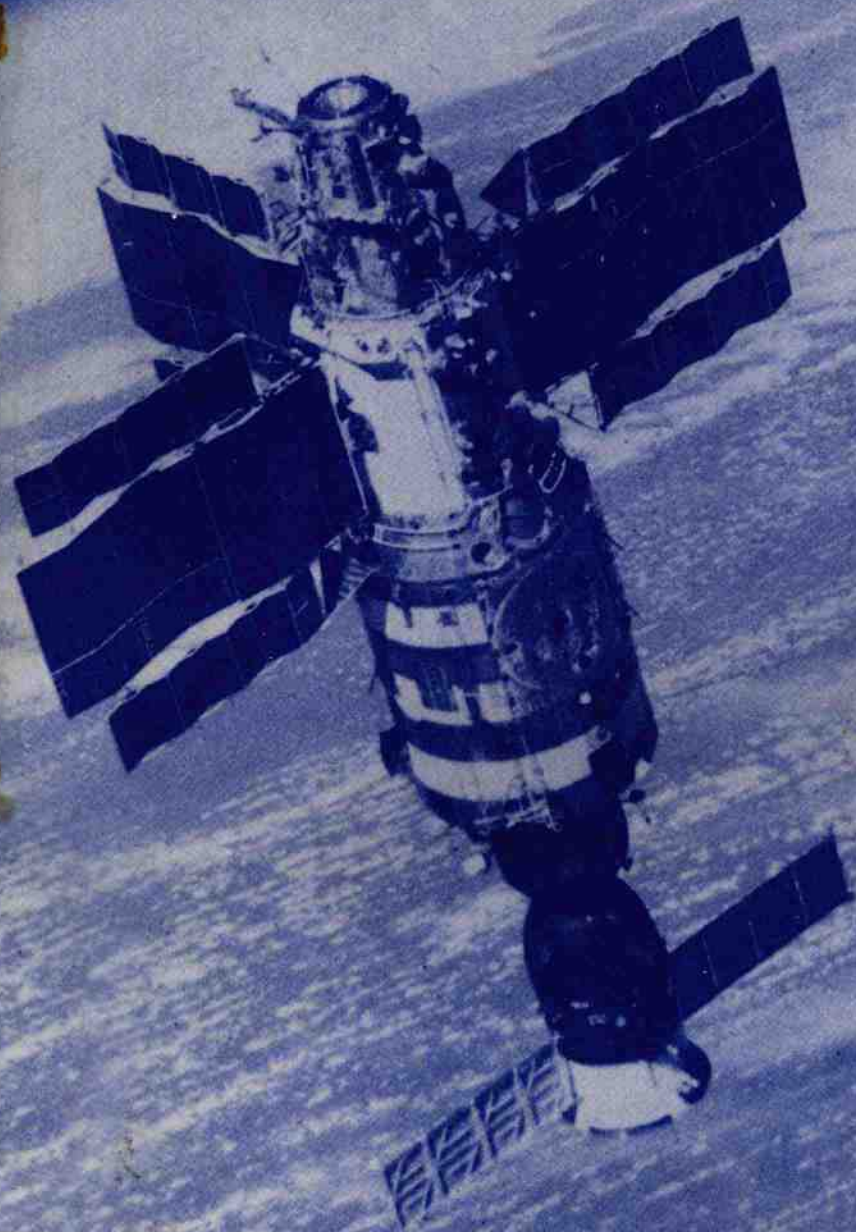


现代通信选论

周崇经 主编



东北工学院出版社

现代通信选论

周崇经 主编

周崇经 编著
张仁荣
刘书生

东北工学院出版社

(辽)新登字第8号

内 容 简 介

《现代通信选论》是周崇经教授晚年主编的最后一本关于通信技术理论的专著。本书详述了向量量化的主要内容及其应用、信息包通信系统的原理及其发展以及子带编码的基本理论和最新研究成果。

本书可作为通信专业高年级大学生、研究生的教材,也可供从事通信工作的工程技术人员、科研工作者和大专院校的教师阅读,对从事信息工作的科技工作者也有参考价值。

现代通信选论

周崇经 主编

周崇经 张仁荣 刘书生 编著

东北工学院出版社出版
(沈阳·南湖)

