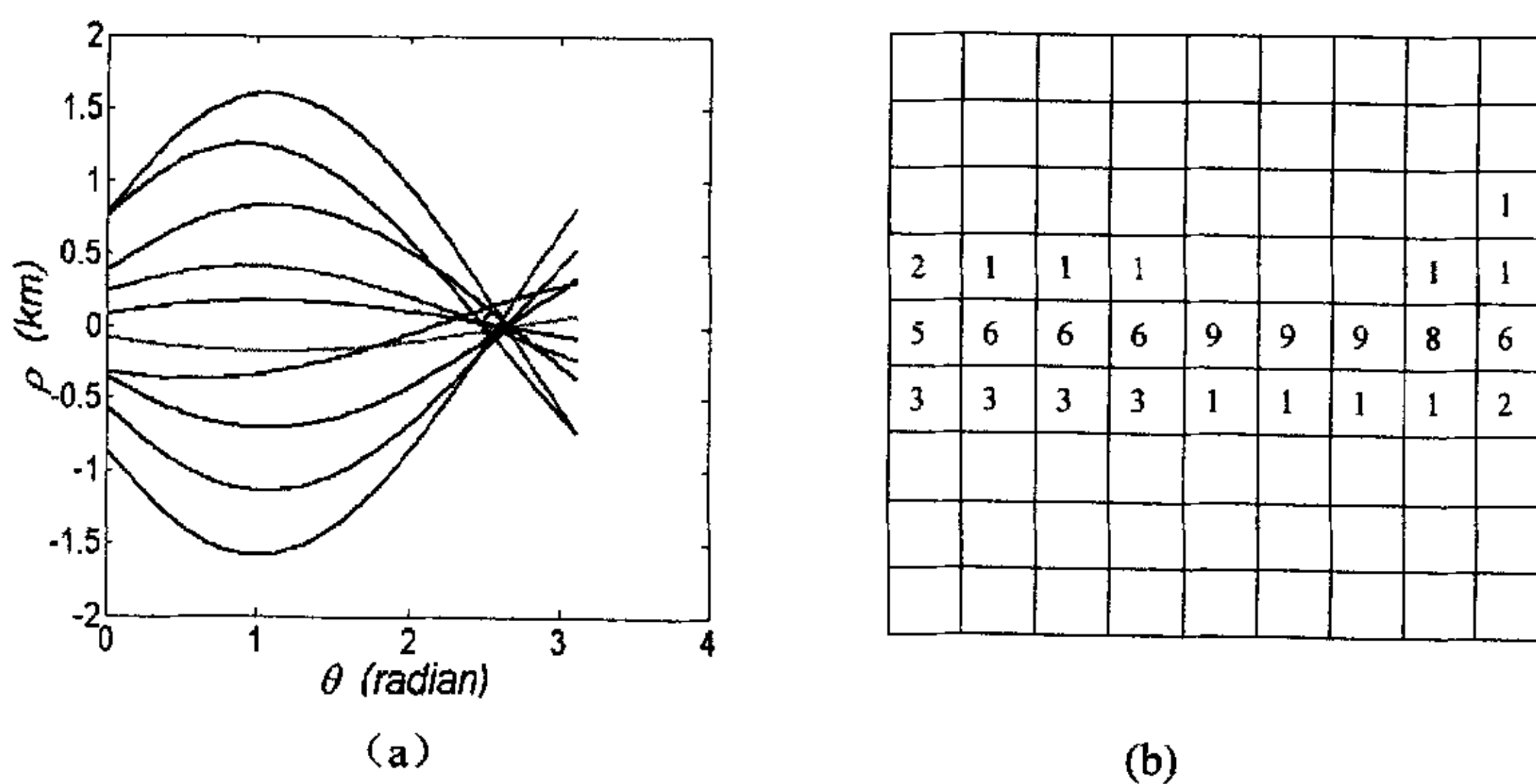


图 3-2 参数空间映射图以及局部积累图 (噪声 $N(0, 0.1^2)$)

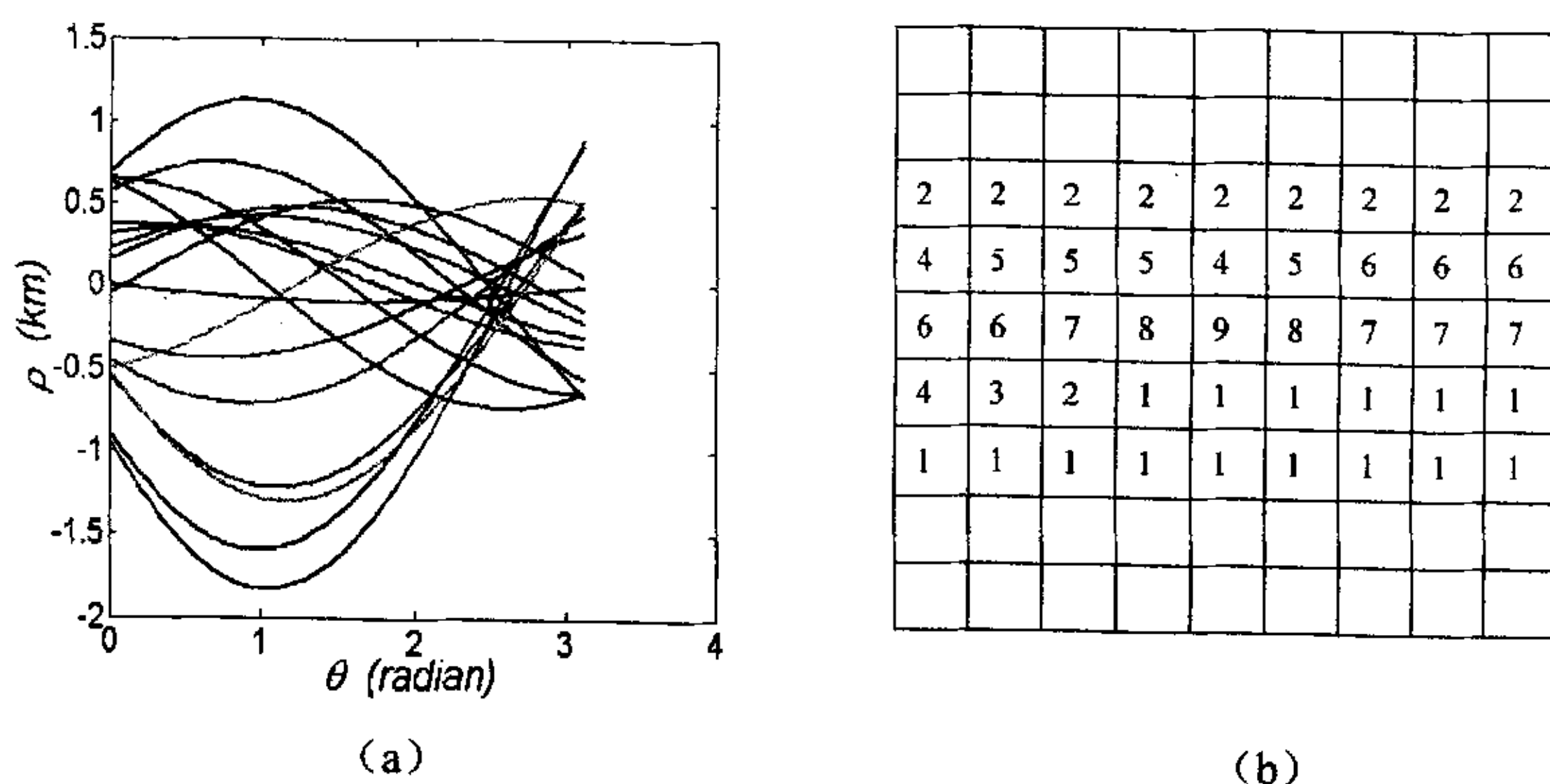


图 3-3 参数空间映射及积累矩阵局部积累图 (噪声同上, 检测概率 0.9, 杂波数为 8)

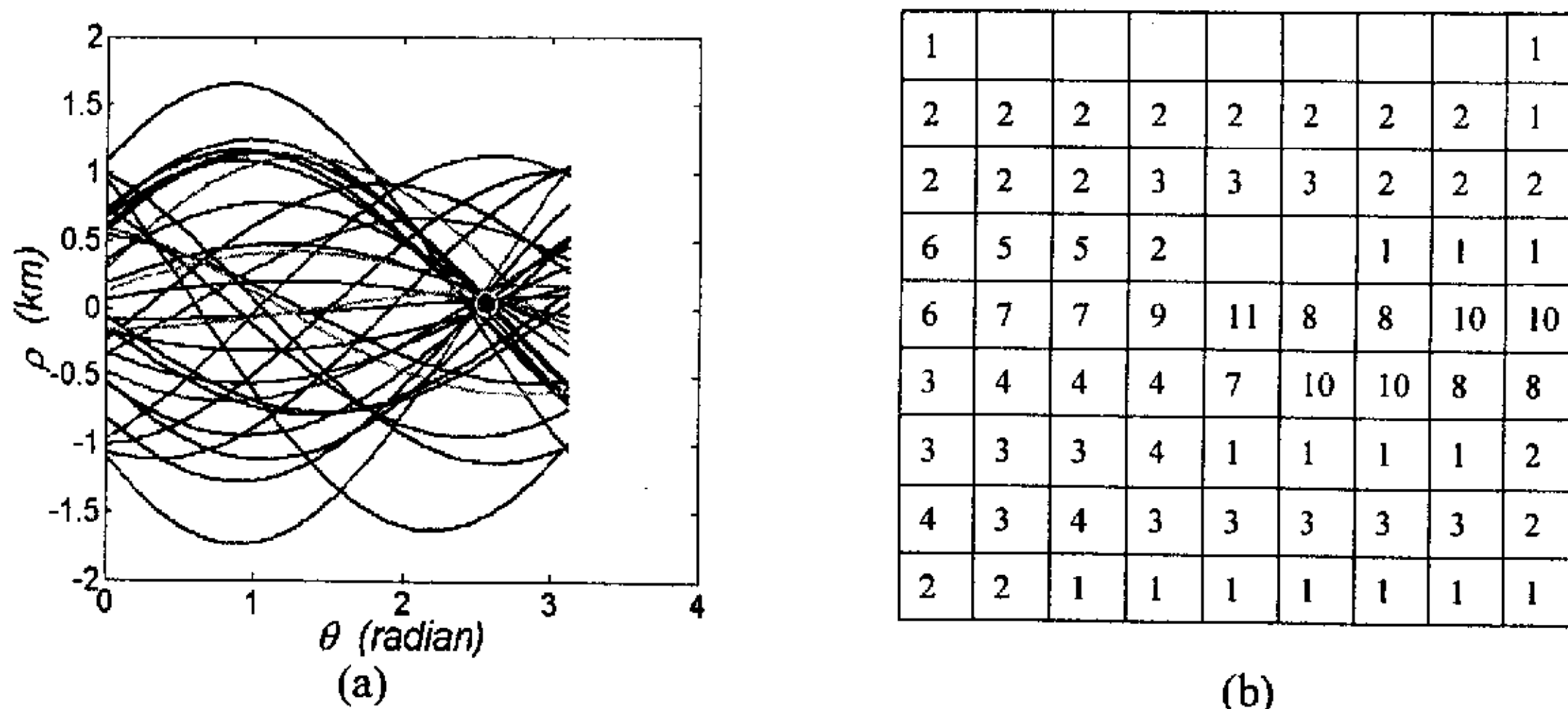


图 3-4 参数空间映射及局部积累矩阵积累图（杂波数 23，其他条件同 3-3）

从这一组图中，我们可以清楚地看到，二值积累方法更加彰显参数空间中变换曲线以交点为中心向四周依次分散的特征。在 Hough 变换的应用中，若采用二值积累方法对各积累单元进行积累，那么所得到的积累矩阵就呈现出以局部积累峰值单元为中心，其它各积累单元的积累值依次减小的特点，这样，与积累矩阵积累峰值单元相邻的积累单元的积累值就与积累峰值极为接近，且这种情况随着噪声、杂波等各种干扰因素的加强，而愈加突出。二值积累方法下得到的积累矩阵的这种构成形式，给接下来的峰值检测提出了严峻的考验。针对二值积累方式的这种缺陷，本章给出了一种权值积累方法。

§ 3.3 权值积累方式

§ 3.3.1 权值积累方式的基本思想

从上一组图中，我们可以清楚地看到，对于单条直线来说，无论是在不考虑各种干扰，还是在考虑各种干扰的情况下，只要图像空间的数据点隐含直线关系那么对应参数空间中的变换曲线就在某一区域内较为集中，而这个集中区域又恰恰是直线参数所在的区域。换言之，就是参数空间映射曲线在共同投票区域内较为密集，其它区域相对疏散。这就意味着，只要能够找到一个可以衡量映射曲线

在对应积累单元密集程度的量，我们就可以按照这个量的取值定义与之对应积累单元的权值，之后依此对各积累单元进行积累。因此，要完成权值积累的首要任务就是寻找一个可以衡量数据分散程度的量。幸运的是，在数理统计学中恰恰有这样一个统计量，即样本方差（或样本标准差），这样，以各积累单元的样本方差为基准，对各积累单元实行权值积累。这就是权值积累方法的基本思想。

上面主要简述了权值积累的基本思想，这主要来源于对变换空间曲线分布的直接感应，下面将以蒙特卡洛仿真结果说明权值积累方法的有效性。

在下面给出的几组仿真结果中，以航迹起始为例，假定监视区域只存在一条潜在航迹，因此，文中认为最大积累值单元确定的参数即为航迹参数。仿真中，将按照二值积累方法得到的航迹参数估计均方差和直接以全空间样本方差最小值确定的航迹参数估计均方差进行了比较。文中样本方差的具体定义和求法详见下节。各仿真中的仿真初始条件为：

航迹参数 $x_0 = 100(km), y_0 = 120(km), v_x = 0.4(km/s), v_y = 0.2(km/s)$;

采样间隔 $ScanInterval = 1(s)$;

航迹起始积累时间（总采样数） $TotalScan = 100$ 。

蒙特卡洛仿真次数 $MonteCarloTimes = 100$

$$\Delta\theta = \frac{1}{180} \cdot \pi = 0.0175(rad)$$

$$\Delta\rho = 4\sigma$$

表 3-1 在只考虑量测噪声的条件下，估计均方差统计结果

均方差 标准差 σ	二值积累 参数 θ	最小样本方差 参数 θ	二值积累 参数 ρ	最小样本方差 参数 ρ
0.1	$6.5888e^{-006}$	$1.289e^{-006}$	0.086244	0.020671
0.2	$4.0493e^{-005}$	$3.9389e^{-006}$	0.55899	0.063986
0.3	$8.0762e^{-005}$	$4.8715e^{-005}$	1.1316	0.73976

表 3-2 当检测概率 $P_d = 0.9$ 时, 估计均方差统计结果

均方差 标准差 σ	二值积累 参数 θ	最小样本方差 参数 θ	二值积累 参数 ρ	最小样本方差 参数 ρ
0.1	0.00039389	0.0001289	6.5707	1.9898
0.2	0.0025658	0.00073814	38.054	11.56
0.3	0.010937	0.0048715	153.44	77.498

表 3-3 在 $\sigma = 0.1, P_d = 0.9$, 杂波密度(杂波数目)不同时, 估计均方差统计结果

均方差 杂波密度 λ	二值积累 参数 θ	最小样本方差 参数 θ	二值积累 参数 ρ	最小样本方差 参数 ρ
0.1 (78)	0.00047315	0.0001289	7.8678	1.8621
0.2 (156)	0.0073814	0.0001289	9.18199	2.0727
0.3 (234)	0.0073814	0.0001289	11.347	2.0946

从表 3-1 至表 3-3 中可以看出, 直接以样本标准差为基准得到的航迹参数估计要优于按照二值积累方法得到的参数估计, 从而说明文中将要提出的权值积累方式的有效性及准确性。

§ 3.3.2 单条直线检测情况下的权值积累方法

上一节中已说明, 权值积累方法的基本思想是以经过各积累单元的所有变换曲线段的样本方差为基准, 对各积累单元实行权值积累。下面具体介绍权值积累方法的具体实现。

首先, 根据第二章给出的参数空间量化参考, 对整个参数空间进行量化, 量化间隔数分别为 N_θ 与 N_ρ , 并根据量化结果定义累加矩阵 A , 且将之初始化为零矩阵。本文中积累矩阵的创建方式如下: 对于得到的变换矩阵 ρ , 通过指令

$\rho_{floor} = floor(\frac{\rho - \rho_{min}}{\Delta\rho})$ 得到参数空间量化矩阵 ρ_{floor} , 其中 ρ_{min} 为矩阵 ρ 中的最小

值, floor 为 Matlab 中向负无穷取整函数。由此可以看出量化矩阵 ρ_{floor} 中的各个元素均为整数值, 同时与变换矩阵 ρ 中满足条件: $0 \leq \rho_{ik} - \rho_{\min} < \Delta\rho$ 的 ρ_{ik} 对应的 $\rho_{\text{floor}}(i, k)$ 取值均为 0; 与满足条件: $\Delta\rho \leq \rho_{ik} - \rho_{\min} < 2\Delta\rho$ 的 ρ_{ik} 对应的 $\rho_{\text{floor}}(i, k)$ 取值均为 1; 其它依此类推, 而 ρ_{\max} 满足 $(N_\rho - 1)\Delta\rho \leq \rho_{\max} - \rho_{\min} < N_\rho\Delta\rho$ 。也就是说, 参数空间量化矩阵 ρ_{floor} 的各元素值取值 $\rho_{\text{floor}}(i, j) \in [0, N_\theta - 1]$ 。因此, 根据量化矩阵定义参数空间积累矩阵 A , 如图 3-5 所示。其中所有满足条件:

$$(N_\theta - m)\Delta\rho \leq \rho_{in} - \rho_{min} < (N_\theta - m + 1)\Delta\rho \quad (3-1)$$

的 ρ_{in} 都在积累单元 $A(m,n)$ 中进行积累, 并将所有满足此条件的 ρ_{in} 称为积累单元 $A(m,n)$ 的投票, 为了后面叙述的方便, 文中也将之称为积累单元 $A(m,n)$ 的样本。

