

噪声和振动谱中线谱的提取和连续谱平滑

陶 笃 纯

(中国科学院声学研究所)

1982年10月30日收到

摘 要

本文介绍一种在数字化功率谱上识别谱峰和平滑连续谱的算法。它适用于在噪声或振动谱上提取线谱特征和压缩数据量,是利用谱特征进行模式识别的有效预处理手段。这个算法的核心是在充分考虑谱的形状特点的基础上发展起来的谱峰识别逻辑。在一些实际应用中,这种方法已经取得了良好的效果。文章中给出了有关的应用实例。

一、引 言

在许多场合,譬如利用振动谱对发动机进行故障诊断及性能监视,或者根据辐射噪声谱来判别车辆和船舶的类型,都需要存储振动或噪声谱,并对它们作模式识别方面的进一步处理。在此类处理中,经常需要用比较复杂的算法进行大量的运算。因而,巨大的数据量往往成为提高处理速度的主要障碍。有时,由于对计算机容量的要求太高,致使一些方案难以付诸实施。特别在某些需要作实时处理的现场应用中,不可能使用较大规模的计算机,这个矛盾就显得更为突出。因此,去除谱中的多余信息和无用成分,只留下有用的特征,从而压缩数据量就成为预处理阶段的一个重要问题。

在发动机、车、船的辐射噪声谱和振动谱中,有一系列旋转机械产生的线谱。对分类或识别而言,它们通常都是有用的特征。谱的另一部分是由于流体的涡流、紊流、喷射、冲击以及伴随发生的随机激振而产生的连续谱。在模式识别阶段,有用的信息往往不是连续谱的细节变化,而是其大致轮廓,甚至只是几个反映其变化趋势或形状特点的数字特征。因此,我们可以用在谱图中提取和保留线谱特征,压缩连续谱部分的多余信息的办法来达到减少数据量的目的。

近年来,在数字声谱图中提取线谱的课题受到了重视,如文献[1,2]。但他们讨论的是时-频二维声谱图的情况,主要利用线谱成分及其谐波随时间变化在时-频平面上形成的连续曲线的特性。而在本文中,我们感兴趣的是在功率谱曲线上提取谱峰的问题。在复杂的数字化波形中识别和测量峰值分量的问题同我们的课题比较接近,这类问题得到了更为广泛的讨论。在这方面具有代表性的有两篇文章^[3,4]。在第一篇^[3]中, J. O. Eklundh 和 A. Rosenfeld 提出了一种利用比较不同尺度的若干单边差分算子在波形各点的响应来检测复杂波形中的峰和谷的方法。这种方法把波形中大大小小的峰和谷统统检测出来,并分别给出它们的扩展范围。但其运算量较大,在我们的应用中也未必有必要检测连续谱部分可能存在的宽大的峰。如果最后

再对检出的峰进行筛选,将进一步增加运算量. 在第二篇代表性文章^[4]中, S. L. Horowitz 用句法模式识别方法给出了在波形中识别峰的普遍算法, 并在心电图等方面的应用中取得了很好的效果. 可是, 在连续谱起伏的“基线”上识别代表线谱的谱峰这样的问题有其特殊性. 当用 Horowitz 关于单极性波形的峰值识别算法进行处理时, 结果往往不会理想. 一方面峰尖位置的估计结果有时会产生较大的误差; 另一方面, 在他的峰识别逻辑中由于没有把峰与其前后关系的所有可能情况全都考虑进去, 对某些情况将无法应付, 从而导致错误. 另外, 在 Horowitz 的算法中, 在选峰之前还有一个用逐次逼近的方法对波形作分段线性近似的预处理过程. 对于我们的问题, 这一步似乎就不需要了. 这种方法用于我们的问题时之所以有缺陷, 关键在于它没有考虑到噪声或振动谱的连续谱和线谱估计量在形状上的特点.

为此, 在介绍我们的方法之前, 有必要说明一下我们的工作对象——带有若干峰的谱估计量在形状方面的特点.