辽宁省新华书店发行
大连海运学院印刷厂印刷

开本: 727×1092 1/16 印张: 16 字数: 399 千字
1992年9月第1版 1992年9月第1次印刷
印数: 1~1000册

责任编辑: 王金邦 刘莹
封面设计: 唐敏智

责任校对: 张德喜
责任出版: 杨华宁

ISBN 7-81006-440-1/TP·18

定价: 4.28 元

周崇经先生生平

周崇经先生(1914.3.21—1991.6.16)，湖北省鄂城人，字子纶。1940年7月毕业于清华大学电机系。1945年去英国留学，1948年1月回国，被聘为武汉大学副教授。新中国成立后，应聘来沈阳，直到逝世，一直任东北工学院教授。曾任辽宁省和沈阳市政协委员，“九三学社”沈阳市委员会副主任委员、顾问，辽宁省和沈阳市电子学会副理事长。



周先生忠诚党的教育事业，四十余年，勤恳耕耘，桃李天下，一身正气，堪为师表。他治学严谨，贡献卓著，是我国电子学和通信工程领域的著名专家。其一生重要著述有：

《参变数谐振电路》，《不同截面矩形波导的连结》，《增量调制系统的绝对稳定性》，《电容式参数变换器》，《滤波理论与语音编码》和《现代通信选论》。

前 言

本书是《滤波理论与语音编码》的姊妹篇，其内容选自通信领域的新理论和新材料，是又一本关于通信技术的专著。

本书内容分为三篇。第一篇为向量量化。从第1章到第8章详述向量量化的主要内容及其应用。第二篇为信息包通信系统。从第9章到第18章详述信息包通信系统的历史及其发展。第三篇为子带编码。各章详述子带编码的最新发展以及我的研究生们在最近几年的研究成果。

此书可作为研究生教材，也可以供通信专业高年级大学生阅读。对从事通信技术工作的工程技术人员、研究人员和教师也有参考价值。

本书由周崇经、张仁荣、刘书生编著。周崇经任主编。

在本书的编著过程中，得到了院、系有关领导的支持及广大同志的关怀和鼓励，在此向他们表示衷心地感谢。

由于作者水平有限，而本书涉及的问题极为广泛，所以书中内容难免有不足之处，敬请读者批评指正。

作 者
1990年3月

目 录

前 言

第一篇 向量量化

第 1 章 向量量化的基本原理

1.1 量 化	(1)
1.2 失 真	(2)
1.3 平均失真	(3)
1.4 最佳量化器的特性	(4)
1.5 不能用 k 个最佳标量量化器代替 k 维向量量化器	(5)
1.6 向量量化能降低比特率	(5)
参考文献	(6)

第 2 章 LBG 算法

2.1 概 述	(7)
2.2 失真测度	(7)
2.3 最佳量化	(9)
2.4 已知分布的算法	(10)
2.5 未知分布的算法	(11)
2.6 $\hat{A}_0$ 的选择	(11)
2.7 例 题	(12)
参考文献	(14)

第 3 章 线性预测的数学问题

3.1 概 述	(15)
3.2 参量估计	(16)
参考文献	(21)

第 4 章 降低复杂度的 VQ 系统

4.1 概 述	(23)
4.2 树形搜索 VQ	(23)
4.3 多级向量量化器	(24)
4.4 乘积编码器	(25)

4.5 分离平均值乘积编码器.....	(27)
参考文献	(28)

第5章 有记忆的向量量化器

5.1 引 言.....	(29)
5.2 自适应预测编码.....	(29)
5.3 AVPC 系统的设计	(31)
5.4 有限状态向量量化器.....	(36)
参考文献	(38)

第6章 快速搜索算法

6.1 引 言.....	(39)
6.2 投影方法.....	(40)
6.3 超立方方法.....	(42)
6.4 最小最大法.....	(44)
6.5 小 结.....	(44)
参考文献	(45)