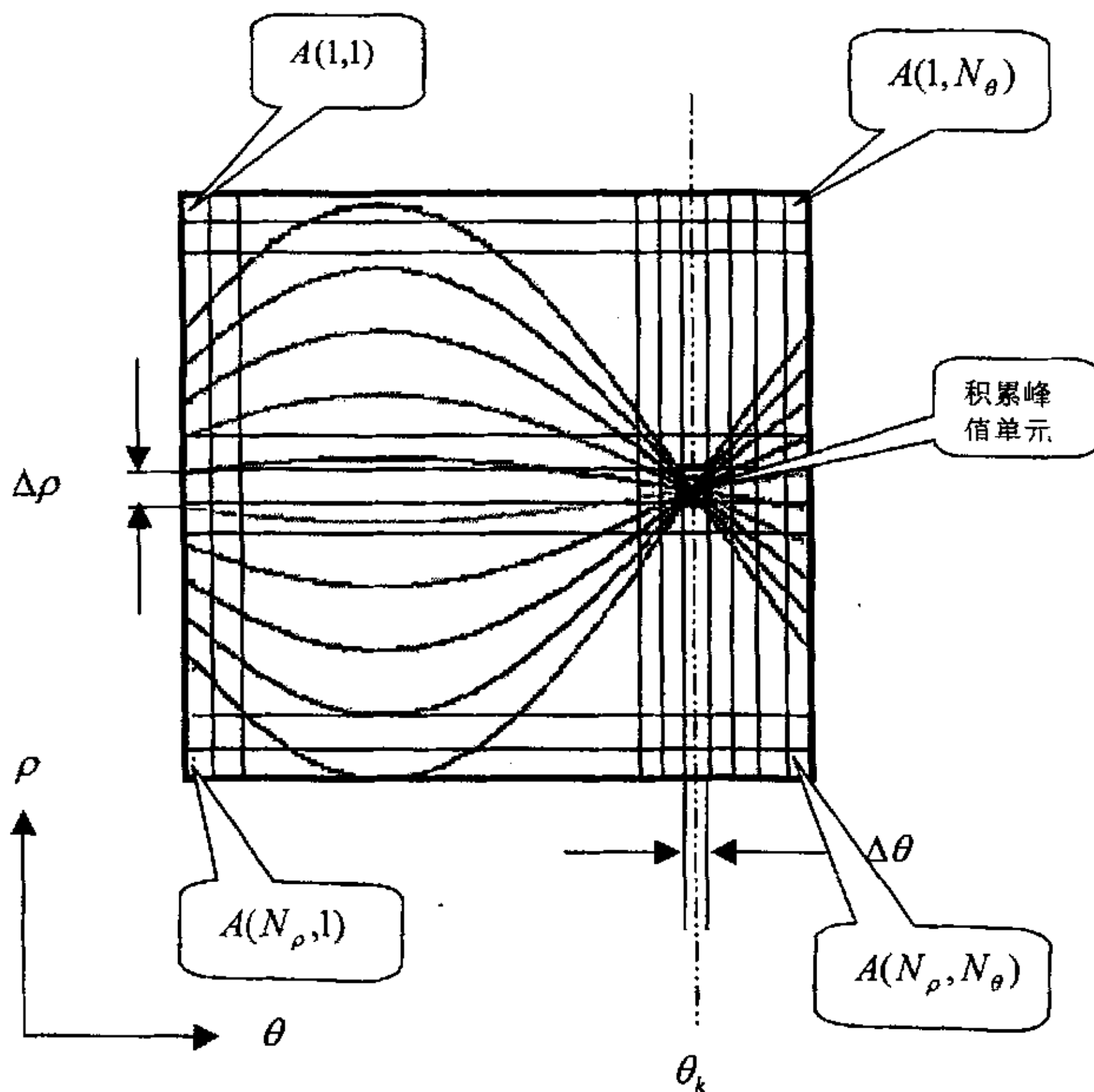


图 3-5 参数空间量化及积累矩阵定义图

其次，定义与积累矩阵 A 相应的样本标准差矩阵 Std_A 。为了便于说明，就以积累单元 $A(m,n)$ 为例。假定在上一步中得到的积累单元 $A(m,n)$ 的样本为：

$$\rho_n^m = [\rho_{i_1n} \ \rho_{i_2n} \ \cdots \ \rho_{i_kn}]^T \quad (3-2)$$

其中， ρ_n^m 表示积累单元 $A(m,n)$ 的样本向量，上标 T 为转置符。与 $A(m,n)$ 对应的样本标准 $Std_A(m,n)$ 按照以下步骤求出：

- a) 首先设定阈值 T_1 。此处设定阈值的原因主要是样本标准差本身为统计量，需要大样本支持；同时 Hough 变换本身为证据积累过程，认为证据积累值较小的积累单元确定的参数为估计参数是小概率事件。此阈值可以根据实际情况设定。
- b) 其次判断 ρ_n^m 中所含元素的个数是否大于给定的阈值 T_1 ，如果大于给定的阈值，则按照下式：

$$Std_A(m,n) = std(\rho_n^m) \quad (3-3)$$

求出与积累单元 $A(m,n)$ 对应的 $Std_A(m,n)$ ；否则，令：

$$Std_A(m,n) = c \quad (3-4)$$

其中， c 为一个常数，且与全空间中通过 (3-3) 求得的样本标准差相比足够大。

按照此种方法，就可以得到与积累矩阵对应的样本标准差矩阵 Std_A 。

最后，根据所得到的样本标准差矩阵 Std_A ，对各积累单元实行权值积累。当图像空间只存在一条直线时，从理论上来说，在参数空间中只会出现一个公共交点，也就是说在整个参数空间中，因变量 ρ 的取值只存在一个相对密集的区域。这样，对于单条直线检测，我们完全可以以全参数空间中的最小样本标准差为基准，对各个积累单元实行权值积累，构造的权值为：

$$w'_i = Std_A_{\min} / Std_A(,) \quad (3-5)$$

其中 Std_A_{\min} 为全参数空间的样本标准差的最小值， $Std_A(,)$ 为变换曲线所

落入的积累单元的样本标准差。由于提出权值积累方法的出发点就是要改善参数空间局部积累峰值附近，各积累单元积累值与积累峰值极为相近这种特性，而根据第二章给出的因变量参数量化间隔，与各个积累单元对应的样本标准差不会大于 $\frac{\Delta\rho}{2}$ ，也就是不会大于 1。因而为了降低积累峰值单元附近的积累单元积累值对积累峰值的影响，将上面的权值改写为：

$$w_i = [(w'_i)^2]^\eta \quad (3-6)$$

其中，幂 η 为大于 1 的常数。若仍以积累单元 $A(m, n)$ 为例，其积累值为：

$$A(m, n) = \sum_{i=1}^l 1 \cdot w_i = \sum_{i=1}^l 1 \cdot \left(\frac{Std - A_{\min}}{Std - A(m, n)} \right)^{2\eta} \quad (3-7)$$

§ 3.3.3 多直线检测情况下的权值积累方法

对于图像空间中存在多条直线的情形，从理论上讲，参数空间中的交点不再仅仅是一个，而是多个，也就意味着，像单条直线检测那样的权值构造方法，已经不能满足要求。可以预见，如果此时再采用上一节给出权值构造方法对参数空间进行积累，那么，就只能保证与全参数空间最小样本方差对应的积累单元的积累峰值保持不变，而其它交点处的积累值势必要变小。如果其它交点对应的积累单元的样本方差与全空间最小样本方差相差较大的话，那么这一积累单元的积累值就很可能被拉的很低，使得检测参数无准确性可言。所以，在对多条直线进行检测的情况下，为保证正确检测出直线，需要重新构造权值。由于积累矩阵和样本标准差的矩阵与单直线检测的情形相同，所以，这里直接介绍权值的构造。

由于在 Hough 变换中，是根据给定的因变量采样间隔 $\Delta\theta$ ，对自变量参数进行量化得到 $\theta_k (k=1, 2, \dots, N_\theta)$ ，其中 $N_\theta = \pi / \Delta\theta$ ，之后对每一个数据点 (\hat{x}_i, \hat{y}_i) 求得 $\rho_{ik} = \hat{x}_i \cdot \cos \theta_k + \hat{y}_i \cdot \sin \theta_k$ ，得到变换矩阵 ρ 。所以，较为直接的做法就是求出每一列，即每一个 θ_k 下的各积累单元最小样本标准差，之后积累矩阵中的每一个积累单元按照自身所在列的最小值进行积累，各积累单元的权值通过下式计算：

$$w_{col} = \alpha_1^{\beta_1} \quad (3-8)$$

其中： $\alpha_1 = \min_Std_A(col)^2 / Std_A(,col)^2$ ， $\beta_1 = 1/\alpha_1$ ， $\alpha_1 \leq 1$ 。而 $\min_Std_A(col)$ 为样本标准差矩阵的第 col 列中的最小值， $Std_A(,col)$ 为样本标准差矩阵的第 col 列中的某一行的取值。将此种权值积累下得到的积累矩阵定义为 A_{col} 。由于变换曲线在交点周围比较相对密集的特征，可能会导致积累矩阵中与积累峰值所在的积累单元左右相邻的积累单元所对应的样本标准差恰恰是它们各自所在的列中的最小值，这样就很可能使得这两个积累单元的积累值，与积累峰值相同，不利于局部峰值提取。而对于参数空间的交点而言，与其所对应的积累单元的样本标准差，应该是局部区域的最小值，所以，我们又求得各行的最小值，每行积累单元都以自身所在行的样本标准差的最小值进行权值积累，权值为：

$$w_{row} = \alpha_2^{\beta_2} \quad (3-9)$$

其中 $\alpha_2 = \min_Std_A(row)^2 / Std_A(row,)^2$ ， $\beta_2 = 1/\alpha_2$ ，且 $\alpha_2 \leq 1$ ；而 $\min_Std_A(row)$ 为样本标准差矩阵的第 row 行中的最小值， $Std_A(row,)$ 为样本标准差矩阵的第 row 行中的某一取值。将此种权值积累下得到的矩阵定义为 A_{row} 。最终的积累矩阵为 $A = (A_{col} + A_{row})/2$ 。

§ 3.4 仿真分析

在 3.3 节中，我们分别给出了单条直线以及多条直线检测时的权值积累方法，本节以航迹起始为例，将权值积累方法与传统二值积累方法进行了比较分析。

§ 3.4.1 两种积累方法在单目标起始中的仿真比较

下面给出单目标情况下，分别采用权值积累方法与二值积累方法，得到积累矩阵的结果比较。需要指出的是：在权值积累方法对应的局部积累图中，积累峰值周围的积累单元的积累值并不是零，而是与给出的积累值相比非常小的值，在表格中不易表示，因此文中没有给出具体值。

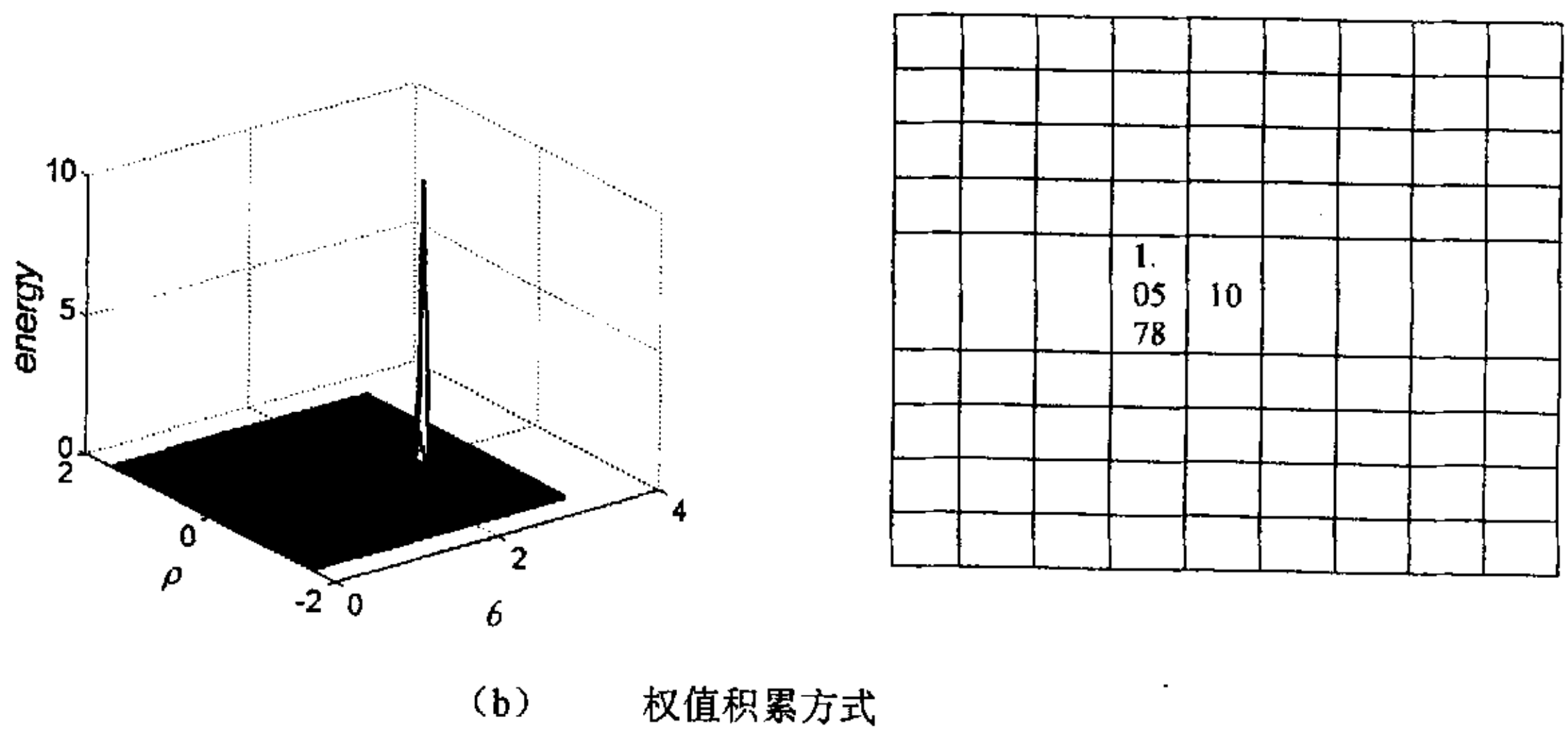
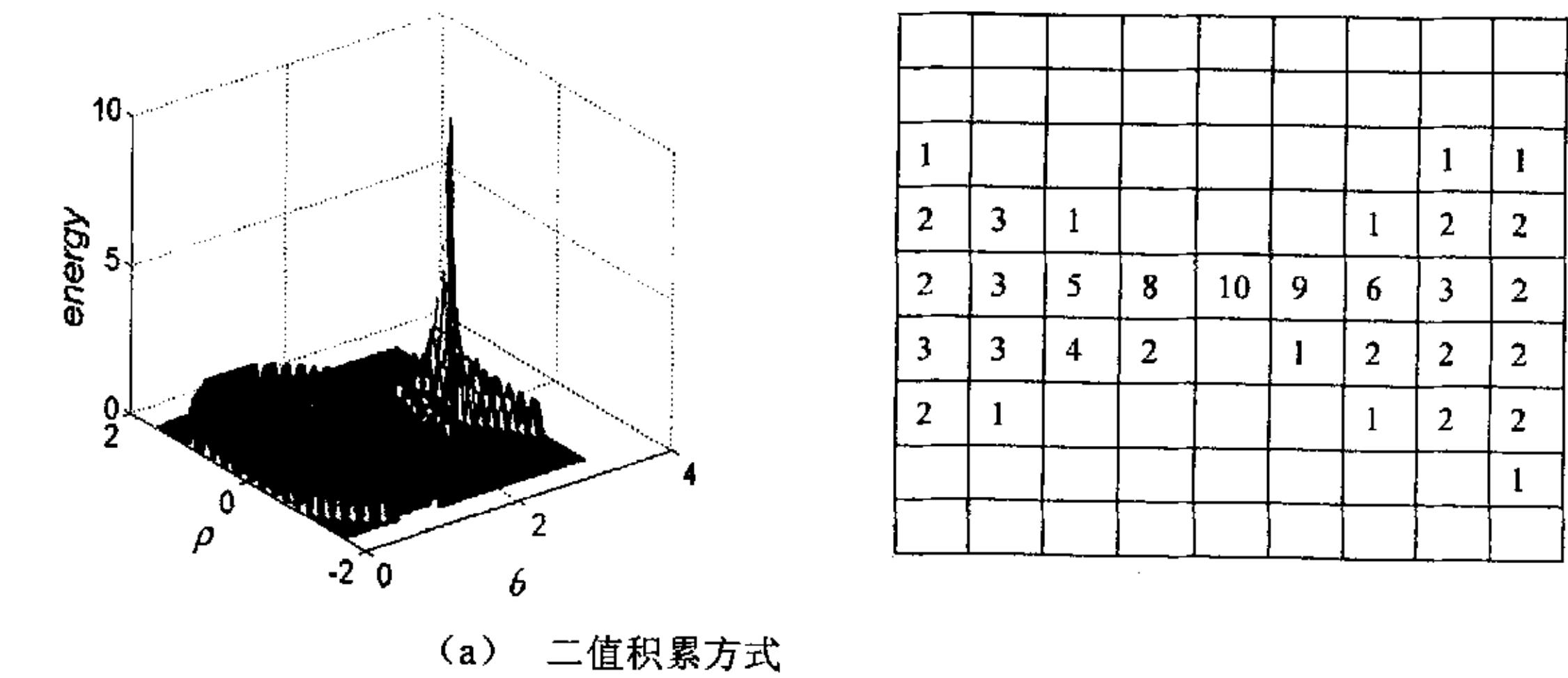
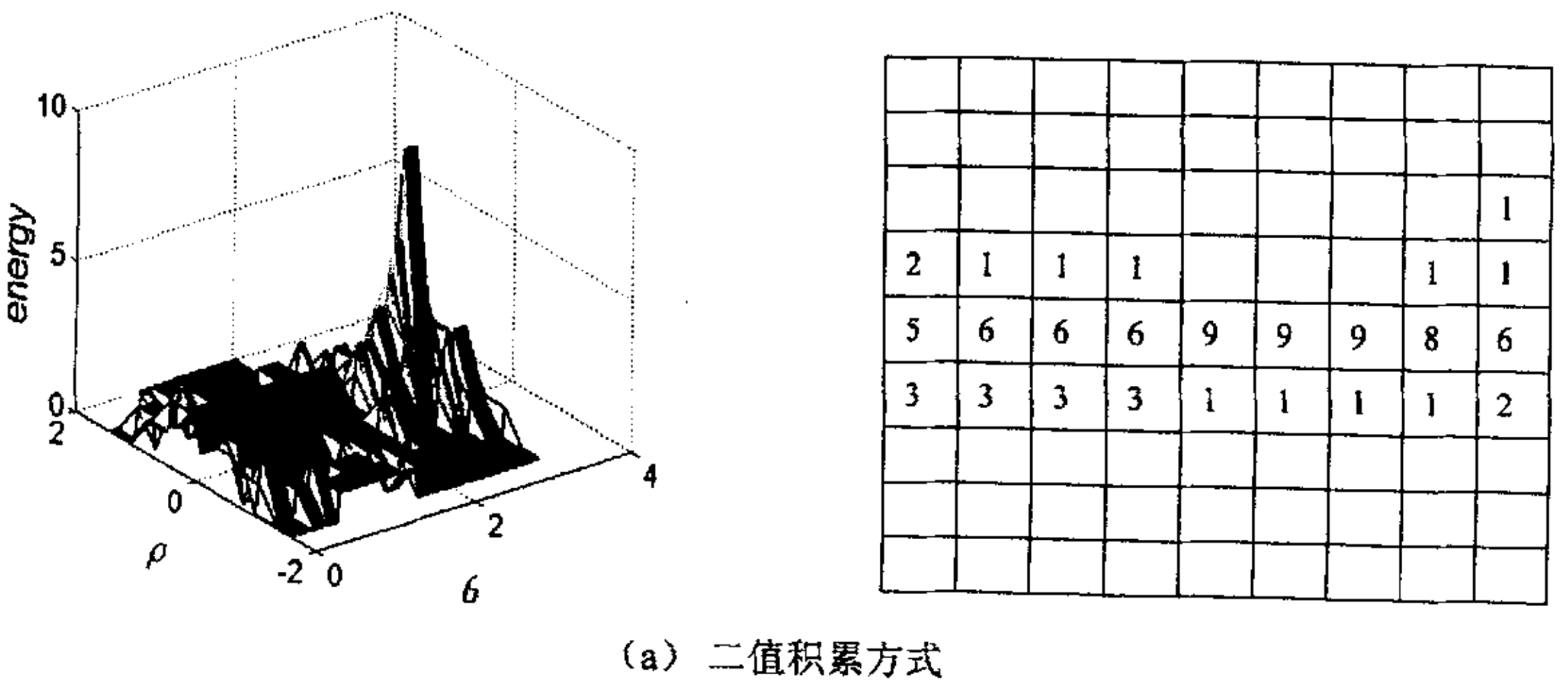