二、谱估计量的形状特性

噪声或振动信号的功率谱估计量是将信号经过抗混淆滤波、采样、加窗、FFT 等步骤用硬件或软件方法得到的. 相应于单频信号的线谱的估计结果由于有限的信号长度, 它实际上并不是真正的线而具有时窗函数谱的形状. 在常用的 Hanning 窗的情况下, 谱峰的主瓣宽度总共为 4 个频域采样间隔, 而其第一旁瓣的幅度比主瓣大约低 32dB. 谱峰两边的斜率通常是很大的. 当线谱频率与 FFT 频域采样点重合时, 峰尖与其左右相邻点的幅度差为 6dB, 再靠外斜率就更大. 当线谱频率与频域采样点不一致时, 峰两边的斜率就不同了, 一边增加些; 另一边减小些. 如果在信号的分析长度中线谱频率发生飘移的话, 谱峰会相应展宽, 但在一般情况下峰宽也达不到 10 个频域采样间隔. 相应地, 这时谱峰两边的斜率也将有所下降^[5].

连续谱与线谱的主要区别在于其变化比较平缓, 谱的斜率通常较小. 不过也不排斥在连续谱部分谱曲线偶然发生局部较快地上升或下降的情况, 但决不会象线谱那样在较小的频率范围内突然上升之后又发生很快的下降, 因而连续谱是构不成“峰”的. 连续谱中只可能有平缓而宽广的隆起, 这种隆起的斜率比谱峰的斜率要小得多, 而宽度则大得多.

连续谱估计量是一随机变量, 对于谱的真值有一随机起伏, 当谱估计的平均次数 n 较大时, 其相对标准偏差 $\varepsilon = 1/\sqrt{n}$. 由于实际条件的限制, 平均次数不可能无限增加, 因此连续谱估计量往往不是平滑的, 经常会出现一些毛刺. 在识别谱峰时, 应该用卡峰高门限的办法将它们剔除, 否则会引入一些伪峰. 当然, 这样做的必然结果是会丢失一些高度较小的真实谱峰.

三、谱峰识别原则

在此, 我们对谱峰的特性作进一步的说明, 以便正确地确定识别谱峰的原则.

一个峰包括左、右两个边界, 它们成对出现, 不能独立存在. 没有峰的左边界, 就无所谓峰的右边界; 如果没有右边界, 左边界也就不成其为峰的左边界了.

峰的左右边界分别要满足一定的条件, 即左边界必须有超过斜率门限的正斜率; 右边界必

须有绝对值超过斜率门限的负斜率. 另外, 还必须满足为构成谱峰所必需的左右边界的搭配关系: 右边界的左面必须是一左边界; 左边界的右面必须有一右边界.

考虑到连续谱的特点和对谱峰宽度的限制, 当出现符合斜率条件的左边界后再继续向右观察时, 应开始峰宽计数. 当峰宽计数超过了峰宽门限(譬如说 10 个频域采样间隔)而尚未出现符合条件的右边界, 则前面的那个“左边界”即应失去左边界的资格. 如果在峰宽计数小于峰宽门限时又出现一满足斜率条件的左边界, 则老的左边界应被新的左边界所取代, 同时从零开始新的峰宽计数.

对数字化谱估计 $P(I)$, $I = 1, 2, \dots, N$, 从左向右观察(I 由小到大)时, 每一个谱峰总是从左边界开始的. 如果从 1 开始对峰边界进行编号($J = 1, 2, \dots, K_p$, $K_p < N/2$)的话, 则每一个峰的左边界的序号都是奇数, 而右边界序号都是偶数. 因此, 鉴别一个峰边界是左边界还是右边界的一种方便的办法, 是判断其边界序号或其前一个边界的序号的奇偶性.

线谱频率一般选在峰尖位置, 即谱峰范围内局部极大值的位置. 显然, 按这个原则得到的结果绝对误差在一个频率分辨单位之内^[5].

四、谱峰检测算法

本算法由以下几个主要部分组成: (1)选峰之前的预处理; (2)谱峰识别; (3)卡峰高门限; (4)选峰后的后处理. 下面有重点地对各部分分别说明如下:

1. 选峰前的预处理

本算法的特点之一, 是在选峰之前, 除先计算谱曲线在各点的斜率 $D(I) = P(I+1) - P(I)$ 外, 还作了进一步的预处理. 这包括 (i) 卡斜率门限 TD.