第7章 渐近最佳向量调制

7.1 引 言.....	(46)
7.2 问题的阐述.....	(46)
7.3 先前的工作.....	(47)
7.4 可用的最佳多胞形.....	(48)
7.5 失真积分式的探索推导.....	(50)
7.6 失真积分式的最小化.....	(51)
7.7 特殊情况 and 界值.....	(53)
7.8 无限大向量长.....	(54)
7.9 压扩作用的重提.....	(55)
7.10 小 结	(55)
参考文献	(55)

第8章 向量量化的应用

8.1 引 言.....	(57)
8.2 向量量化在图像编码中的应用.....	(57)
8.3 向量量化在模式识别中的应用.....	(58)
8.4 小 结.....	(59)
参考文献	(60)

第二篇 信息包通信系统

第9章 ALOHA 系统的历史和发展

9.1 概 述	(61)
9.2 ALOHA 的起源及基本数据	(61)
9.3 随机发送通信	(62)
9.4 Poisson 概率分布和吞吐率公式的解释	(65)
9.5 有时隙的 ALOHA 系统	(66)
9.6 ALOHA 网	(67)
参考文献	(68)

第10章 载波侦听多址存取

10.1 概 述	(69)
10.2 CSMA 传输和系统的假设	(70)
10.3 信源模型：假设和符号	(71)
10.4 吞吐率的分析	(72)
10.5 ALOHA 信道	(72)
10.6 不持续 CSMA	(73)
10.7 1-持续 CSMA 系统	(74)
10.8 有时隙的 1-持续的 CSMA 系统	(77)
附 录	(78)
参考文献	(81)

第11章 信息包广播信道的吞吐率

11.1 概 述	(82)
11.2 信息包广播信道	(82)
11.3 具有混合数据时率的信息包广播	(84)
11.4 信息包广播网络的空间特性	(88)
11.5 功率受限的信息包广播	(91)
参考文献	(94)

第12章 信息包信道的树形算法

12.1 概 述	(95)
12.2 静态二叉树形算法	(96)
12.3 最佳动态树形算法	(102)
12.4 某些引伸	(106)
12.5 小 结	(107)
附录 A	(107)

附录 B	(108)
附录 C	(108)
参考文献	(109)

第 13 章 在信息包交换无线网络中优先访问的协议

13.1 概 述	(110)
13.2 协 议	(111)
13.3 性能分析	(115)
13.4 数字结果的讨论	(122)
附录 A	(123)
附录 B	(123)
附录 C	(123)
参考文献	(124)

第 14 章 卫星信息包通信预订协议的性能分析和稳定性

14.1 概 述	(126)
14.2 预订系统	(126)
14.3 模型的建立	(127)
14.4 平衡点分析	(129)
14.5 数值结果	(133)
14.6 小 结	(137)
附录	(137)
参考文献	(138)

第 15 章 碰撞解开算法的捕捉效应

15.1 概 述	(139)
15.2 模 型	(139)
15.3 有捕捉反馈 (FWC) 的 CRA	(141)
15.4 改进 ALOHA 系统的利用率	(141)
参考文献	(143)

第 16 章 综合语音/数据链路性能计算方法

16.1 概 述	(145)
16.2 多路复用设备的操作和模型化	(145)
16.3 准稳态特性	(147)
16.4 流体近似方法	(148)
16.5 SENET 链路中包通信的性能	(151)
附录 A	(155)

附录 B	(156)
参考文献	(157)

第 17 章 多路存取广播信道中信息包转接的性能估价

17.1 概 述	(159)
17.2 多路存取广播包通信	(159)
17.3 马尔柯夫模型	(163)
17.4 信道吞吐率 $S_{\text{max}}(n, \sigma)$ 的理论	(163)
17.5 分时制 ALOHA 信道饱和现象	(165)
17.6 稳定性测量	(168)
17.7 CSMA 系统的稳定性	(170)
参考文献	(171)

第 18 章 CSMA 和 CSMA/CD 信道的稳定性和最佳化

18.1 概 述	(172)
18.2 信道模型和稳定性分析	(173)
18.3 稳定重传策略和最大吞吐率	(176)
18.4 延时分析	(180)
18.5 小 结	(185)
附录	(185)
参考文献	(187)