图 3-1 续 两种积累方式下的空间积累图及局部积累矩阵积累图



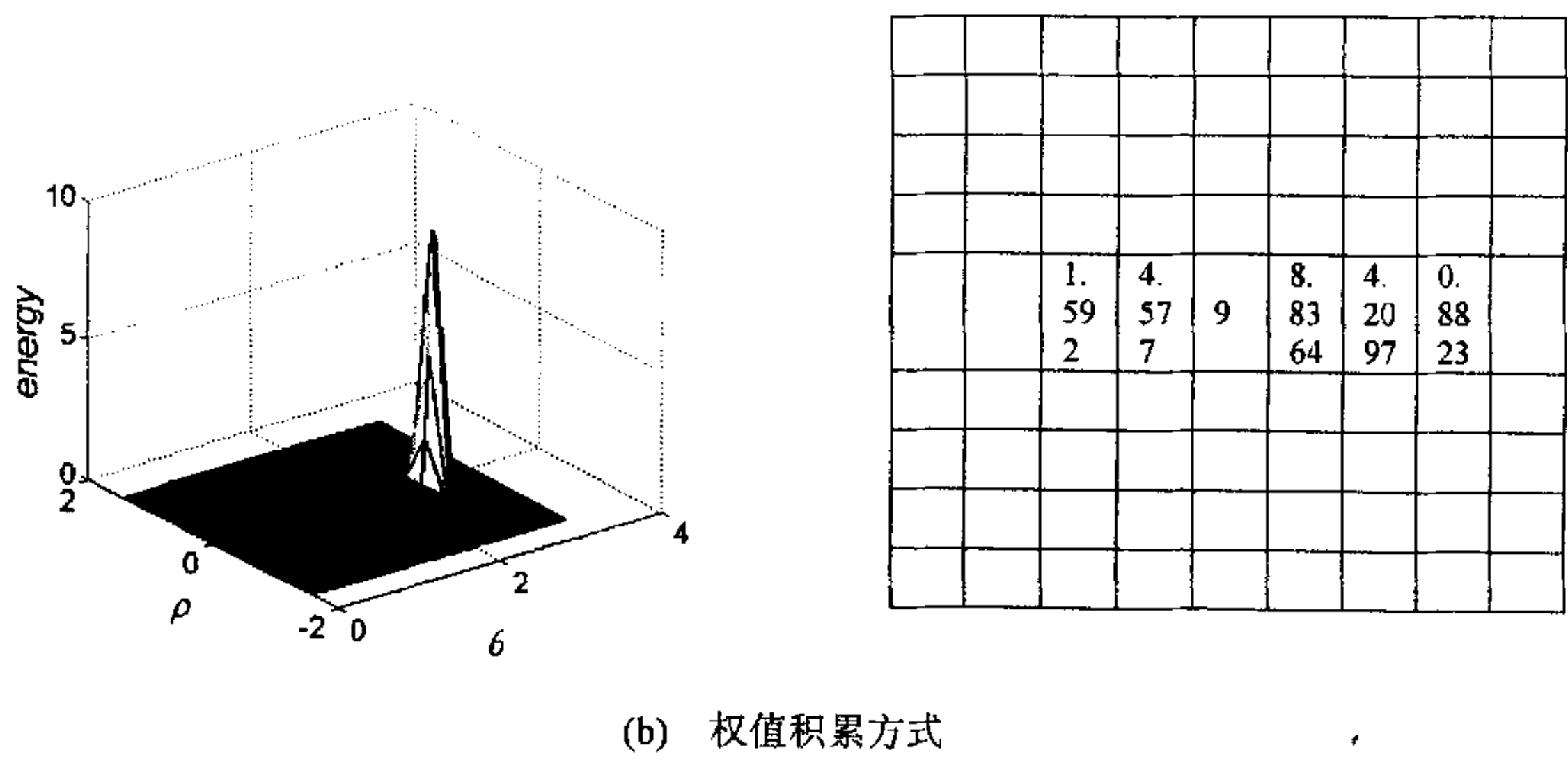


图 3-2 续 两种积累方式下的空间积累图及局部积累矩阵积累图

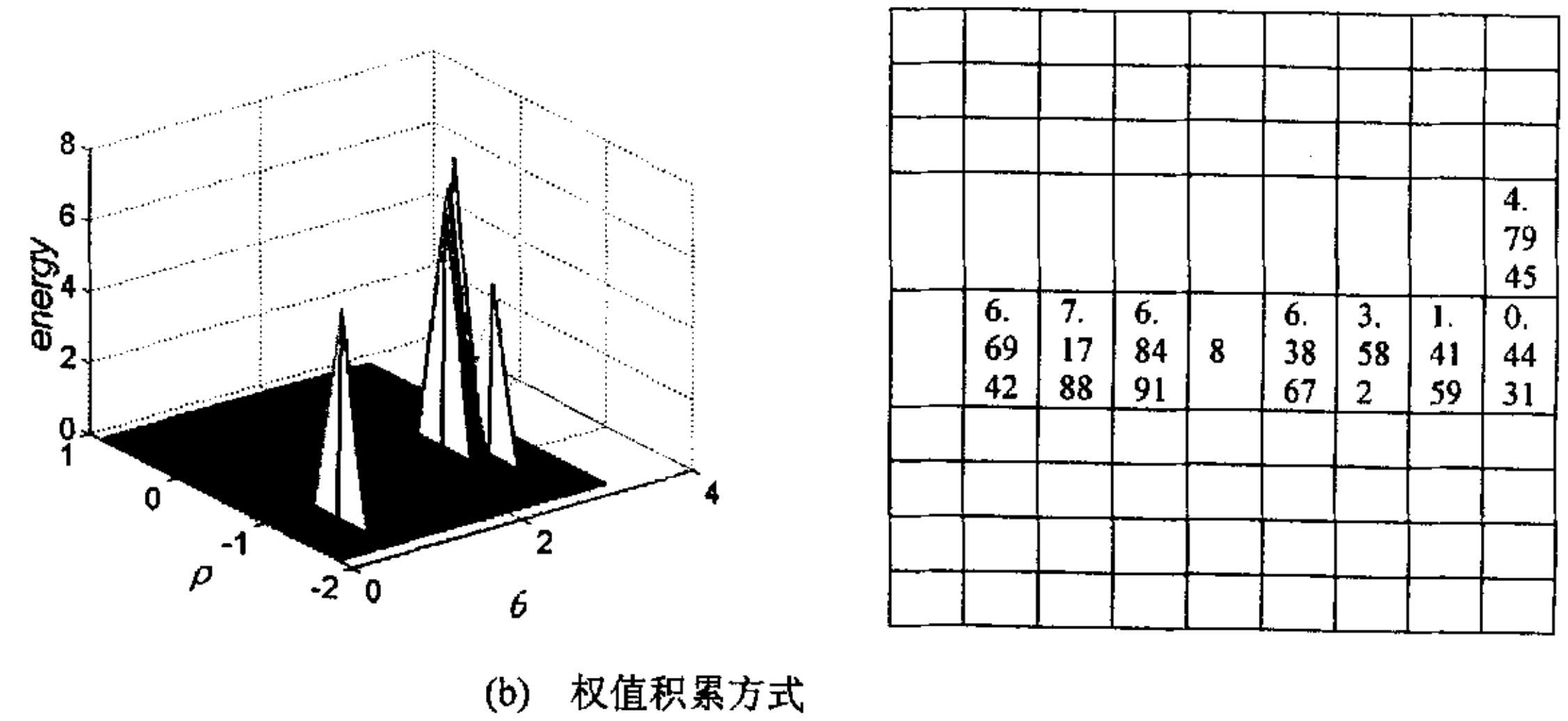
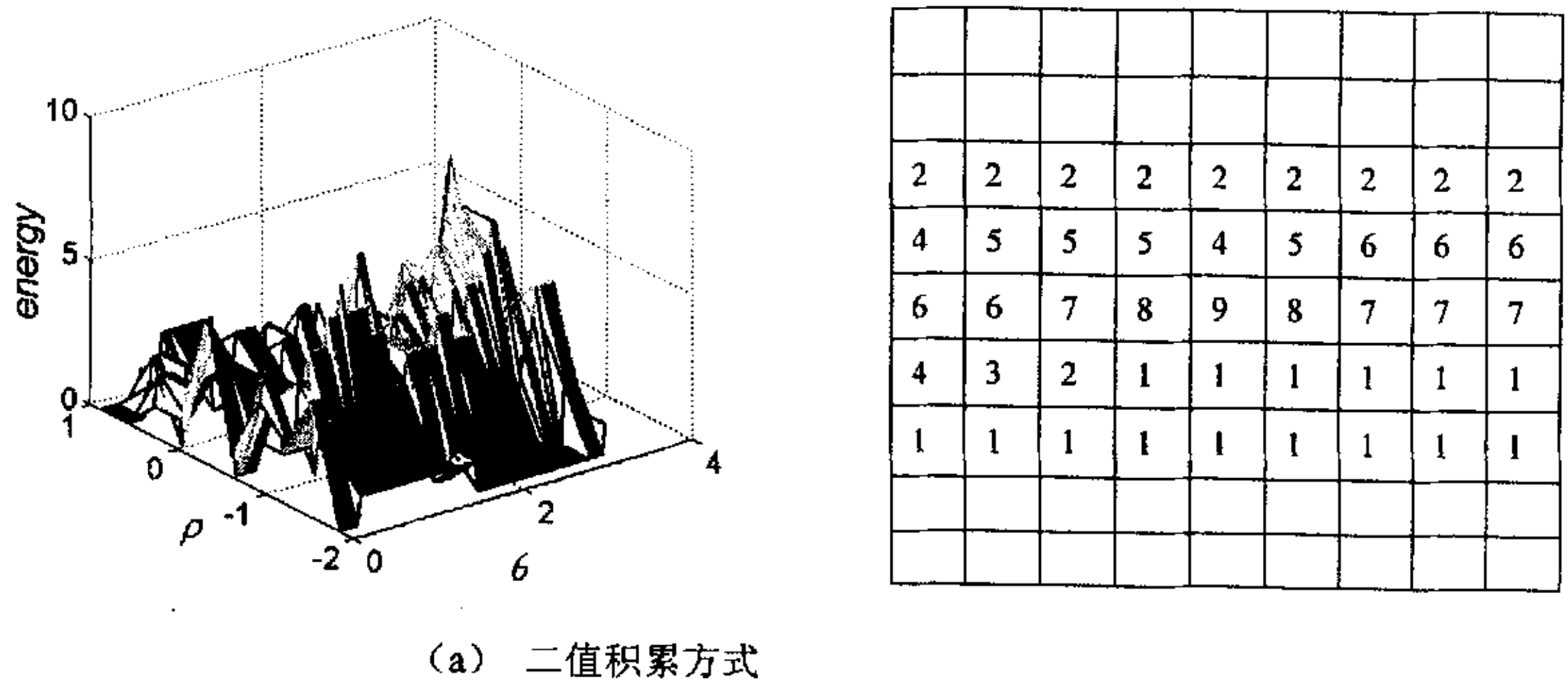


图 3-3 续 两种积累方式下的空间积累图及局部积累矩阵积累图

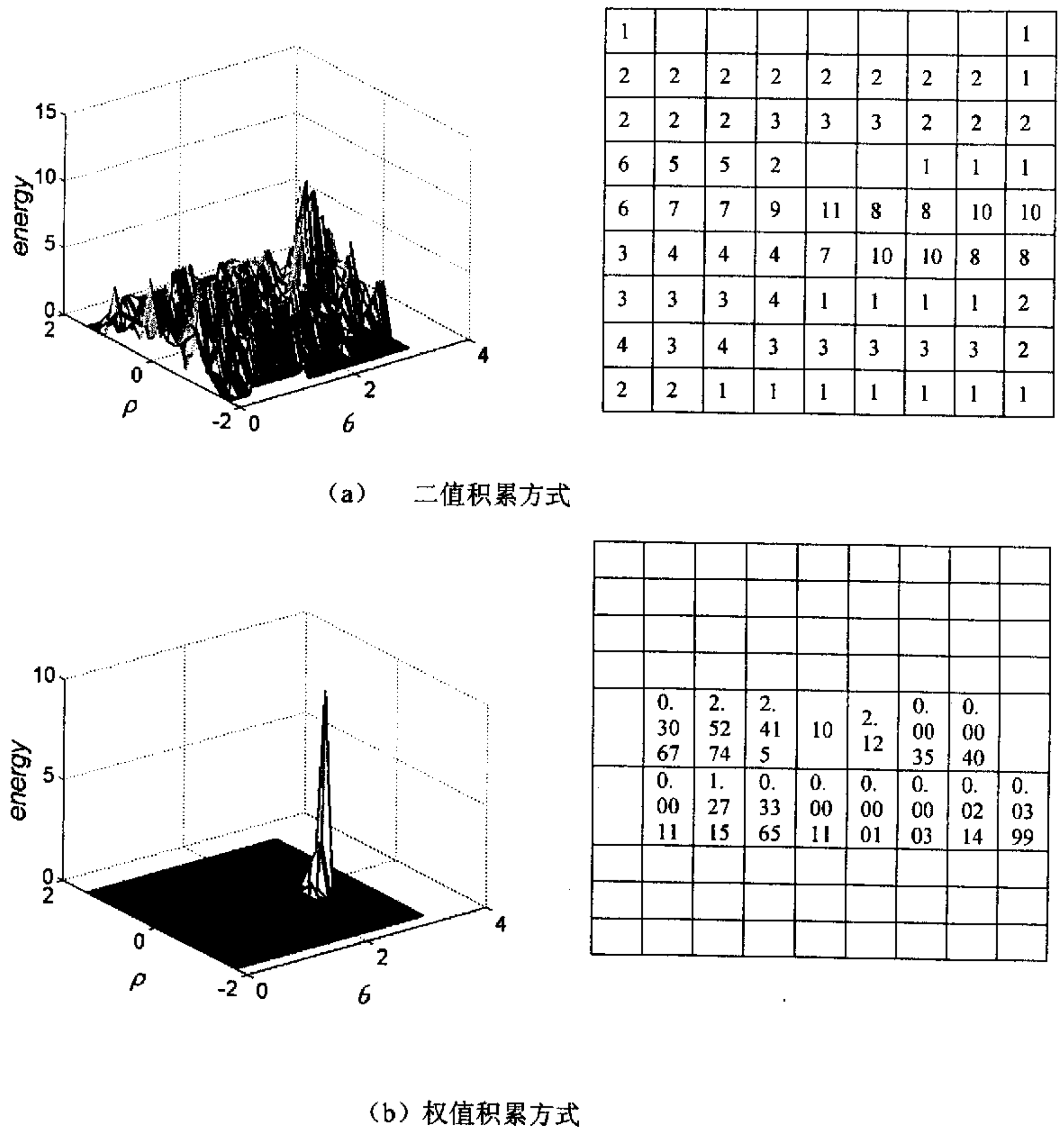
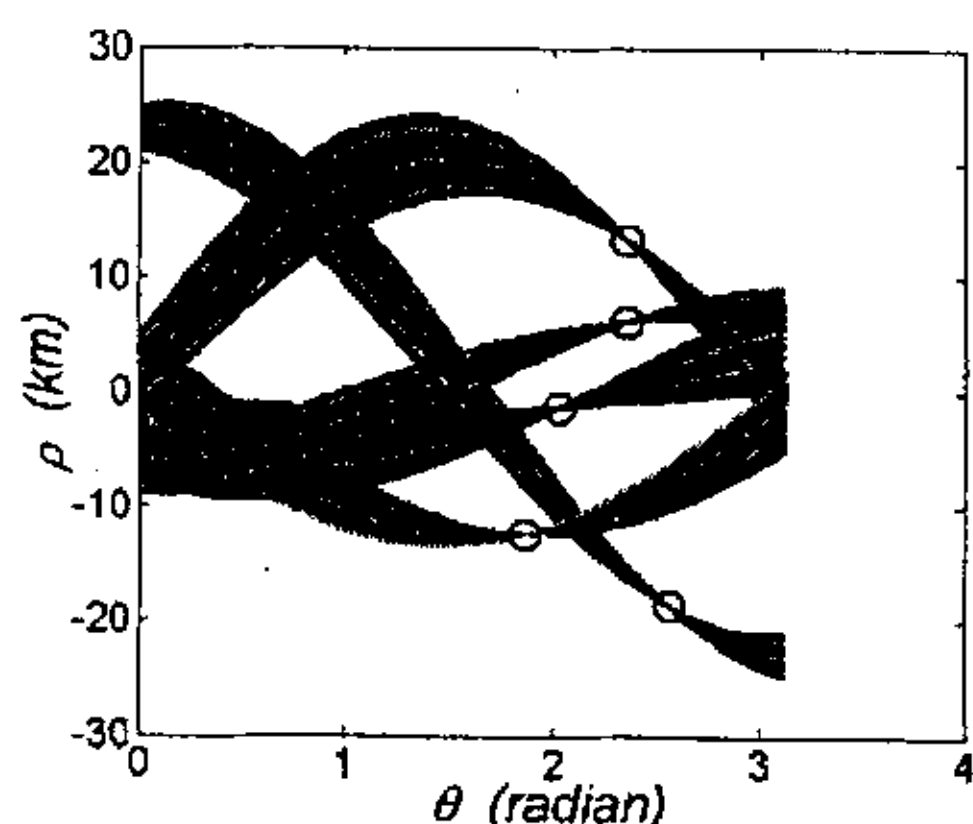


图 3-4 续 两种积累方式下的空间积累图及局部积累矩阵积累图

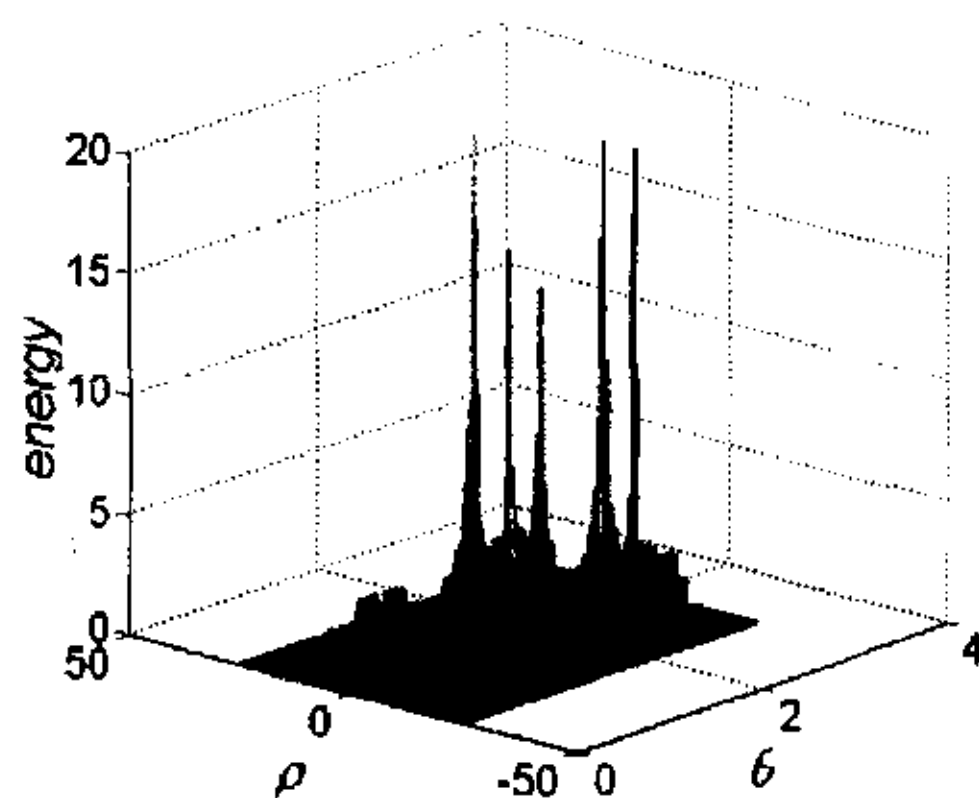
从上面给出的不同情况下两种积累方法的对比中，我们能够明显地看到，相较于采用二值积累方法得到的积累矩阵积累图，采用权值积累方法得到的积累图在基本保持了二值积累峰值的同时，减小了积累峰值单元附近积累单元的积累值，从而更加突显积累峰值，使之与其它积累单元的积累值的差值增大，为接下来的峰值检测、参数提取提供了更加完美的处理对象，使得峰值检测更加准确、容易。