IF ABS($D(I)$) - TD < 0 THEN $P1(I) = 0$ ELSE $P1(I) = D(I)$

所有 $P1(I) = 0$ 的 I 值实际上均已不可能成为峰的边界. (ii) 取斜率的符号函数. 由于所有不等于零的 $P1(I)$ 都已通过斜率门限, 不管它们的绝对数值等于多少, 都可能被选为峰的边界. 在这一点上它们的地位是平等的, 所不同的只是它们的符号(正号表示上升; 负号表示下降). 因此在选峰之前取 $P1(I)$ 的符号函数 $B(I) = \text{SGN}(P1(I))$ 将使问题得以简化. 因为极性斜率 $B(I)$ 只有三种可能的取值: ± 1 和 0, 比起原来的 $P1(I)$ 无穷多个可能取值来简单多了, 同时还能节省计算机的存储器. (iii) 极性斜率求导. 实际上, 更为直接的选峰根据不是斜率本身而是斜率的变化. 故我们进一步求得二阶极性斜率 $D1(I) = B(I+1) - B(I)$. 显然, $D1(I)$ 的可能取值有五个: $\pm 1, \pm 2$ 和 0. 峰的边界只可能发生在 $D1(I) = 1$ 或 2 的 I 处.

2. 谱峰识别逻辑

根据第三节中描述的谱峰特性, 在上述预处理的基础上, 我们不难得到谱峰识别逻辑. 在此需要进一步说明两个问题. 一是关于在连续谱基础上出现谱峰时可能发生的几种情况; 第二个问题是左、右边界的不同确定方式.

谱峰及其左右连续谱的形状可能有以下情况: (i) 谱峰左右为平坦的基线, 如图 1(a). 这时, 在左右边界处分别有 $D1(I) = 1$. (ii) 一个峰的右边紧接着出现另一个峰, 如图 1(b) 所示. 这时在两峰交界处 $D1(I) = 2$. (iii) 一个峰的左边界紧接着属于连续谱的一个非峰平台

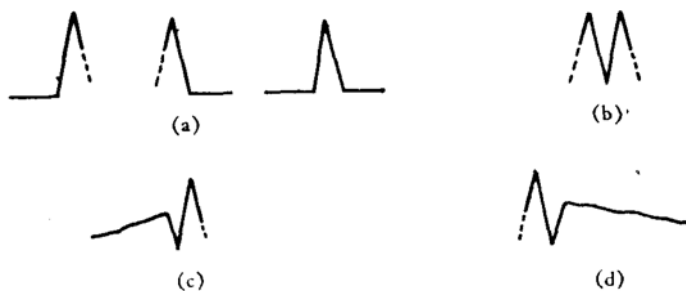


图 1 出现谱峰的几种可能情况
The possible cases of occurring peaks

的骤然下降,如图 1(c) 所示. 这时在谱峰左边界处 $D1(I) = 2$. (iv) 一个峰的右边界紧接着连续谱的一个非峰平台陡峭的前沿,如图 1(d) 所示. 这时在谱峰右边界处 $D1(I)$ 也等于 2.