第三篇 子带编码

第 19 章 变换式子带编码

19.1 TSBC 的原理	(188)
19.2 矩阵表示法	(189)
19.3 TSBC 的计算机模拟结果	(189)
参考文献	(190)

第 20 章 向量量化 (VQ) 的引用对子带编码性能的改进

20.1 概 述	(191)
20.2 语音变换子带的分裂与合成	(191)
20.3 离散余弦变换	(192)
20.4 语音子带向量量化编码	(200)
20.5 小 结	(215)
参考文献	(215)

第 21 章 语音子带编码通信的实时实现

21.1 概 述.....	(216)
21.2 ADPCM 和 SBC 算法	(216)
21.3 ADPCM 编码器和两子带编码器实现	(218)
参考文献.....	(225)

第 22 章 PCM 的帧同步

22.1 脉冲塞入同步.....	(226)
22.2 脉冲塞入同步所引起的抖动.....	(229)
22.3 帧码组、帧长和同步时间.....	(233)
22.4 现时各种帧同步方案的共同特点.....	(236)
22.5 PCM 帧同步的新方案	(237)
22.6 信号流图和传输函数的计算.....	(239)
参考文献.....	(243)

第一篇 向量量化

自 20 世纪 70 年代末, 向量量化 (Vector Quantization 简写作 VQ) 即受到重视, 最近几年, 有一定的进展。所谓向量量化, 就是把语音波信号的一组连续取样值, 在编码过程中作为一个整体 (向量) 来处理。如果每组的样值只有一个, 就成为标量, 此时的编码过程就是通常的 PCM。向量量化比标量量化有哪些好处呢? 回答此问题的根据是山农率失真理论: 当一组中样值的个数 $k \rightarrow \infty$ 时, 可以达到率失真理论的数据压缩的极限。向量量化理论毕竟年轻, 有大量的理论工作还没有得到满意的解决, 如在实用上, 最大的障碍是计算复杂度高和存储容量太大。

第 1 章 向量量化的基本原理

1.1 量 化

就数学过程而论, k 维向量量化包含两个映射过程: 编码器 α 对每一输入向量 $x_k = (x_0, x_1, \dots, x_{k-1})$ 指定一信道符号 u_k ; 而解码器 β 为每一信道符号 $\hat{u}_k$ 指定一个 $\hat{x}_k$ 作为复制向量 $\hat{x}_k = (\hat{x}_0, \hat{x}_1, \dots, \hat{x}_{k-1})$ 。图 1.1.1 说明了向量量化的整个过程。以 u_k 代替 x_k 必然有失真, 最小失真所对应的 u_k 就是 x_k 的量化向量 (即恢复向量)。向量 x_k 构成 k 维空间, $u_k = \alpha(x_k)$ 也是 k 维空间, 这两个空间还可以划分为 N 个区域 ($Y_1, Y_2, \dots, Y_N$), 不同的划分构成 N 级向量量化器。把 k 维空间记为 R^k , $x_k \in R^k$ 称为信源空间, $\hat{x}_k \in R^k$ 称为输出空间。所有 N 个恢复向量构成的集合称为码书 (Codebook), 码书中向量 u_k 称为码字 (Codeword)。

用以上符号, 向量量化系统可以写为:

$$Q = \alpha\beta \quad (1.1.1)$$

α 将输入向量 $x_k \in x, x \in R^k$ 映射到一个信道符号 $u_k \in u, u \in R^k$; β 将信道符号 u_k 映射到码书中一个向量 u_k , 于是



图 1.1.1 向量量化的整个过程

$$\alpha(x_k) = u_k, \quad k = 0, 1, 2, \dots, k-1 \quad (1.1.2a)$$

$$\beta(\hat{u}_k) = \hat{x}_k, \quad k = 0, 1, 2, \dots, k-1 \quad (1.1.2b)$$

从式 (1.1.2a) 和式 (1.1.2b) 可知, 设计向量量化器的关键是设计编码器 α ; 而译码器 β 只是简单的查表过程。

为了说明编码器 α 的设计方法, 必须介绍失真测度的概念。

1.2 失真

失真测度 d 是用复制向量 $\hat{x}$ 来代表任一输入向量 x 所付出的代价 $d(x, \hat{x})$ 。给定这样的失真测度, 用输入与最后复制品之间平均失真 $E[d(x, \hat{x})]$ 来定量表示一个系统的性能。如果系统的平均失真小, 那就是好系统。实际上, 重要的平均值是长时间的样值平均或时间平均

$$\lim_{n \rightarrow \infty} \frac{1}{n} \sum_{i=0}^{n-1} d(x_i, \hat{x}_i) \quad (1.2.1)$$