§ 3.4.2 两种积累方法在多目标起始中的仿真比较

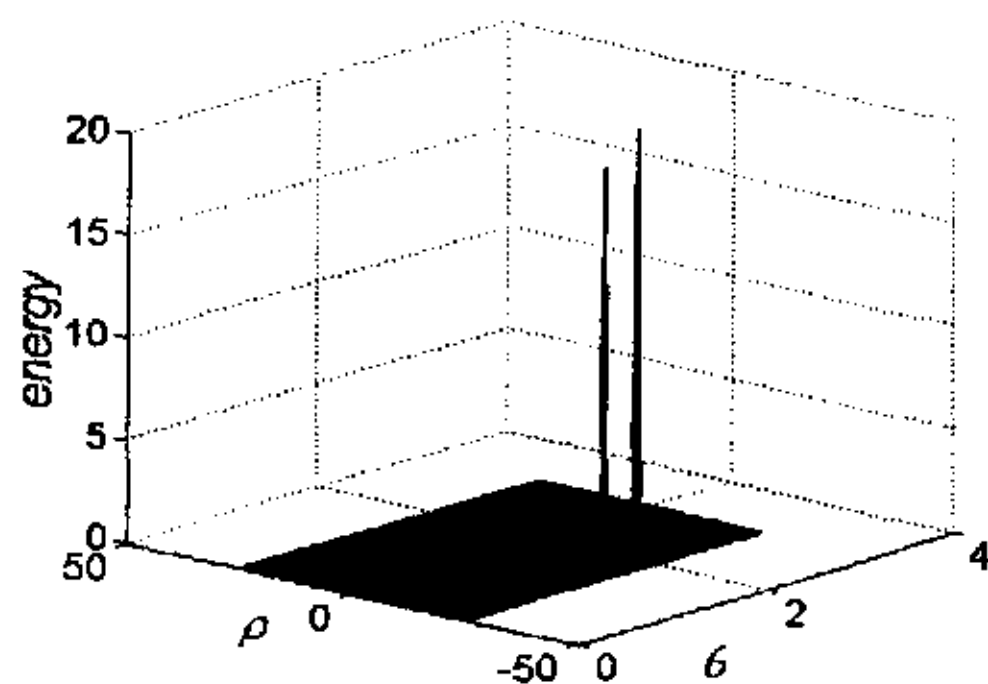
多目标环境，特别是密集杂波环境下，杂波对积累单元的影响较大，如果采用二值积累方式，积累矩阵各单元的积累值如实地反映了落入相应积累单元的变换曲线段的个数。而从理论上讲，杂波点对某一积累单元的贡献和源于目标的量测数据对此积累单元的贡献必然是不同的，假若对于单数据点这么讲可能略显武断，那么若以它们对与此积累单元相应的样本方差的贡献来说，杂波点的贡献很可能就要大一些，也就是说，假若某一积累单元，杂波点对之投票的次数在总次数的比例相对较大，那么此积累单元的样本方差就可能较大，虽然，这不是绝对的，但不可否认存在这样的趋势。因此，从这一点考虑权值积累方法能够更有效地起始航迹。下面给出各种情况下，采用二值积累方式、单直线权值积累方式以及多直线权值积累方式下得到的积累矩阵的仿真比较图。各参数空间映射图中以蓝色小圆标注出各航迹真实参数的位置。



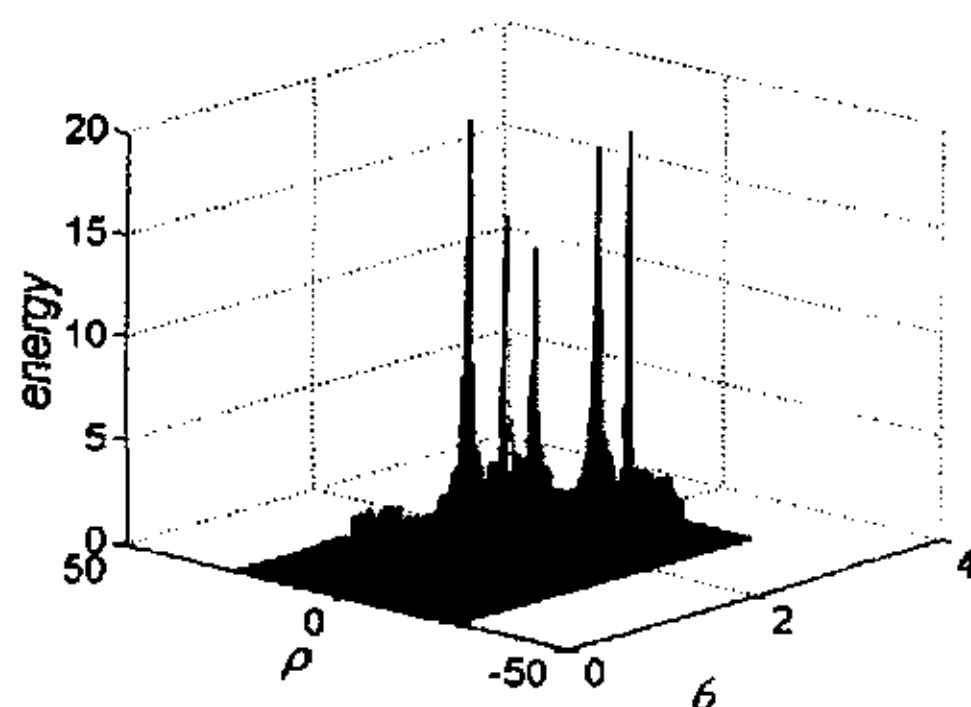
(a) 参数空间映射图



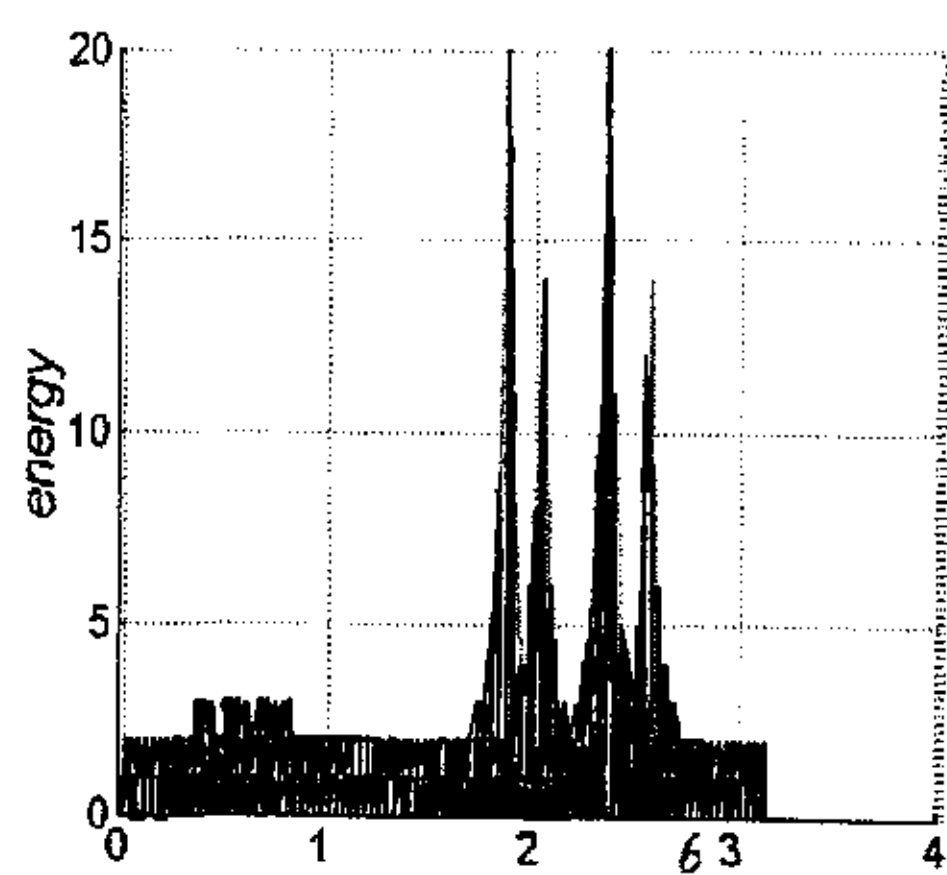
(b) 积累矩阵 (二值积累)



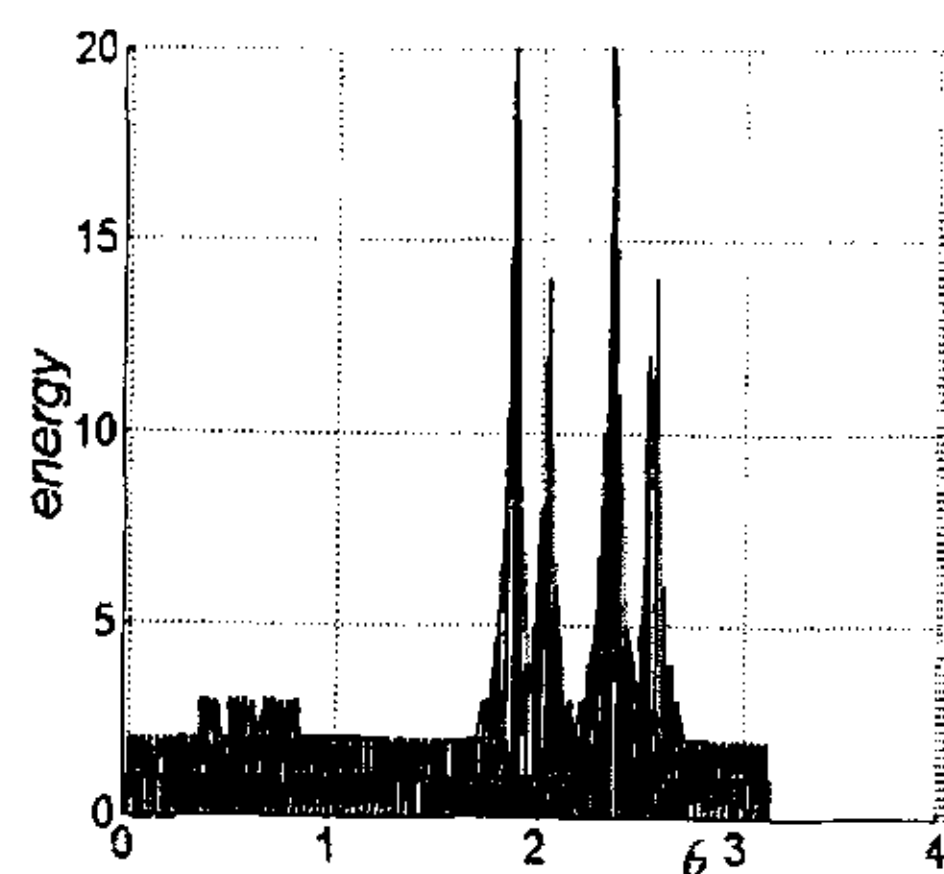
(c) 积累矩阵 (单目标加权方法)



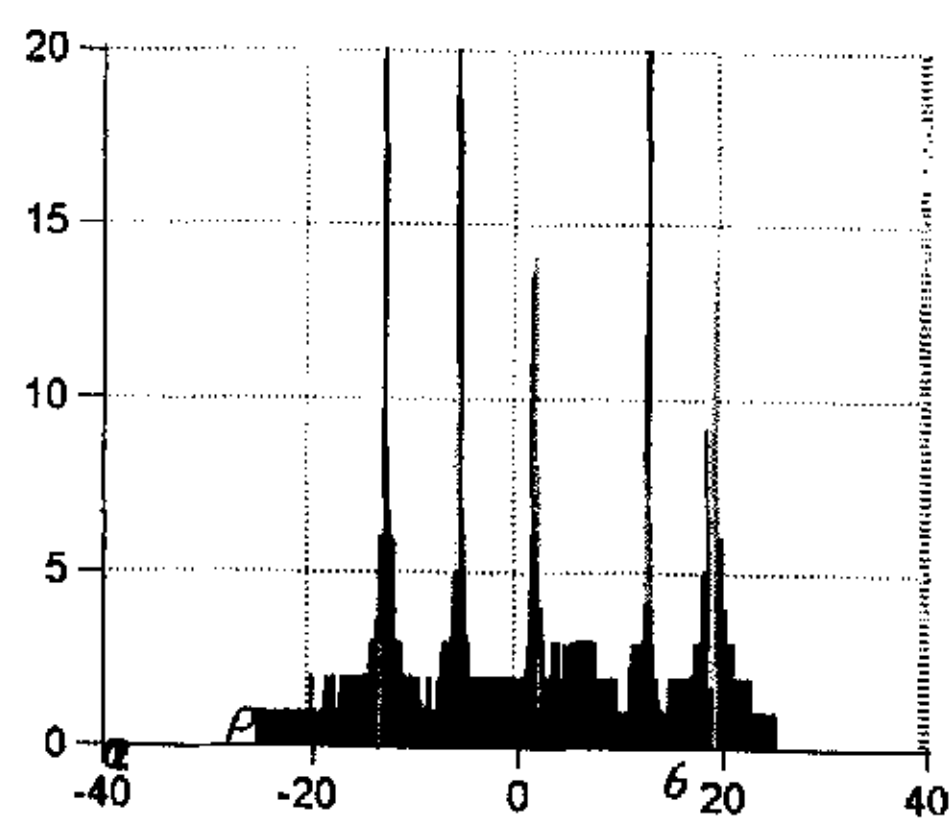
(d) 积累矩阵 (权值积累)



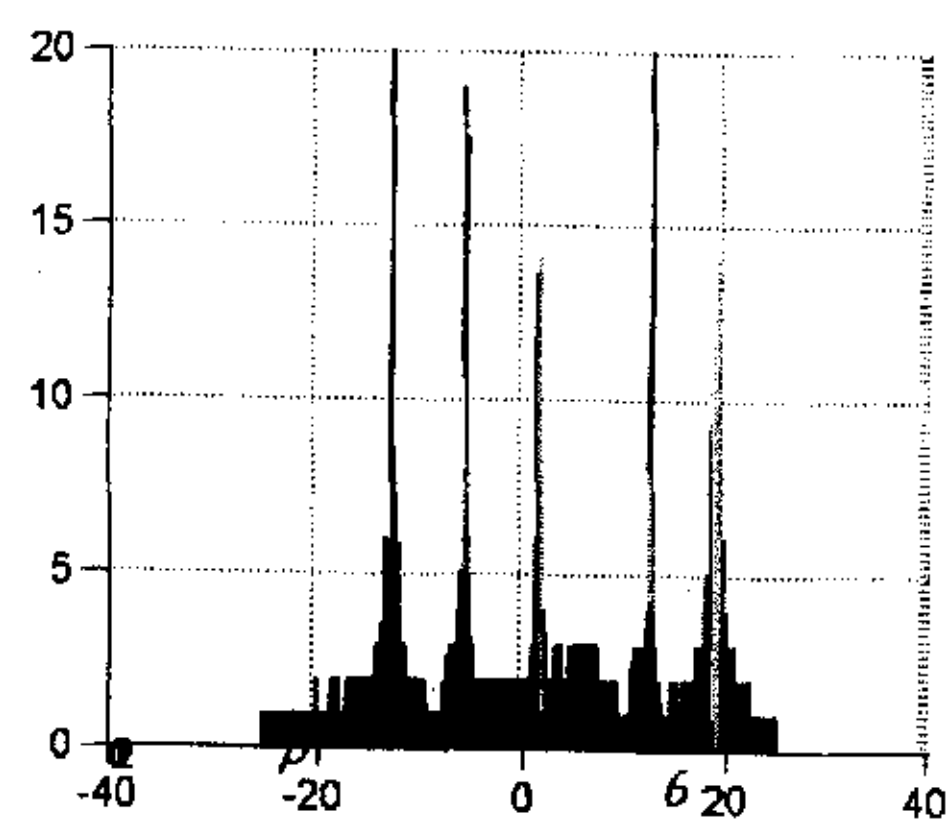
(e)



(f)

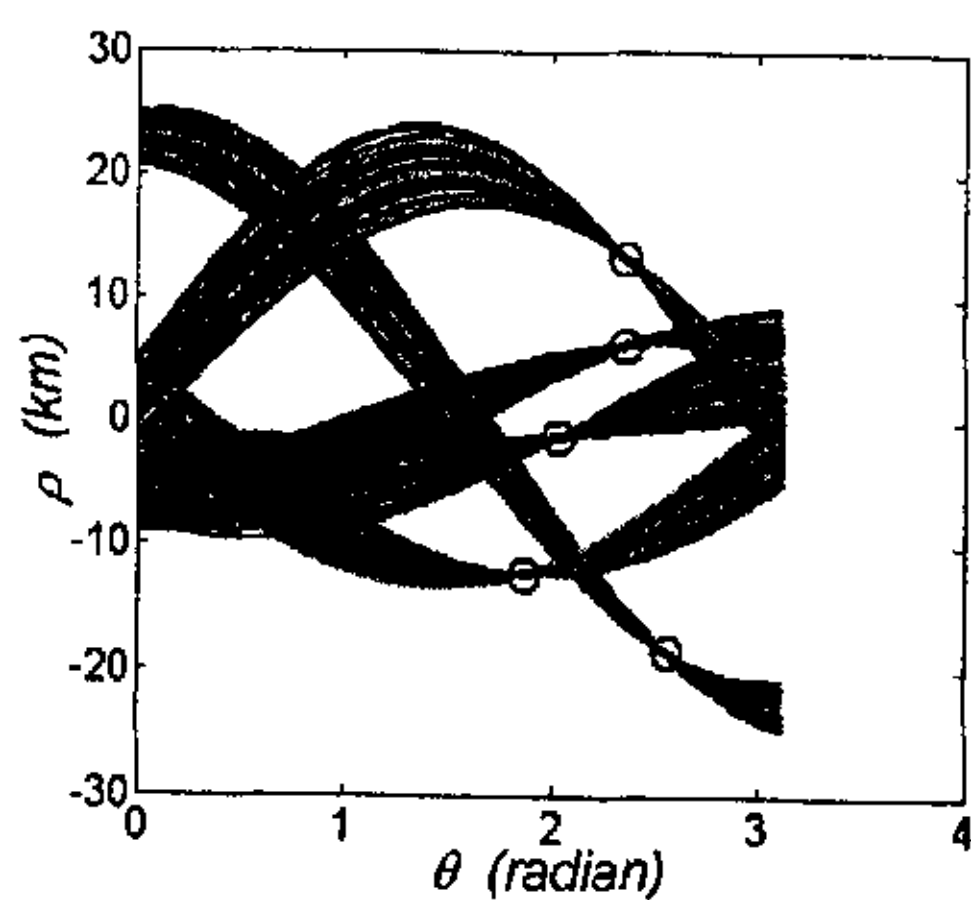


(g)