当然假定此极限有意义。如果向量过程是稳定的, 并且是各态历经的, 则极限存在且等于期望值 $E[d(x, \hat{x})]$ 。假定上述条件成立, 而且长时间样值平均为期望值。

理想的失真测度应该是便于分析、易于计算, 使得在实时中能得到结果并用于最小失真系统中, 而且客观上是有意义的。就是说, 大或小定量的失真值对应坏和好的客观质量。在此, 不考虑选择失真测度所遇到的困难;

假定已选好某一失真测度并考虑依据它而设计的系统会给出微小的平均失真。为简单和易于阐述, 现集中介绍两个重要的特例:

(1) 均方误差失真测度: 此处输入和复原空间都是 k 维欧氏空间

$$d(x, \hat{x}) = \|x - \hat{x}\|^2 = \sum_{i=0}^{k-1} (x_i - \hat{x}_i)^2$$

这是向量欧氏距离的平方, 是最常用于波形编码的最简单的失真测度。虽然在许多情况下, 客观上没有意义, 但有些推广式用与输入无关的加权, 能证明是有用的, 而且仅稍微复杂一些。通常用信噪比 (或信号量化噪声比) 表示:

$$SNR = 10 \lg \frac{E(\|x\|^2)}{E[d(x, \hat{x})]}$$

此式相当于使平均失真相对于平均能量归一化, 并且用对数表示; 大或小 SNR 对应于小或大的平均失真。

(2) (修改的) 板仓-斋藤失真: 这种失真测度在语音编码应用中是有用的。说得广泛些, 这种失真测度是最小相对熵的一个特例; VQ 用这样的失真测度可以看作是最小相对熵的模式识别技术的一项应用。

现用最少的符号来介绍板仓-斋藤失真测度的定义。输入向量可以考虑为相邻波形样值的集合。而输出向量的形式则为 $\hat{x} = (\alpha, a_1, a_2, \dots, a_p)$, 式中 α 是增益或剩余能量项, a_i ($a_0=1$) 是倒数滤波器的系数, 意义如下:

如果
$$A(z) = \sum_{i=0}^p a_i z^{-i}$$

则全极点滤波器具有 z 变换 $1/A(z)$, 而且是稳定滤波器。而复制向量可以看作是全极点模型, 用于在接收机端的综合复制向量, 接收机使用本地产生的噪声或周期性的信源作为滤波器部分的线性预测编码 (LPC) 的模型。输入向量和模型之间的板仓-斋藤失真在时域内定义为

$$d(x, \hat{x}) = \frac{\alpha' R(x) \alpha}{\alpha} - \ln \frac{\alpha_p(x)}{\alpha} - 1$$

式中: $\alpha' = (1, a_1, \dots, a_p)$;

$R(x)$ —— 输入向量 x 的 $(p+1) \times (p+1)$ 样值自相关矩阵;

$\alpha_r(x)$ ——输入增益(剩余能量)项, 定义为 $b^T R(x) b$ 的最小值, 此处最小值是就所有的向量 b 而取的(当第一分量等于1时)。

有许多等效的失真测度的形式, 有些是理论上有用的, 有些是易于计算的。频域形式表明, 使上面失真最小可以解释为期望使输入向量的样值频谱与线性全极点模型的频谱密度相匹配, 此模型是用有恒定功率谱密度 $\sqrt{a}$ 的白噪声驱动滤波器(其 z 变换为 $1/A(z)$ 的滤波器)而形成的。

上面失真公式是最简单的。然而它指出失真测度是真正复杂的, 它不是误差向量的简单函数, 对于其输入和输出宗量是不对称的, 它不是测量的距离。因此失真测度和 LPC 声码技术有密切的联系, 把这样设计的 VQ 叫做 LPCVQ。