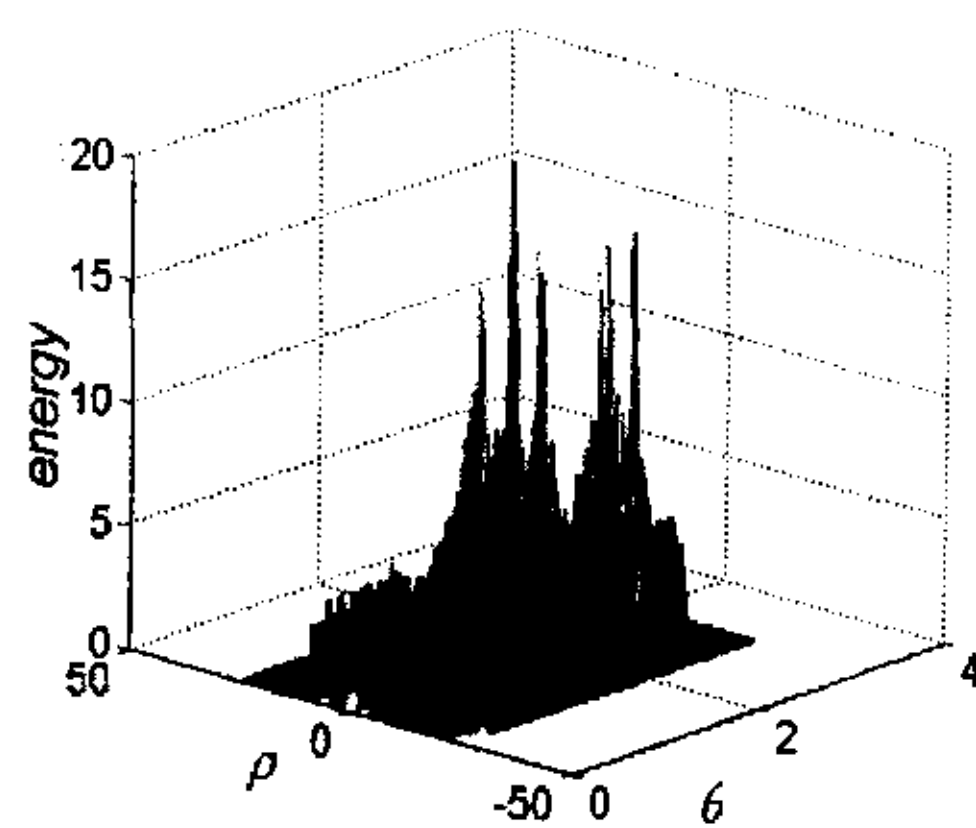


(h)

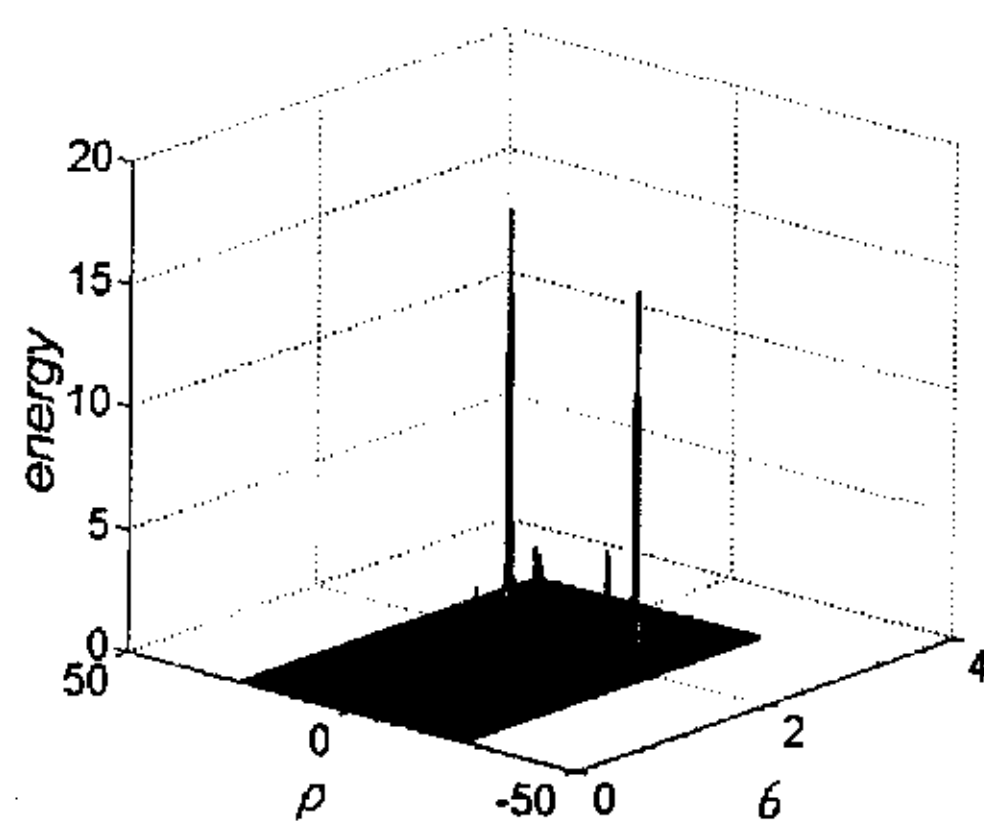
图 3-6 不考虑噪声等干扰下的仿真比较图



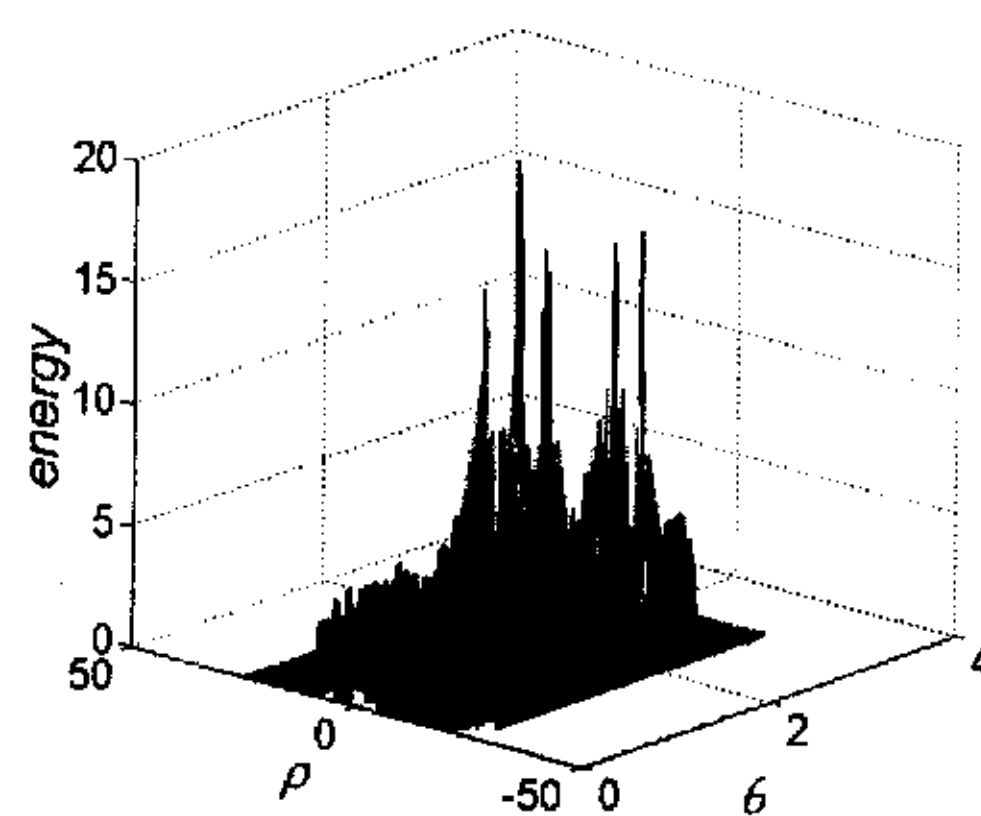
(a)



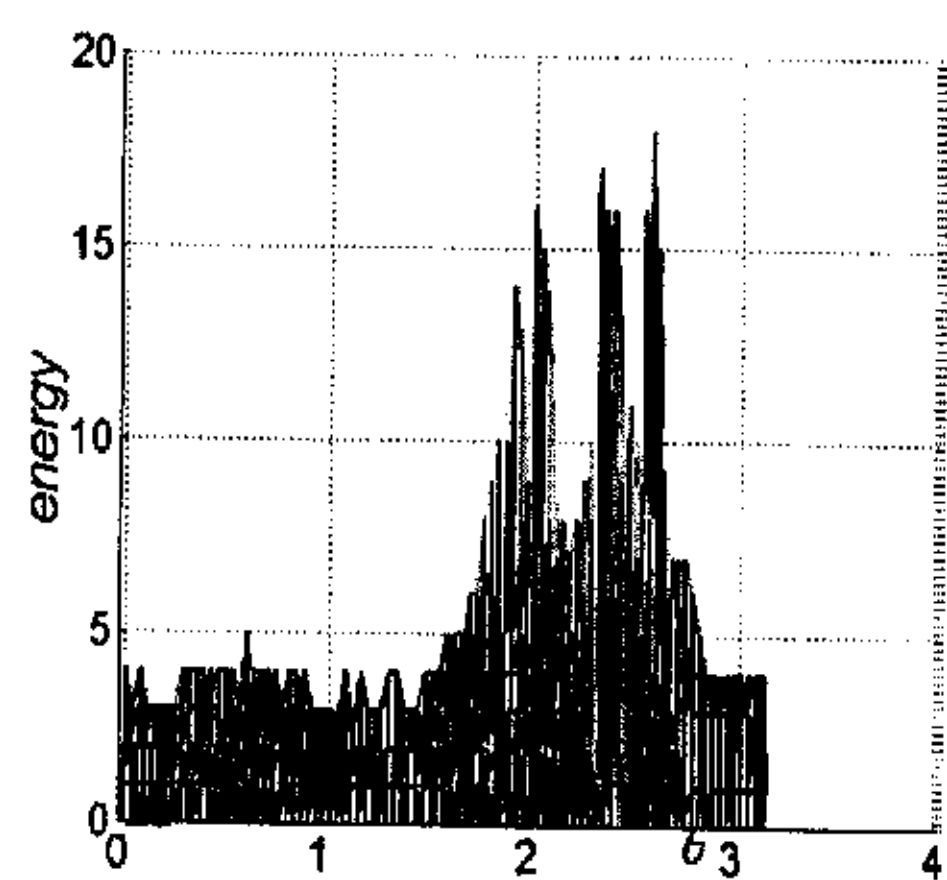
(b)



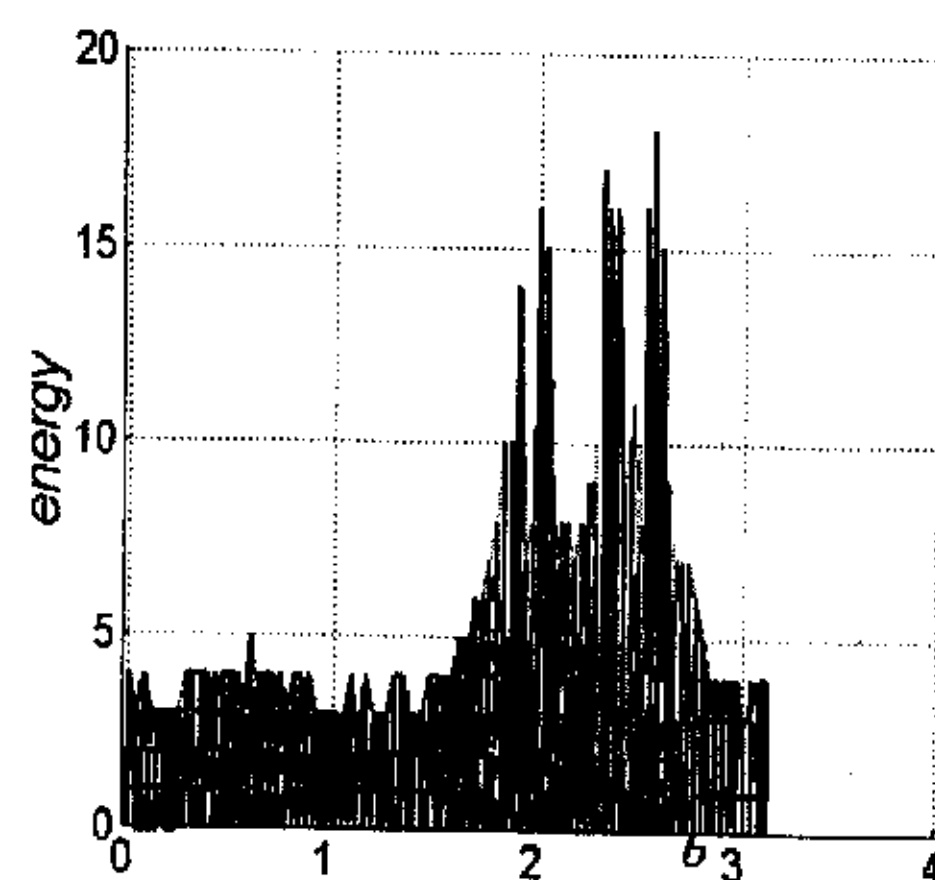
(c)



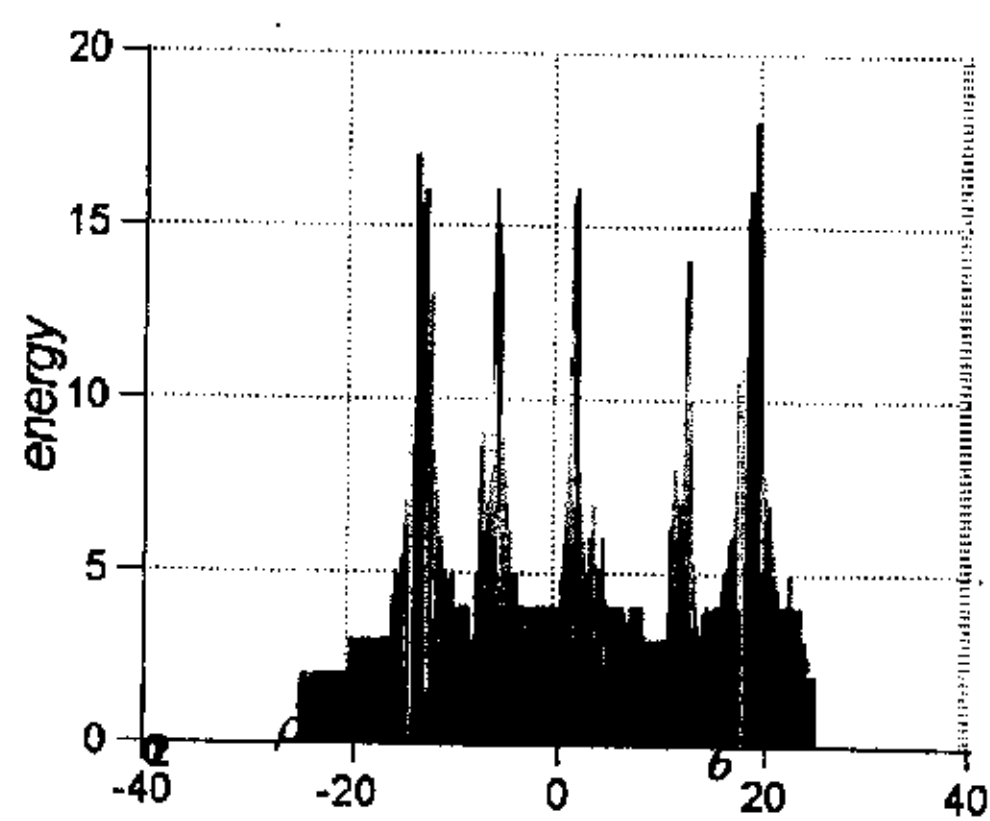
(d)



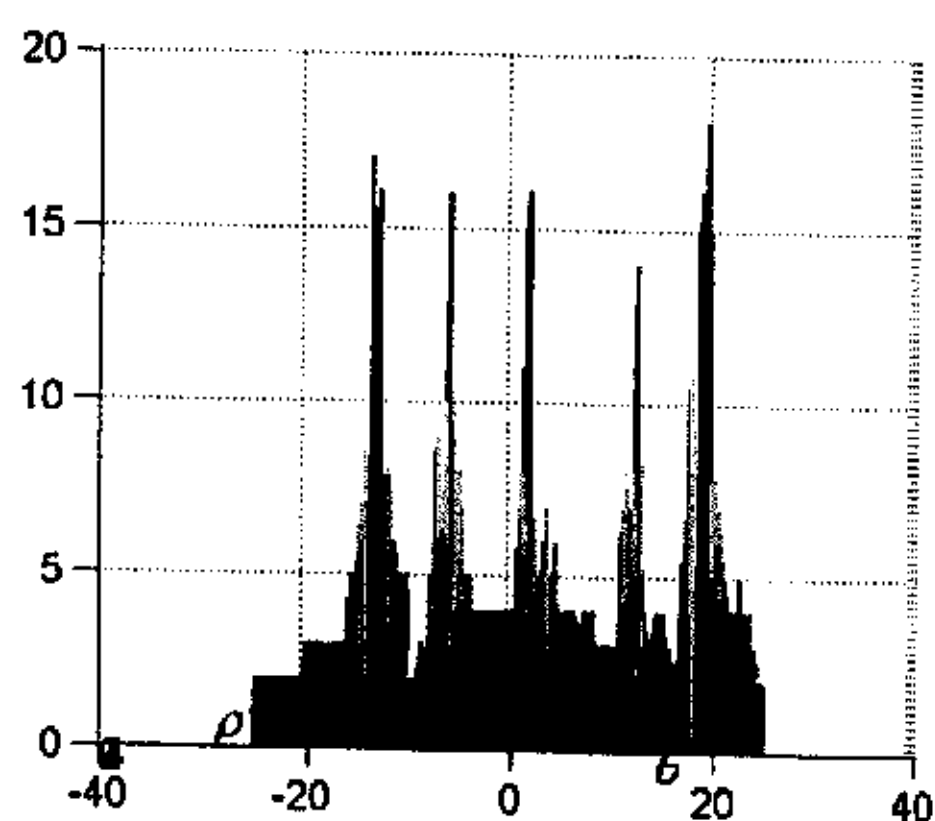
(e)



(f)

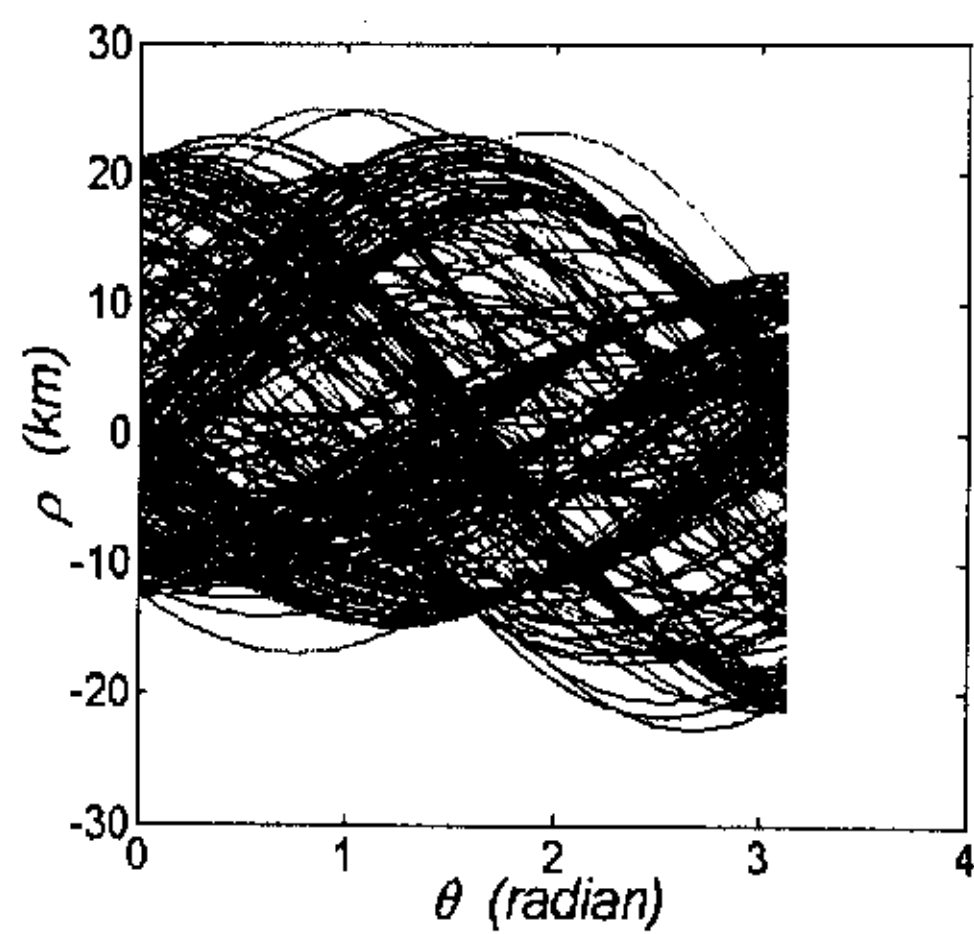


(g)

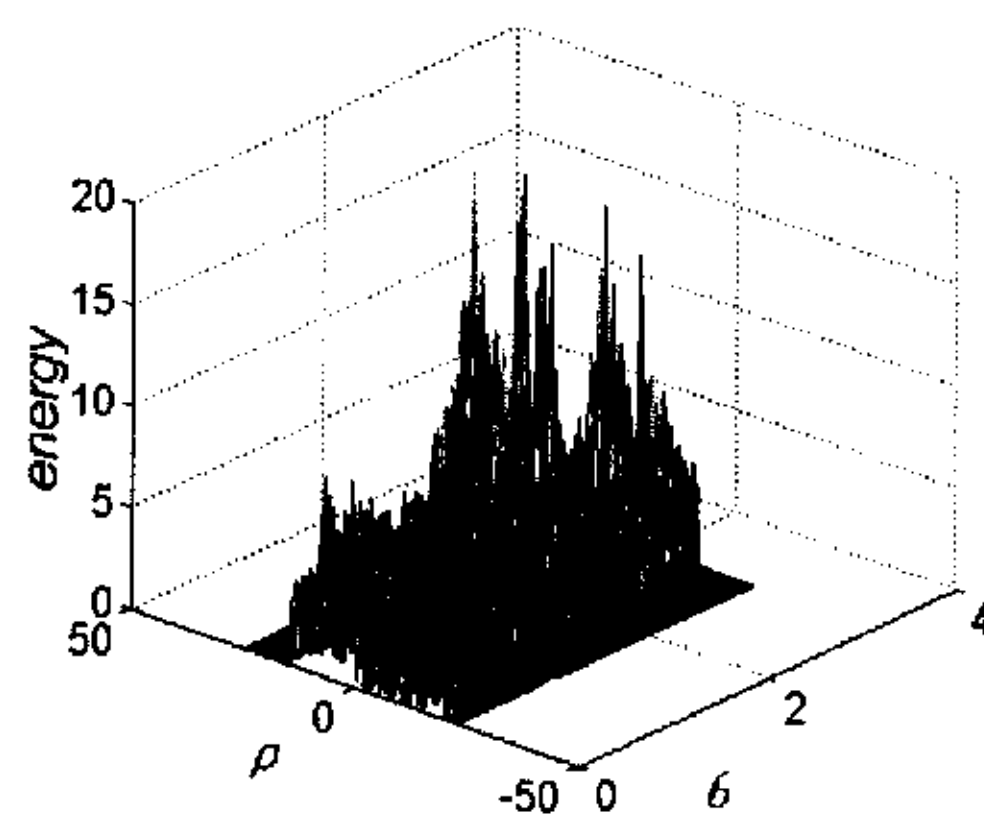


(h)

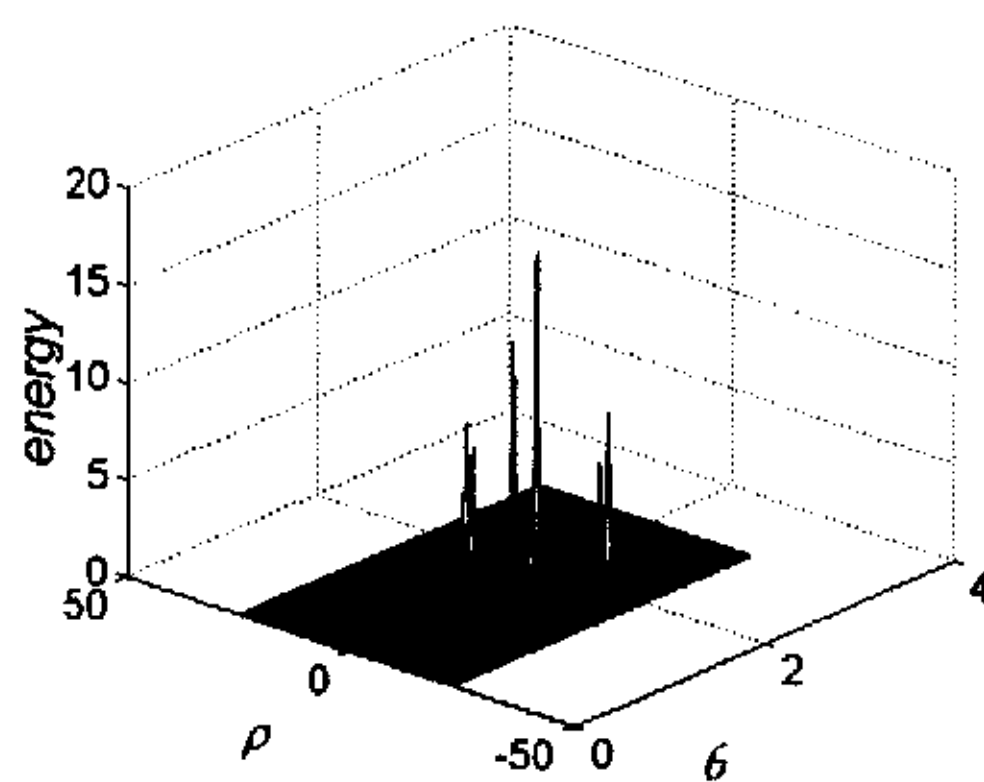
图 3-7 只考虑噪声影响下的仿真比较图 (噪声 $N(0,0.1^2)$)



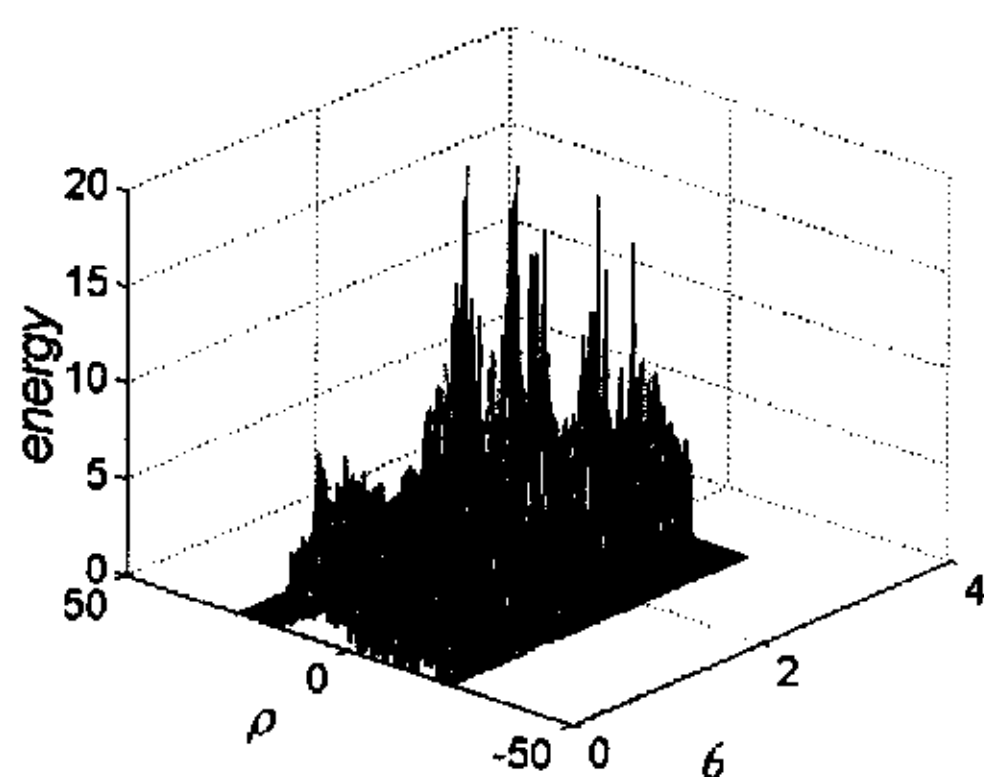
(a)



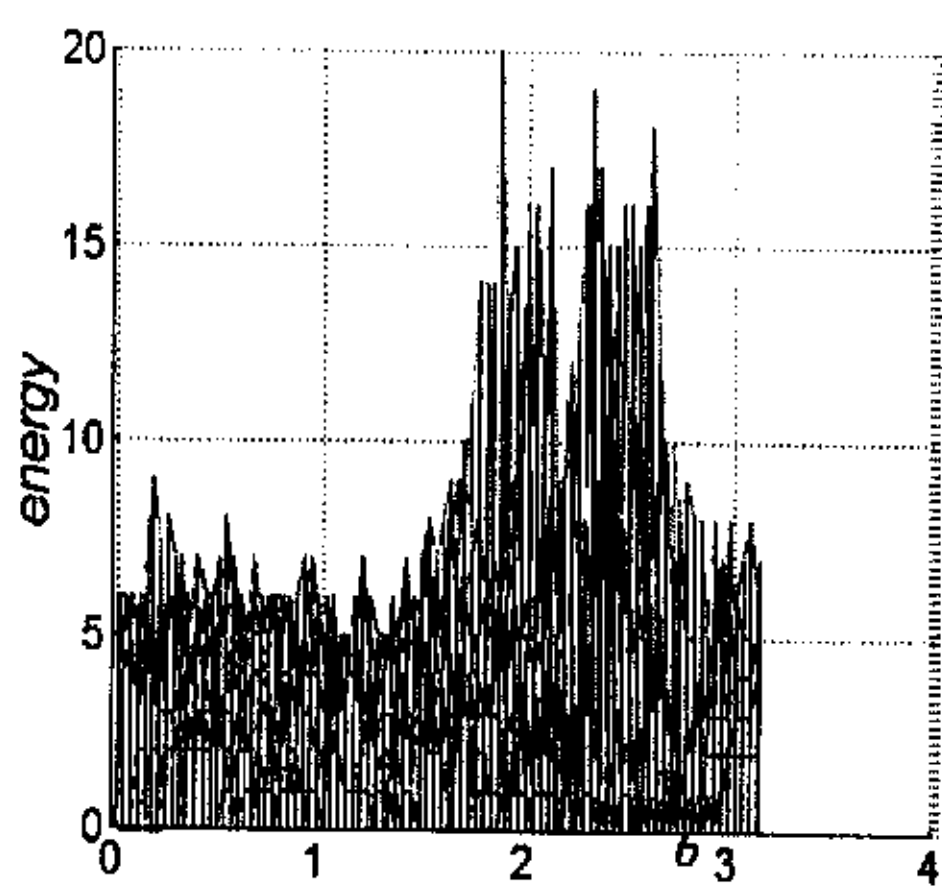
(b)



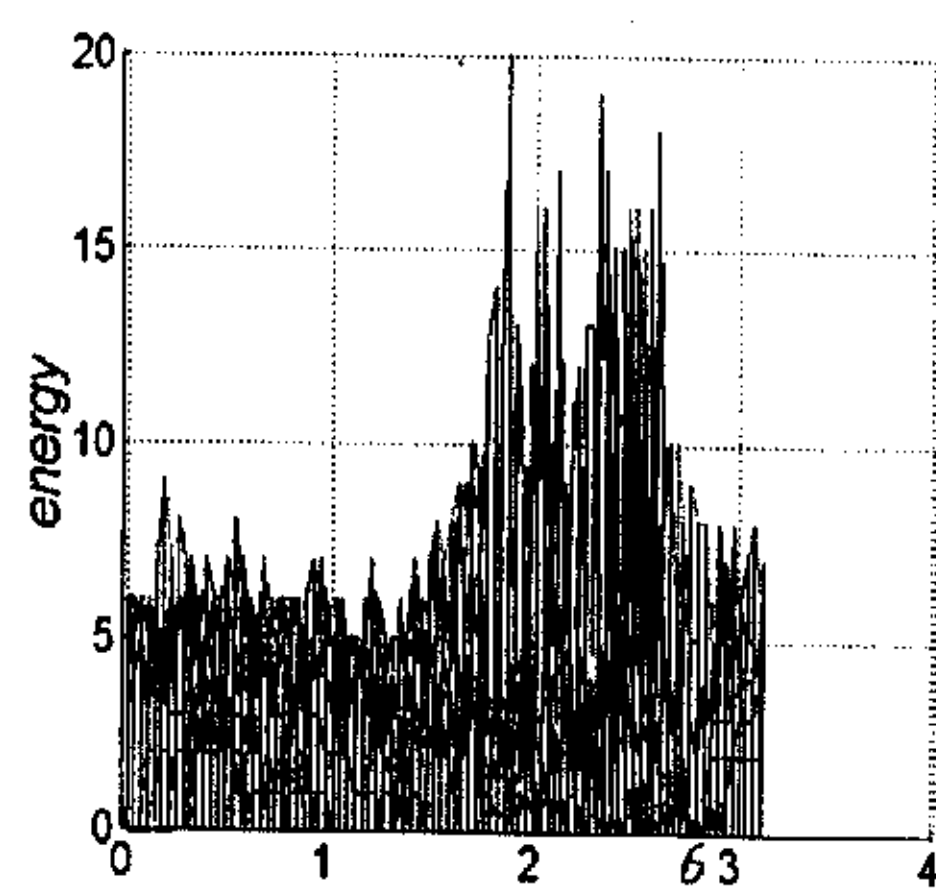
(c)



(d)



(e)



(f)

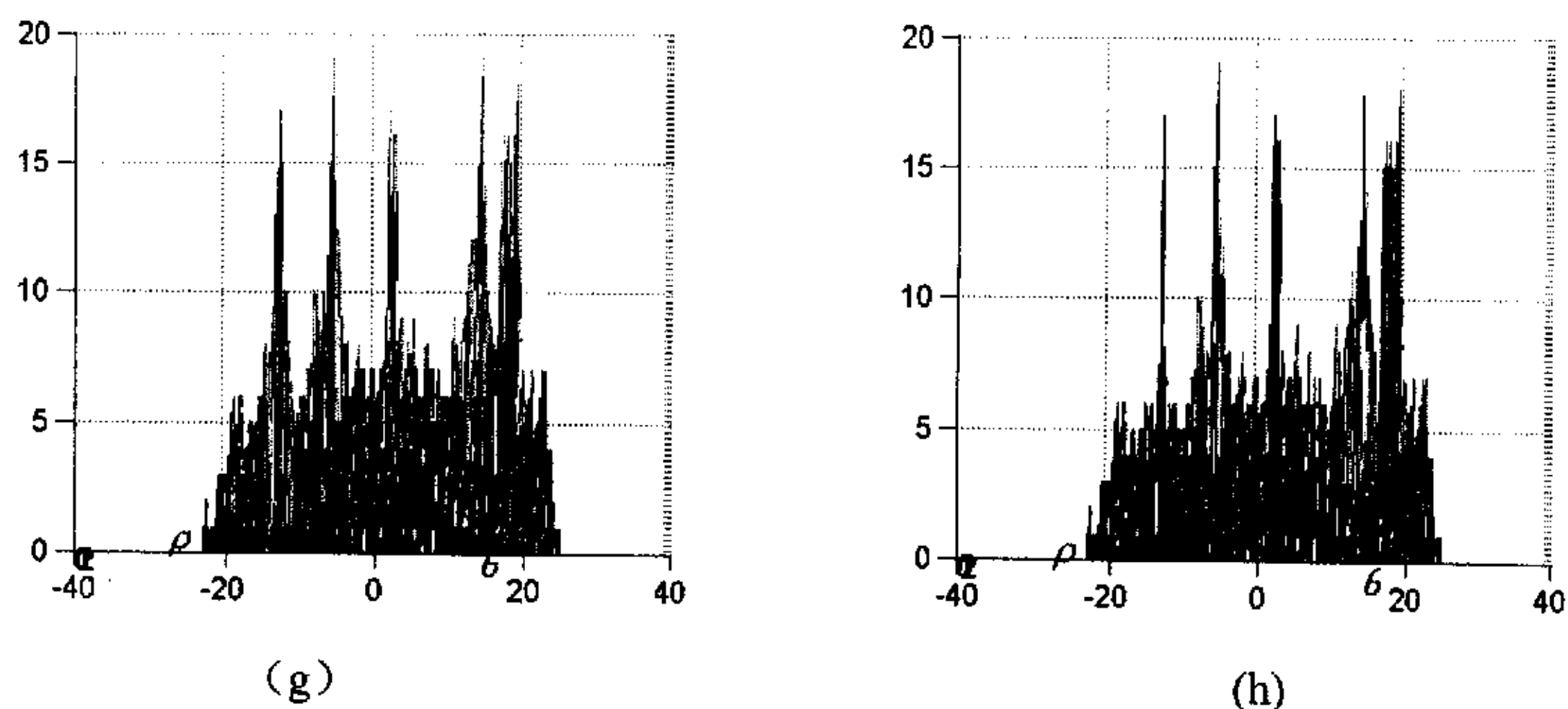


图 3-8 同时考虑噪声、检测概率及杂波等因素时的仿真比较图

注：以上给出的三组比较中图中，（a）是参数空间映射图，（b）为采用二值积累方式得到的积累矩阵图，子图（c）为采用单目标航迹起始时，权值积累方法得到的积累矩阵图，子图（d）为采用本节提出的权值积累方法得到的矩阵积累图，子图（e）—（h）表示采用两种积累方法，即二值积累与多目标权值积累时，不同视角的积累矩阵图，其中（e）和（g）对应二值积累方法，（f）和（h）对应多目标权值积累方法。

从上述图中，可以看到在多目标航迹起始情况下，若以全空间的样本方差最小值为基准进行权值积累是不可取，同时还可以看出文中给出的多目标权值积累方法，在基本保证不改变由二值积累局部积累峰值单元的基础上，对其中某些局部积累峰值单元的积累情况有了一定的改善，提高了局部积累峰值附近 ρ 的分辨率和 θ 的分辨率，进一步为参数空间中的局部峰值检测肃清了障碍，可以使峰值检测更加有效、更加准确，使得到的航迹参数更加接近真值。

§ 3.5 小结

本章主要针对参数空间积累峰值簇拥，即局部积累峰值单元与其附近积累单元的积累值极为接近、不易区分的情况，提出了一种基于样本标准方差的权值积

累方法，仿真分析表明，与二值积累方法相比，此种积累方法具有更加优良的鲁棒性，在密集杂波情况下，能够保证航迹的有效起始。

第四章 峰值提取算法

§ 4.1 引言

在绪论中，已经提到当图像空间各个数据点对整个参数空间的投票完成之后，在图像空间中同一条直线的所有数据点，将分别对参数空间中同一积累单元投票，这样就使得这一积累单元的积累值大于与其相邻积累单元的积累值，即形成局部峰值。为了得到直线的估计参数，通常通过设定阈值的方法，得到备选积累单元。在仿真中，我们发现备选积累单元的数目往往大于实际直线的数目，且有一些备选积累单元完全来源于同一条直线上的点投票结果。因此，为了更准确、更有效地进行直线检测，需要对备选估计参数做进一步的处理。