1.3 平均失真

因为平均失真可使系统的性能定量化, 所以试图用好的法则使失真量最小。下面考虑在理论和实际方面的平均方法。

实际上, 真正测量并希望其值最小的是式(1.2.1)所表示的长时间样值平均。如果过程是稳定的和各态历经的, 则此极限时间平均同数学期望值是一样的。数学期望对于求出理论的性能界值是有用的。但在实际中常常不可能算出来, 因为不知道概率分布函数, 也就是说, 对于真实的语音和图象数据, 没有普遍承认的精确分布函数, 因此, 实用的设计系统的方法是选用练习数据的长序列(Long sequence of training data)来估计“真实”但不知道的期待失真。试图设计一个编码, 使练习序列的样值平均失真为最小。如果输入信源真正是稳定的和各态历经的, 则所得样值平均应该近于所期望的数值, 而同一编码用于今后的数据应该给出近似相同的平均值。

以上的讨论启发我们使用基于稳定的和各态历经数据源的练习序列。事实上, 即使“真实”概率分布为已知, 如同关于 Gauss Markov 信源, 则练习序列方法也可以化为标准的 Monte Carlo 方法(用一系列的统计实验解决实际问题)。

然而, 对于真实的信源, 它们可能既不是稳定的, 也不是各态历经的。那么, 上述方法还有意义吗? 回答是肯定的。理由是: 如果根据足够长练习序列设计一个编码器, 将此编码器用于同一信源所产生的数据, 那么, 编码器的性能应该与它在练习序列上的性能相同。理论的问题是指出使上述命题严格成立的一些条件。就无记忆的 VQ 设计而言, 对于合理的失真测度, 使以上命题成立的充分条件是: 信源是渐近平均稳定的, 它不必是稳定的, 也不需是各态历经的。有些过程(如语音)显示出不同的短时间和长时间的稳定性, 正好是典型的渐近稳定信源。

此处关键是: 使用长练习序列的设计方法不需要坚实的数学基础, 既不需要各态历经性, 也不需要稳定性。数学上提出的方法是: 试着设计一个编码器, 它使很长的练习序列的样值平均失真达到最小。然后将此编码器用于相同信源的测试序列, 而不是练习序列。如果性能足够接近于设计数值, 就有一定的信心, 此编码器今后将继续给出相同的性能。如果练习和测试性能显著不同, 则可能因为练习序列还不够长。换言之, 不要在数学上试图证明信源是渐近平均稳定的, 代替的方法是再设计编码器, 然后再看对于新数据, 它是否能满意地工作。

1.4 最佳量化器的特性

如果 VQ 能使平均失真 $E\{d[x, \beta(a(x))]\}$ 成为最小, 那么, VQ 是最佳的。最佳 VQ 的两个必要条件是用 Floyd 就均方失真测度求出的经典的最佳 PCM 理论⁽⁷⁾发展而成的。下面的定义对于陈述这些特性是有用的: 可能的复制向量 $C = \{ \text{所有的 } y: y = \beta(v), \text{ 向量 } M \text{ 中的某一 } v \text{ 值} \}$ 称为量化器的码书, 而其成员称为码字。编码器知道译码器的结构, 因而能知道全体可能的最后输出码字。

特性1 给定使平均失真最小的目标, 并且给出特定的解码器 β , 没有其它无记忆的量化器能优于这样的量化器, 它能在 M 中选码字 v , 使输出失真达到可能的最小值。换句话说, 选择信道符号 v (v 相当于图 1.1.1 中的 u_i) 以给出最小值:

$$d\{x, \beta(a(x))\} = \min_{v \in M} \{d\{x, \beta(v)\}\} = \min_{y \in C} \{d\{x, y\}\} \quad (1.4.1)$$

就是说, 对于给定的无记忆量化器所对应的解码器, 最好的编码器是一个最小失真的映射:

$$a(x) = \min_{v \in M}^{-1} d\{x, \beta(v)\} \quad (1.4.2)$$

$\min^{-1}$ 表示选取使平均失真 $d\{x, \beta(v)\}$ 最小的 v 。

Gersho⁽⁸⁾把具有最小失真编码器的量化器叫做 Voronoi 量化器, 因为在空间一组点周围的 Voronoi 区域对应于按最近邻近律 (Nearest Neighbor Rule, 简记作 NNR) 划分区域。但是名词量化器实际上总是与最小失真映射相关联的。注意到, 具有最小失真编码器的这样的向量量化器是山农的模型: 满足逼真判据的一个成组 (向量) 信源编码用于在信息理论上求出数据压缩系统最佳性能的界值。

编码器 a 可以看成是把输入空间划分空胞 (Cell), 其中产生共同复制量的所有输入向量组合成群。这样按最小失真率的划分叫做 Voronoi 或 Dirichlet 划分。因为最小失真率使一个无记忆 VQ 解码器对应的编码器成为最佳, 也可以就给定的编码器使译码器成为最佳。

特性2 给定编码器 a , 没有更好的解码器, 它能为每一信道符号 v 指定所有被编码于 v 的信源向量的通用形心 (Centroid), 即

$$\beta(v) = \text{Cent}(v) = \min_{\hat{x} \in A}^{-1} E\{d(x, \hat{x}) | a(x) = v\} \quad (1.4.3)$$

$\beta(v)$ 是假定输入向量映射到 v 之后能给出最小条件的平均失真。

对于任意的随机过程和失真测度, 使这样的条件平均失真最小可能很困难, 而找出一个样值分布和易于处理的失真测度常常是很容易的。例如, 一个样值分布的形心和均方误差失真测度就是通常欧氏形心或所有被编入信道符号的输入向量的向量和。即给定练习序列 $\{x_i, i=0, 1, \dots, L-1\}$ 所定义的样值分布, 则

$$\text{Cent}(v) = \frac{1}{i(v)x_i; a(x_i) = v} \sum_{i=0}^{L-1} x_i \quad (1.4.4)$$

式中 $i(v)$ 是记号 i 的个数, 而 $a(x_i) = v$ 。

当向量的维 $k=2$ 时, 可以用平面图形表示向量 Voronoi 区域, 如图 1.4.1 所示。图中有 12 个 x_i , 代表 12 个练习向量, 虚线把整个平面划分为四个区域, 成为四个 Voronoi 区域。按式 (1.4.4) 求得四个形心, 记为 o_1, o_2, o_3 和 o_4 。

如果维数 $k>3$, 那么, 就只能用超空间来表示, 这就要求具有丰富的想象力。在以后各章

中，还要讨论这个问题。

1.5 不能用 k 个最佳标量量化器代替 k 维向量量化器

k 个最佳标量量化器是不能代替一个 k 维最佳向量量化器的。已有文献^[6]证明，对于 $k=2$ 且均匀分布的随机向量取大的 N 值时，最佳向量量化对应的划分是一个正六边形，如图 1.4.2 所示；而用两个最佳标量量化器实现的向量量化对应的划分是一个正方形的划分，如图 1.4.3 所示。两图相比，从图 1.4.2 看出，如果以标量化代替向量量化，则图 1.4.2 的阴影部分失真将加大。对于一般分布的 k 维向量，最佳向量量化所对应的划分是多胞形划分及其形心，而不是超立方体划分及其形心，而后者正是用多个最佳标量量化器来实现向量量化所对应的划分与形心。