§ 4.2 峰值提取算法实现

在给定阈值之后，首先遍历整个积累矩阵，提取并记录下满足阈值条件的积累单元。而由于位于同一条直线的数据点经过 Hough 变换对参数空间进行投票之后，使得在积累峰值的较大邻域内各积累单元的积累值也比较大。这就导致了，通过设定阈值提取出来的备选积累单元有一些是完全相邻的。而这些相邻备选积累单元的积累值完全是同一条直线上数据点投票积累的结果。换言之，对这些备选积累单元进行投票的数据点完全源于同一条直线，由它们所确定的参数中，只有一个参数对应着真实参数，而其它所有参数并不能如实地反映被检测直线。显然，在这种情况下，如果直接将由它们确定的参数当成直线参数输出，是不符合实际的。所以，当通过设定阈值的方法得到备选积累单元之后，不能直接将每一个备选积累单元确定的参数作为直线参数输出，首先必须对这些积累单元进行一定的处理。这种情况可以从图 4-1 中看出。

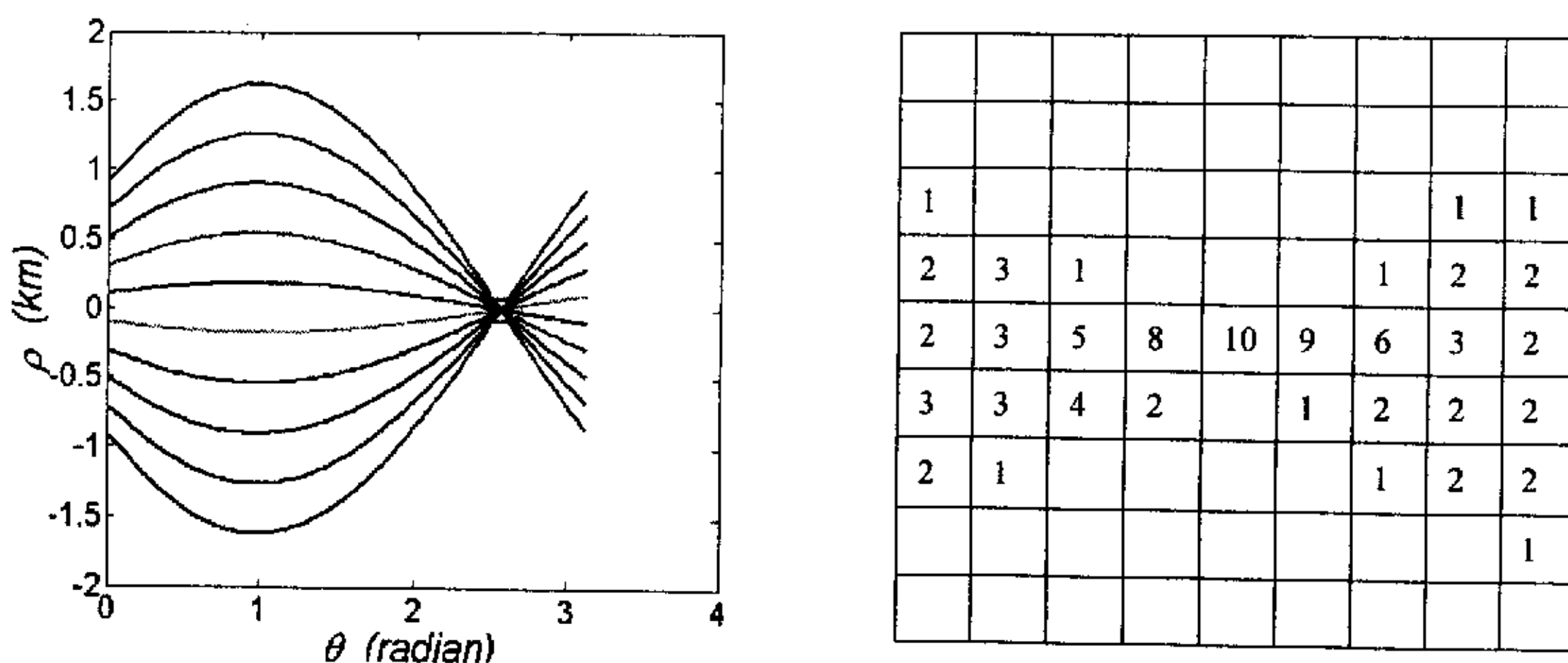


图 4-1 峰值簇拥现象图（不考虑任何干扰）

从上图中，我们可以看出参数空间中的积累峰值为 10，而与之左右相邻的积累单元的积累值为 8 和 9，如果不进一步采用提取算法，就很有可能检测出三条直线（假定阈值取为 7）；而此积累图是在没有考虑任何干扰的情况下得到的，也就是说，在图像空间中有且只有一条直线。因此，由积累值分别为 8, 9, 10 的积累单元所确定的参数应反映同一直线。从而可见，不加任何提取算法，直接将备选估计参数作为所检测直线参数输出是不合理的，下面主要介绍峰值提取算法。

1. 首先，通过设定阈值的方法，提取出满足阈值条件的积累单元，记录它们在整个积累矩阵中的位置坐标，存储成二维数组，为了叙述方便，本文暂且将之称为备选积累单元位置矩阵，此矩阵的第一列元素表示满足阈值条件的积累单元所在的行数，第二列元素则表示满足阈值条件的积累单元所在的列数。
2. 其次，对上一步骤中得到的备选积累单元位置矩阵进行分析。
 - a. 用备选矩阵中第一列元素减去此列中的第一个元素，检验得到列向量，如果此列向量中存在绝对值小于 c_1 的元素，则将这些元素所在的行数记录到向量 row 中，此时的行数对备选积累矩阵而言的；
 - b. 同时用备选矩阵的第二列减去这一列的第一个元素，并检测与 row 对应的行的绝对值，如果此列向量中对应位置的绝对值小于 c_2 ，那么

就将此时相应的行数记录下来, 记为 $rowfinal$, 认为由这几个积累单元确定的参数对应同一条直线, 需要对之进行后续处理.

3. 然后, 依据各单元对应样本标准差的大小, 对于上步中得到的积累单元进行如下处理:
 - a. 按照各积累单元在整个积累矩阵中的位置, 找出与它们对应的样本标准差, 将标准差最小的那个单元对应的积累单元作为共同投票单元, 由此积累单元确定的参数作为直线参数.
 - b. 并将备选积累矩阵中对应于 $rowfinal$ 位置上的元素清零;
4. 再对得到的备选矩阵进行相同的处理, 只是此时用第二个的元素作为减数, 若检测到备选矩阵中第一列第二行的元素为零, 则跳出循环. 否则继续, 直到完全检测完毕.

注: 其中 $c1, c2$ 的取值可以根据实际需要定出. 在航迹起始应用中, 当 $c1 = 3, c2 = 5$ 能够保证航迹较好的起始.

§ 4.3 仿真分析

下面在不同航迹条件下, 将采用峰值提取算法起始的结果与不采用任何后续处理算法的起始结果进行比较分析.

相同仿真条件为:

$$ScanInterval = 1s$$

$$P_d = 0.9$$

$$x_{o1} = 120km, y_{o1} = 100km, v_{x1} = 0.2km/s, v_{y1} = 0.3km/s$$

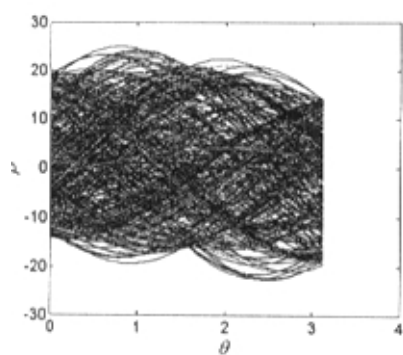
$$x_{o2} = 100km, y_{o2} = 85km, v_{x2} = 0.33km/s, v_{y2} = 0.1km/s$$

$$x_{o3} = 90km, y_{o3} = 100km, v_{x3} = 0.2km/s, v_{y3} = 0.2km/s$$

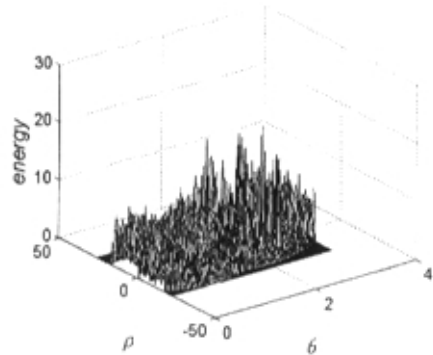
$$x_{o4} = 95km, y_{o4} = 95km, v_{x4} = 0.4km/s, v_{y4} = 0.2km/s$$

$$x_{o5} = 100km, y_{o5} = 120km, v_{x5} = 0.33km/s, v_{y5} = 0.33km/s$$

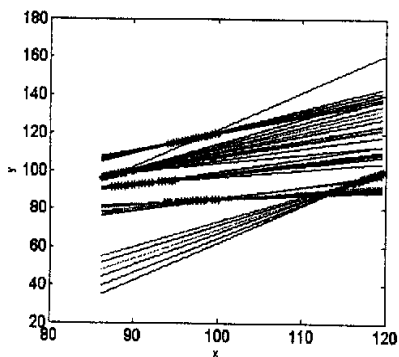
(以下各子图 (c), (d) 中的蓝色的星点表示真实量测)



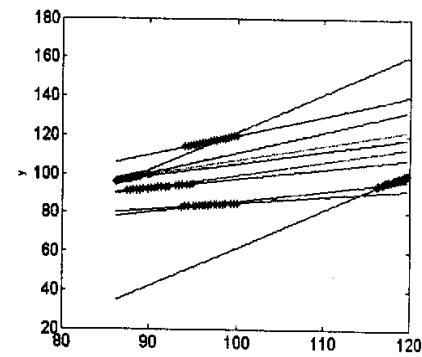
(a) 参数空间映射图



(b) 权值积累图

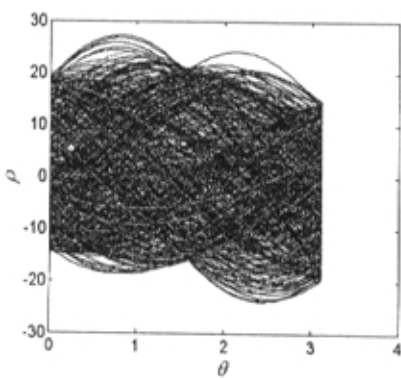


(c) 不加提取算法起始图

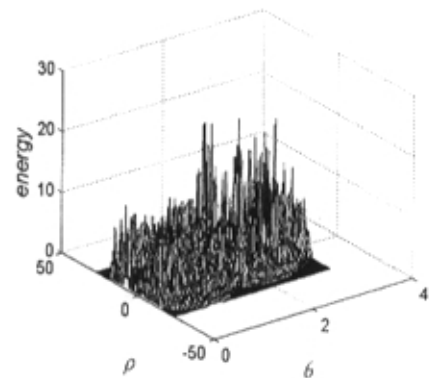


(d) 提取算法积累图

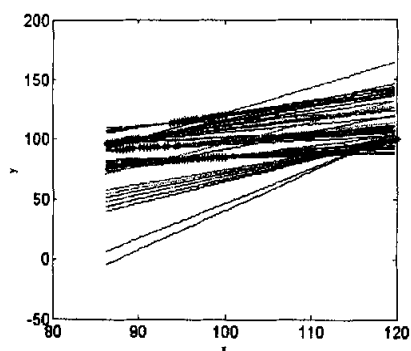
图 4-2 参数提取比较图 ($\sigma = 0.1, TotalScan = 20, ClutterNum = 246$)



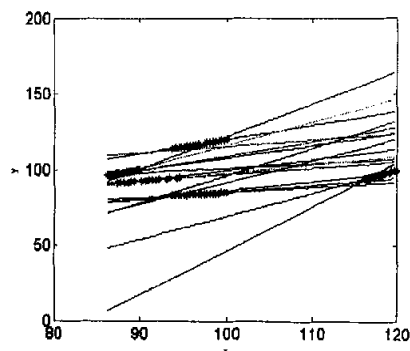
(a) 参数空间映射图



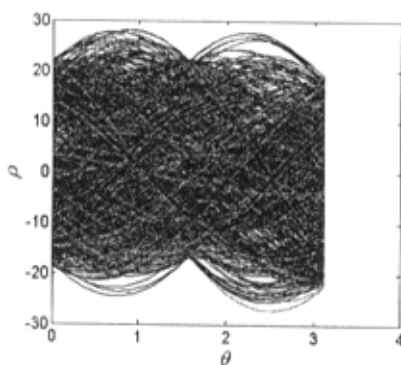
(b) 权值积累图



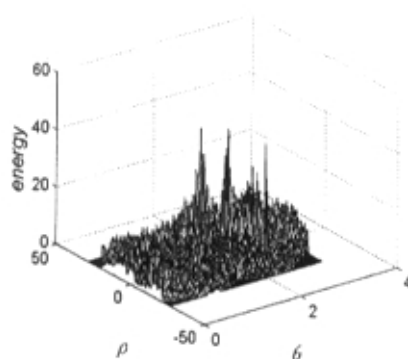
(c) 不加提取算法起始图



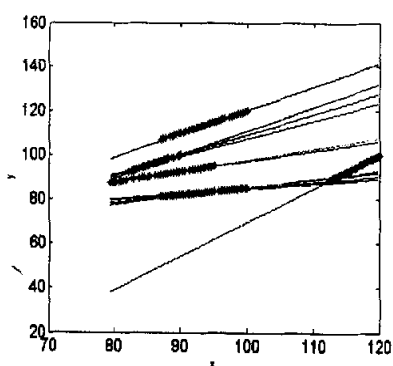
(d) 提取算法积累图

图 4-3 参数提取比较图 ($\sigma = 0.1, TotalScan = 20, ClutterNum = 376$)

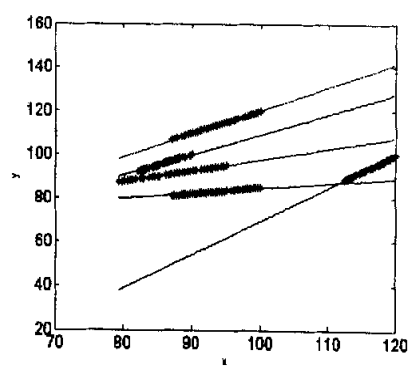
(a) 参数空间映射图



(b) 权值积累图

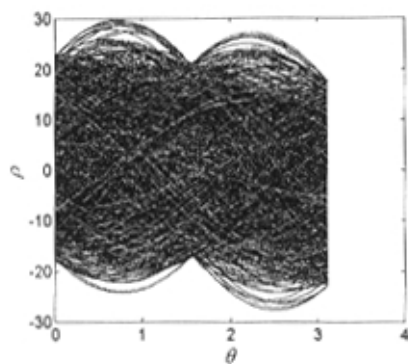


(c) 不加提取算法起始图

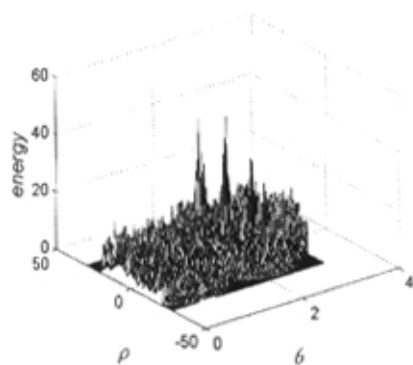


(d) 提取算法积累图

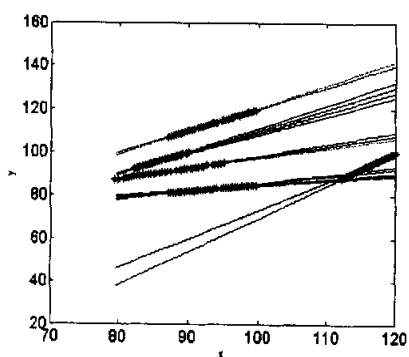
图 4-4 参数提取比较图 ($\sigma = 0.1, TotalScan = 40, ClutterNum = 475$)



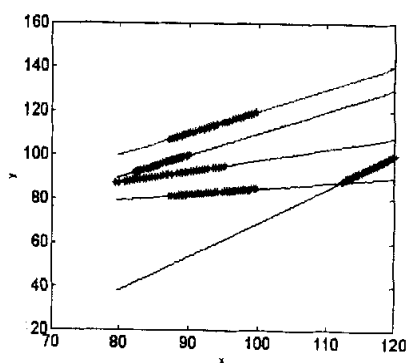
(a) 参数空间映射图



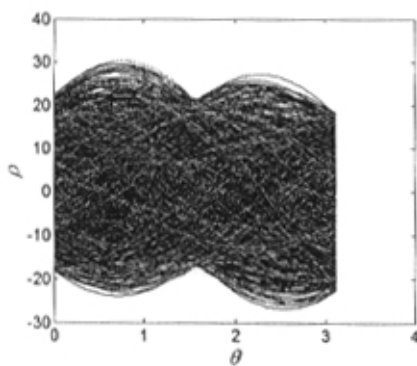
(b) 权值积累图



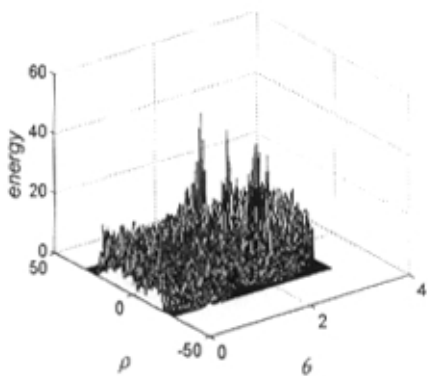
(c) 不加提取算法起始图



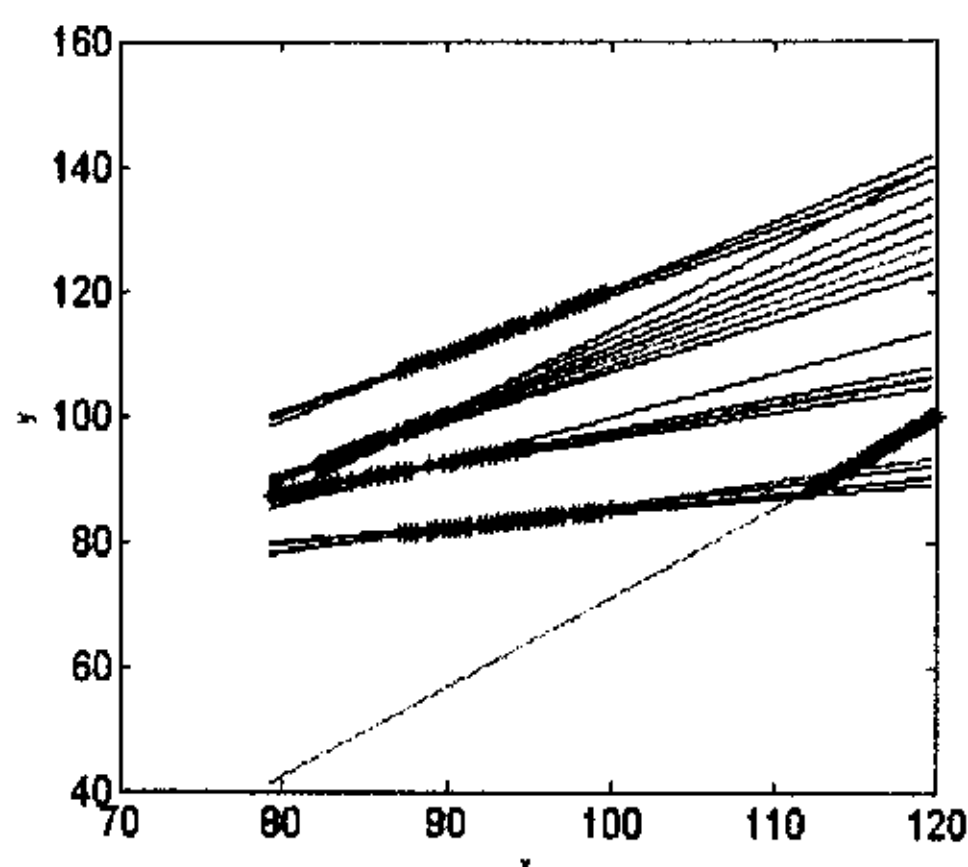
(d) 提取算法积累图

图 4-5 参数提取比较图 ($\sigma = 0.1, TotalScan = 40, ClutterNum = 622$)