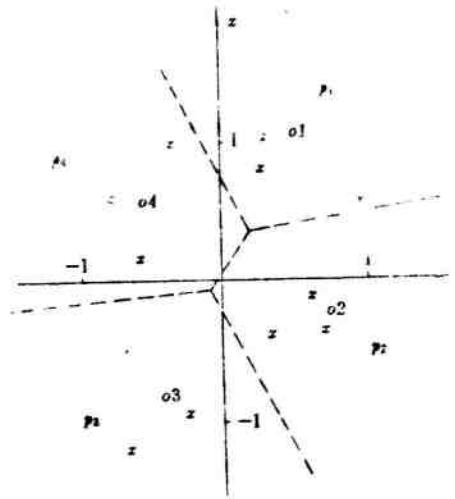


图 1.4.1 形心的说明

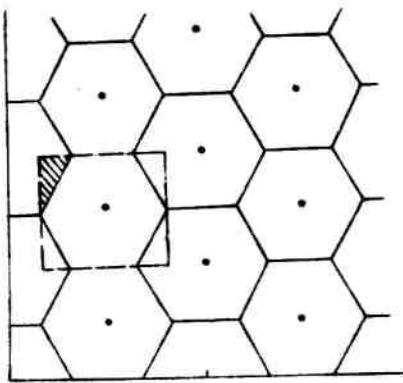


图 1.4.2 最佳二维向量量化

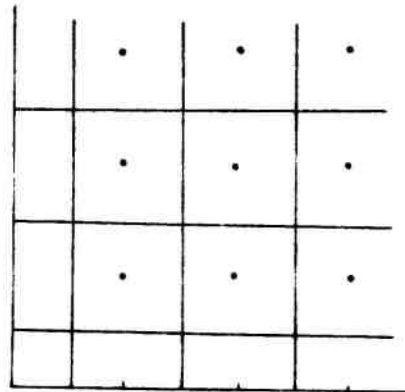


图 1.4.3 用两个最佳标量量化实现的向量量化

1.6 向量量化能降低比特率

向量量化编码的主要优点是性能好，即在相同的比特率下，失真小；在相同失真条件下，比特率可以大大降低，因而编码效率更高。在这方面，科学工作者已取得不少成就。如在声码器方面，速率可降低至 2 400 b/s 或以下。但应该说，1978 年以前的工作并未取得突破性的进展。1978 年 Buzo 发表向量量化研究成果以来，人们才有了突破性的进展。如美国加利福尼亚信号公司仅将原来 2 400 b/s 的线性预测编码器中的声道参数，由标量量化改为向量量化，就将码率降至 800 b/s，而声音质量仍接近于原声码器质量。又如美国 BBN 公司，在 1983 年研制了一种分段式声码器，由于采用了向量量化，可以用低至 150 b/s 的速率传送清晰易懂的话音。在图像数据压缩方面，也有类似的巨大进展。

向量量化也有弱点。其复杂度随维数成指数增加，这是主要障碍。还有，目前不能直接实

现大维数的向量量化,一般只有小维数($k \leq 20$)的向量量化。通过把大维数向量分割成小维数向量可以间接实现大维数向量量化。

参 考 文 献

- [1] Abutelo H. *Vector Quantization of Speech and Speech-like Waveforms*, IEEE Trans. Vol. Assp-30 No. 3 June 1982; 423—434.
- [2] Yameta S. etc. *Asymptotic Performance of Block Quantization*, IEEE Trans. IT-26 Jan. 1980; 6—14.
- [3] Gersho A. *Asymptotic Block Quantization*, IT-25 July 1979; 373—380.
- [4] Gray R. etc. *Vector Quantizers and Predictive Quantizers for Gauss-Markov Sources*, IEEE Trans. Com-30 No. 2 Feb. 1982; 381—389.
- [5] Arnstein D S. *Quantization Error in Predictive Coders* IEEE Trans. Com-23 Apr. 1975; 423—429.
- [6] Newman D J. *The Hexagon Theorem* IEEE Trans. IT-28 Mar. 1982; 137—139.
- [7] Lloyd S P. *Least Squares Quantization in PCM*, IEEE Trans. on Inf. Theory Vol. IT-28 No. 2 Mar. 1982; 129—137.
- [8] Gersho A. *On the Structure of Vector Quantization* IEEE Trans. IT-28 Mar. 1982; 157—166.
- [9] Gray R M. *Vector Quantization* IEEE Assp Magazine Apr. 1984; 4—29.
- [10] Gersho A. Cuperman V. *Vector Quantization; A Pattern-Matching Technique for Speech Coding* IEEE Commune Magazine Dec. 1983; 15—21.
- [11] 胡征和其他作者. 矢量量化原理与应用, 西北电讯工程学院讲义, 1985. 11.
- [12] 周崇经. 滤波理论与语音编码, 辽宁科学技术出版社, 1986年12月出版, 第十一章, 305—331.