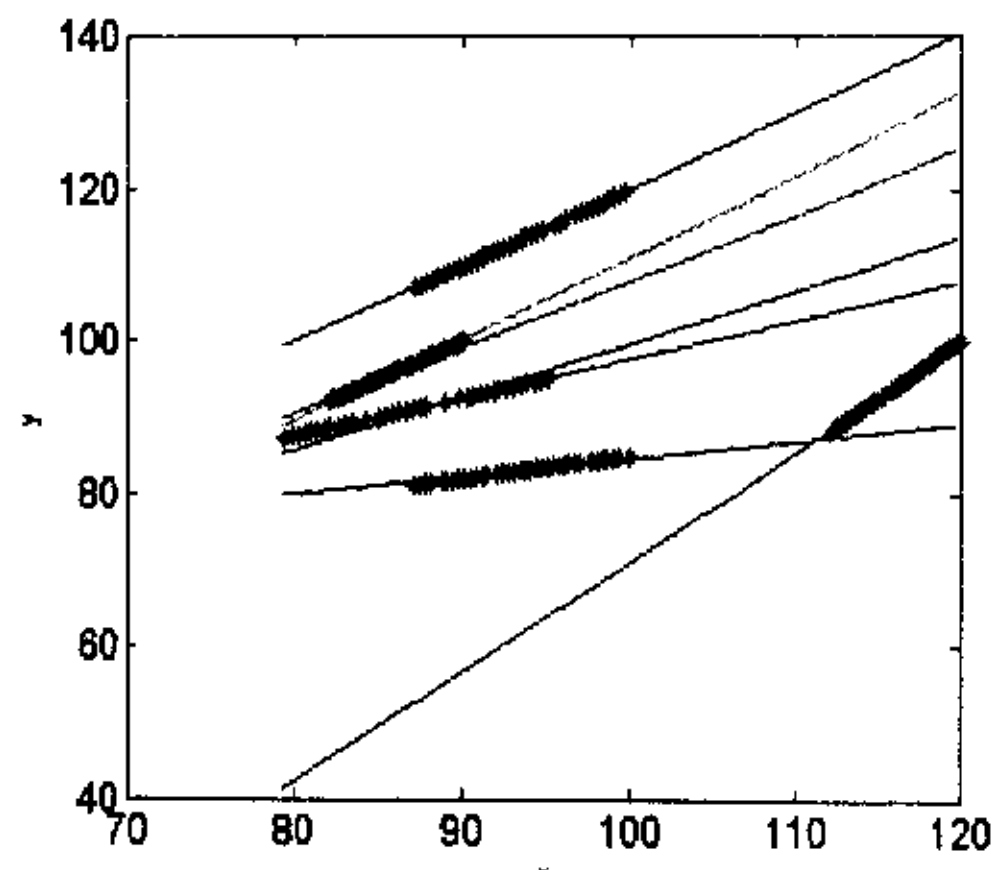
(a) 参数空间映射图



(b) 权值积累图



(c) 不加提取算法起始图



(d) 提取算法积累图

图 4-6 参数提取比较图 ($\sigma = 0.1, TotalScan = 40, ClutterNum = 784$)

从上面一系列的仿真图中，我们可以看出：本文给出的峰值提取算法可大大提高参数估计的准确性，且在其它条件相同的情况下，这种准确性将随着 Hough 变换所用数据的增长而增长。

需要说明的是，此种提取方法针对 Hough 变换应用中存在的固有问题而提出的，适用于任何积累方式下的峰值提取。

§ 4.4 小结

在本章中，主要针对峰值簇拥情况，给出了一种通过比较积累单元样本标准差大小，在备选积累矩阵提取实际估计参数的峰值提取方法，并通过仿真证实了此方法的有效性。

第五章 总结与展望

§ 5.1 本文工作总结

本文主要工作为:

1. 主要叙述了 Hough 变换的基本原理, 标准 Hough 变换的基本算法步骤以及其应用中存在的几个关键问题, 并简单介绍了目前基于 Hough 变换航迹起始方法的研究现状。
2. 对参数空间积累峰值区域的投票分布进行了研究, 针对平行直线检测, 给出了参数可分辨性与因变量参数量化间隔的关系。为航迹起始应用中, 参数空间有效量化间隔设计提供了依据。
3. 提出了一种权值积累方法, 该方法改善了局部峰值单元与其附近积累单元积累值极为相近的情况, 为峰值提取创造了有利条件。同时结合航迹起始, 将之与二值积累方法进行了仿真比较, 比较结果表明, 这种积累方法能够进一步降低杂波对航迹起始的不良影响, 保证有效起始航迹。
4. 为了进一步保证有效的参数提取, 本文针对由于参数空间中积累峰值簇拥, 而导致的阈值筛选后许多备选估计参数来源于同一直线的问题, 给出了一种峰值提取算法。并以航迹起始为例验证了此种方法的有效性和可行性。

§ 5.2 展望

Hough 变换以其对局部缺损的不敏感、对随机噪声的鲁棒性以及适于并行处理、实时应用等优良特性, 被广泛地用于图像检测、模式识别、计算机视觉以及航迹起始等领域。因而, 在相关领域需求的激发下, 对 Hough 变换的研究将会越来越深入。

1. 首先, 对 Hough 变换自身存在问题的研究, 将仍是今后研究的主要方向。因为, 只有对其自身存在的问题得到了有效的解决, 才能保证它在应用中的有效性。

2. 其次，由于多维 Hough 变换的研究将是 Hough 变换研究中不可或缺的部分且在实际应用中具有重大意义，因此，对多维 Hough 变换的研究是具有重大研究价值的方向。
3. 在图像检测与识别的应用中，提高 Hough 变换的计算速度以及降低其存储时间将为主要研究方向。
4. 在跟踪领域，随着科学技术的发展，跟踪环境会越来越复杂。这就对航迹起始方法提出了严峻的考验，使得航迹起始的研究更具有实际意义。基于 Hough 的航迹起始方法以其优良的鲁棒性与实时性，必然成为今后航迹起始方法研究的主流。包括：动态航迹起始、多传感器系统中航迹起始、利用图像信息的航迹起始以及起始性能评估。

参考文献

- [1] Illingworth, J. and Kittler, J. "A survey of the Hough transform", Computer Vision, Graphic, and Image Processing, 44, 1988, pp. 87-116.
- [2] D. S. Le, G. R. Thoma and H. Wechsler, "Automated page orientation and skew angle detection for binary document images", Pattern Recognition, Vol. 27, Issue 10, Oct. 1994, pp. 1325-1344.
- [3] P. Bosdogianni, M. Petrou, and J. Kittler, "The use of Hough transform to mixed pixel classification", Image Processing for Remote Sensing, IEE Colloquium on, Feb. 1996, pp. 1/1 - 1/6.
- [4] F. Vajda, "Implementation issues of the Hough Transform, Journal of Systems Architecture", Vol. 43, Issues 1-5, March 1997, Pages 163-165.
- [5] G. H. Watson and K. Gilholm, "Signal and image feature extraction from local maxima of generalised correlation", Pattern Recognition, Vol. 31, Issue 11, Nov. 1998, pp. 1733-1745.
- [6] Athanasios Nikolaidis and Ioannis Pitas, "Facial feature extraction and pose determination", Pattern Recognition, Vol. 33, Issue 11, Nov. 2000, pp. 1783-1791.
- [7] L. Iocchi and D. Nardi, "Hough Localization for mobile robots in polygonal environments", Robotics and Autonomous Systems, Vol. 40, Issue 1, July 2002, pp. 43-58.
- [8] 王绍霖, 付永生 "Hough 变换边缘参数提取算法" 同济大学学报(自然科学版), Vol. 4, 1996.
- [9] 胡正平, 王成儒, 于莉娜 "基于改进随机 Hough 变换的虹膜定位算法", 仪器仪表学报, 2003 年第 5 期.
- [10] 孙亦南, 刘伟军, 王越超, 孙亦蓬 "一种用于圆检测的改进 Hough 变换方法", 计算机工程与应用, 2003 年第 20 期.
- [11] 董志荣 "论航迹起始方法" 情报指挥控制系统与仿真技术, 1999.2.

-
- [12] F.R. Castella, "Sliding window detection probabilities", IEEE Trans.on AES, Vol.12, Nov.1976, pp.815-819.
- [13] Leung H, Hu Z, Blanchette M, "Evaluation of multiple target track initiation techniques in real radar tracking environments" [J], IEE Proceedings on Radar, Sonar Vol.143, No.4, 1996 pp.246-254.
- [14] J.E. Holmes "Development of algorithms for the formation and updating of tracks", Proceedings of IEE International Radar Conference, London: 1997, 81-85.
- [15] X.R.Li, Ning Li and V.P.Jilkov "SPRT-Based Track Confirmation and Rejection", Proceedings of the Fifth International Conference on Information Fusion, Vol.2 8-11, July 2002, pp.951-958.
- [16] 朱洪艳, 韩崇昭, 韩红. "基于期望极大化算法的航迹起始方法研究", 计算机工程与应用 2003 年 14 期 pp.66-69.
- [17] P.G. Casner, R.J. Prengaman "Intergration and automation of multiple collocated radars", Proceedings of the IEE 1977 International Radar Conference, London :1977, pp.145-149.
- [18] W.G.Bath, "False alarm control in automated radar surveillance systems", Proceedings of the IEE 1982 International Radar Conference, London:1982 71-75.
- [19] Jing Zhongliang, Zhou Hongren and Wang Peide "Tracking initiation and termination of multiple maneuvering target in a dense multi-return environment" Proceedings of the 29th Conference on Decision and Control Honolulu, Hawaii Dec.1990.
- [20] C.B.Chang, J.A.Tabaczynski "Application of state estimation to target tracking" IEEE Transactions on Automatic Control, 1984 , 29(2), pp.98-109
- [21] G.V. Trunk, J.D. Wilson. "Track initiation in a dense detection environment", AD-A060744, 1987.
- [22] G.V. Trunk, J.D. Wilson "Track initiation of occasionally unresolved radar targets" IEEE Trans. on AES, Vol.17, No.1, Jan.1981, pp.122-130
- [23] J.J. Stem, S.S. Blackman. "Generalized correlation of multitarget track data", IEEE Trans.on AES, Vol.11, No.6, 1975, pp.1207-1217.

-
- [24] 周宏仁、敬忠良、王培德 “机动目标跟踪” 国防工业出版社 1991.8
- [25] S.S. Blackman “Multiple-target tracking with radar application” Dedham: Artech House, Inc.,1986.
- [26] D. B. Reid “An Algorithm for Tracking Multiple Targets”, IEEE Trans. On AC., Vol.24, No.6, Dec. 1979, pp.843-854.
- [27] S. Mori, C. Y. Chong, R. P. Wishner and E. Tse, “Multi-Target Multi-Sensor Tracking Problems: a General Approach”, in Proc. 1983 American Control Conf. San Francisco, CA, June 1983.
- [28] S. Mori, C. Y. Chong, E. Tse and R. P. Wishner, “Tracking and Classifying Targets without A Priori Identification”, IEEE Trans. On AC., Vol.31, No.5, 1986, pp.401-409.
- [29] M.C. Smith and E.M. Winter “Feature space transform for multitarget detection” in Proc. IEEE Conf. On Decision and Control, Albuquerque, NM (1980), pp.835-836
- [30] B.D. Carlson, E.D. Evans and S.L. Wilson, “Search radar detection and track with the Hough transform, Part I: System Concept ” IEEE Trans. on AES Vol.30, No.1, Jan. 1994, pp.102-108
- [31] S.L. Wilson, B.D. Carlson and E.D. Evans, “Search radar detection and track with the Hough transform, Part II: Detection statistics” IEEE Trans. on AES Vol.30, No.1, Jan. 1994, pp.109-115
- [32] E.D. Evans, S.L. Wilson and B.D. Carlson “Search radar detection and track with the Hough transform, Part III: Detection performance with binary integration” IEEE Trans. on AES Vol.30, No.1, Jan. 1994, pp.116-125
- [33] Kiril M. Alexiev, Ljudmil V. Bojilov, "A Hough Transform Track Initiation Algorithm for Multiple Passive Sensors", Proc. of the International Conf. On Multisource - Multisensor Information Fusion, FUSION'2000, pp.TuB2-11-TuB2-16.
- [34] Kiril M. Alexiev, "Implementation of Hough Transform as Track Detector" Proc. of the International Conf. On Multisource - Multisensor Information Fusion, FUSION'2000, pp.ThC4-11-ThC4-16.
- [35] S.W. Yankowich and M.Farooq “Hough transform based multisensor,

- multitarget, track initiation technique", Opt.Eng Vol.37, No.7, July 1998, pp.2064-2077.
- [36] 程洪玮、孙仲康 “利用 Hough 变换实现目标检测与航迹启动” 国防科技大学学报 Vol.20, No.4, 1998, pp.53-58.
- [37] 王怀理、王德生、田立生 “Hough 变换在航迹起始中的应用” 清华大学学报（自然科学版）Vol.42, No.7, 2002, pp.909-912.
- [38] 王国宏、苏峰、毛士艺、何友 “杂波环境下基于 Hough 变换和逻辑的快速航迹起始算法” 系统仿真学报 Vol.14, No.7, 2002, pp.873-875
- [39] P.V.C. Hough, "A method and means for recognizing complex patterns", U.S. Patent 3,069,654.
- [40] D.H. Ballard "Generalizing the Hough transform to detect arbitrary shape", Pattern Recognition, Vol.13, No.2, 1981, pp.111-122.
- [41] R.O. Duda and P.E. Hart "Use of the Hough transformation to detect lines and curves in pictures" Communication of the ACM, Vol.15, No.1, Jan.1972, pp.11-15.
- [42] John Immerker "Some remarks on the straight line Hough transform", Pattern Recognition Letters, 19, 1998, pp.1133-1135.
- [43] H. Li, M.A. Lavin and R.J. LeMaster, "Fast Hough transform", Computer Vision, Graphics and Image Processing, 36, 1986, pp.139-161.
- [44] J. Illingworth and J. Kittler, "Adaptive Hough transform", IEEE Trans. On Pattern Analysis and Machine Intelligence, PAMI-9(5), Sept. 1987, pp. 690-698.
- [45] J. Princen, J. Illingworth and J. Kittler, "A hierarchical approach to line extraction", Proc. IEEE Computer Vision and Patt. Recogn.Conf., San Diego, CA(June 1989), pp.92-97.
- [46] D. Ben-Tzvi, and M.B. Sandler, "A combinatorial Hough transform", Patt. Recogn. Lett., Vol.11, No.3, 1990, pp.167-174.
- [47] Xu, L, Oja, E and Kultanen, P "A new curve detection method: Randomized Hough Transform(RHT)", Patt. Recogn. Lett., Vol.11, No.5, 1990, pp. 331-338.
- [48] Xu, L and Oja, E "Randomized Hough Transform(RHT): Basic mechanisms, algorithms, and computational complexities", GVGIP: Image Understanding,

- Vol.57, No.2, 1993, pp.131-316.
- [49] H. Kälviäinen, L. Xu and E. Oja, "Recent versions of the Hough transform and the randomized Hough transform: Overview and comparisons", Reserach Report No 37, Department of the information Technology, Lappeenranta University of Technology, Finland(1993).
- [50] R.S. Stephens, " Probabilistic approach to the Hough transform", Image & Vision Comput., Vol.9, No,1, Feb.1991, pp.66-71.
- [51] W. Niblack and D. Petkovic, "On Improving the Accuracy of the Hough Transform: Theory, Simulations, and Experiments" on Proceedings of CVPR.'88, June 1988, pp.574-579.
- [52] Ming Zhang, " On the Discretization of Parameter Domain in Hough Transformation", Proceedings of the 13th International Conference on Pattern Recognition, Vol.2, Aug.1996, pp.527-531.
- [53] H.Goto and H.Aso, "The Efficient Sampling Interval of the Scanning Parameter in the Hough Transform", Systems and Computers in Japan, Vol. 29, No. 11, pp. 9-19, 1998, Scripta Technica, Inc. (in English)
- [54] H.Goto and H.Aso, "Designing Efficient Hough Transform by Noise-Level Shaping", IEICE Trans. INF.& SYST., Vol. E83-D, No. 2, Feb. 2000, pp.242-250.
- [55] Y. Furukawa and Y. Shinagawa, "Accurate and robust line segment extraction by analyzing distribution around peaks in Hough space", Computer Vision and Image Understanding, Vol. 92, Issue. 1, October 2003, pp. 1-25.
- [56] Q. Ji and R.M. Haralick, "Error propagation for the Hough transform", Pattern Recognition Letters, Vol. 22, Issues 6-7, May 2001, pp.813-823.
- [57] M.K. Ibrahim, E.C.L.Ngau, and M.F.Daemi "Weigthed Hough Transform", SPIE Vol.1607 Intelligent Robots and Computer Vision X:Algorithms and Techniques (1991), pp.239-241.

致谢

首先，向导师程咏梅副教授、潘泉教授、张洪才教授以及梁彦副教授致以最诚挚的谢意。

本文是在导师程咏梅副教授的悉心指导和精心教诲下完成的。在即将过去的硕士生活中，是导师渊博的学识、严谨的治学、精湛的学术指导我顺利完成了学业；在本文研究过程中，无论是选题、资料收集，还是论文的逻辑和结构构建，都得到了程老师悉心的指导和启发。同时，在平时的生活中，程老师给予我热心的关怀和帮助。在此特向程老师致以最衷心的感谢。

潘泉教授才思敏捷，思路开阔，见解独到。潘老师渊博的学识，善于启发学生创造力的教学方法，开拓了我的视野和思维领域，使我深受裨益，在此特向潘老师表示最真挚的感谢。

张洪才教授以其渊博的学识、严谨的治学、孜孜不倦的科研精神以及诚恳正直的为人我们树立了学者的风范。从张老师那里，我不仅学到了很多知识，还懂得了做人的道理。在此，对张老师致以最深切的谢意。

特别感谢梁彦老师对本论文工作的关心和帮助，梁老师以其严谨求实的科研态度、勤恳踏实的科学精神时时刻刻督促着本论文工作，本论文的完成与梁老师的悉心指导和启发是分不开的。

感谢全教研室的同学，为我营造了这样一个如此活跃、和谐、快乐的学习环境。

最后，我谨向所有曾经关心、帮助和支持过我的师长和朋友致以深深的敬意和诚挚的感谢。

西北工业大学 学位论文知识产权声明书

本人完全了解学校有关保护知识产权的规定，即：研究生在校攻读学位期间论文工作的知识产权单位属于西北工业大学。学校有权保留并向国家有关部门或机构送交论文的复印件和电子版。本人允许论文被查阅和借阅。学校可以将本学位论文的全部或部分内容编入有关数据库进行检索，可以采用影印、缩印或扫描等复制手段保存和汇编本学位论文。同时本人保证，毕业后结合学位论文研究课题再撰写的文章一律注明作者单位为西北工业大学。

保密论文待解密后适用本声明。

学位论文作者签名：金永玲

指导教师签名：李咏梅

2004年 3月 15日

2004年 3月 15日

西北工业大学 学位论文原创性声明

秉承学校严谨的学风和优良的科学道德，本人郑重声明：所呈交的学位论文，是本人在导师的指导下进行研究工作所取得的成果。尽我所知，除文中已经注明引用的内容和致谢的地方外，本论文不包含任何其他个人或集体已经公开发表或撰写过的研究成果，不包含本人或他人已申请学位或其它用途使用过的成果。对本文的研究做出重要贡献的个人和集体，均已在文中以明确方式标明。

本人学位论文与资料若有不实，愿意承担一切相关的法律责任。

学位论文作者签名：金永玲

2004 年 3月 15日