如上所述,对于一个完整的峰,左右两个边界必须成对出现,不能独立存在. 当自左而右

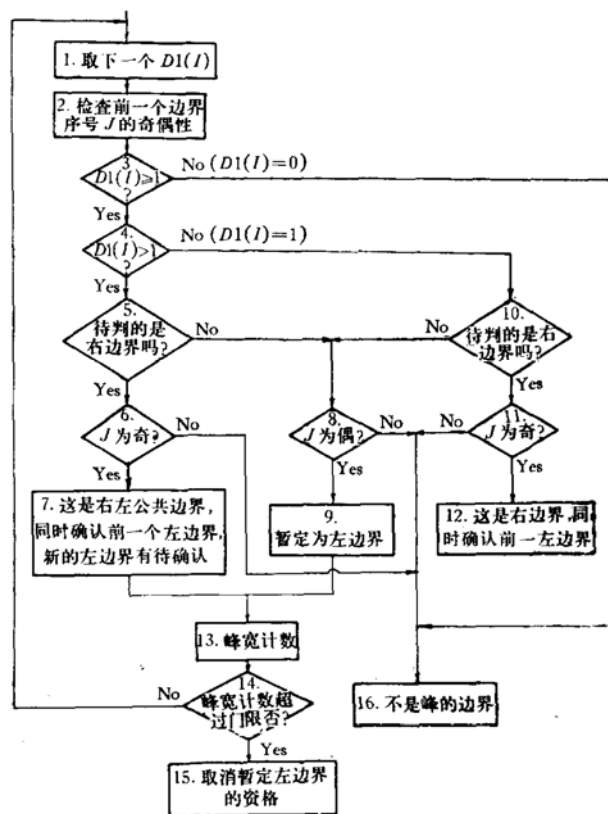


图 2 谱峰识别逻辑流程图

The flowchart of peak-recognition logic

1. Get next $D1(I)$, 2. Check parity of ordinal number J of the last boundary, 3. $D1(I) \geq 1$? 4. $D1(I) > 1$? 5. Is that to be decided a right boundary? 6. Is J odd? 7. It is a right-left common boundary. The last left boundary is affirmed. A new left boundary is to be affirmed, 8. Is J even? 9. It is defined to be a left boundary temporarily, 10. Is that to be decided a right boundary? 11. Is J odd? 12. It is a right boundary. The last left boundary is affirmed, 13. Count the width of peak, 14. Does the count of peak-width exceed the threshold? 15. Deprive the temporary defined left boundary of the qualification, 16. It is not a peak boundary.

处理谱数据时,总是先检测出一个峰的左边界,但它是否确实是峰的左边界,这时还不能最后确定,要看下面是否或者何时出现右边界。只有在峰宽门限范围之内出现了右边界,前面那个暂定左边界的地位才能被确认。对于右边界的确定,就没有象确定左边界的那种先暂定而后再被确认或取消的过程。只要满足必要的条件,右边界是一次性确定的。而且,在确定右边界的的同时总是伴随着对上一个左边界的确认。

待判的是左边界还是右边界,可以用极性斜率 B 来确定。左边界的条件是 $B(I+1) > 0$; 右边界的条件是 $B(I) < 0$ 。

谱峰识别逻辑以流程图的形式示于图 2。

3. 卡峰高门限

在上一步初选出的峰中可能包含一些由于谱估计的随机起伏而造成的毛刺,它们是伪峰。当进行谱估计时所用的平均次数较大时,这种伪峰的幅度是不大的。为了从初选出的峰中剔除伪峰,只有采用卡峰高门限的办法,即将峰高低于峰高门限 HP 的峰取消资格。

所谓峰高,应该是从当地连续谱的基线起算的相对峰高。我们把在所选峰处的连续谱基线取为谱峰左右边界点之间的连线。

关于峰高门限,我们是根据以下两方面的考虑来选择的。(i) 连续谱部分的功率谱估计量服从 χ^2 分布,当平均次数较大时,接近于正态分布。如果用相对标准偏差 ε 来描述谱估计量统计起伏的大小的话,我们用下表给出对于不同的平均次数 n , $(1 + \varepsilon)/(1 - \varepsilon)$ 和 $(1 + 2\varepsilon)/(1 - 2\varepsilon)$ 之值。谱估计量落在真值周围 $(1 - \varepsilon, 1 + \varepsilon)$ 及 $(1 - 2\varepsilon, 1 + 2\varepsilon)$ 范围内的概率分别为 68.3% 和 95.4%。一般说来,取接近于 $(1 - 2\varepsilon)/(1 + 2\varepsilon)$ 的值较为保险。

n	16	32	64	128	256
$\frac{1 + \varepsilon}{1 - \varepsilon}$ (dB)	2.22	1.55	1.09	0.77	0.54
$\frac{1 + 2\varepsilon}{1 - 2\varepsilon}$ (dB)	4.77	3.20	2.22	1.55	1.09

(ii) 谱峰的下部总是埋在连续谱之中的。由于谱峰具有下宽上窄的形状,故宽度较大的峰应有较大的高度。在设置峰高门限时也应考虑这个因素。为此,我们采用了一个简单的模型: 当峰宽 $BW \leq 3$ (频率间隔) 时,峰高门限 HP 取为由考虑 (i) 确定的常数 H ; 当 $BW > 3$ 时,取 $HP = H + \alpha(BW - 3)$, 这里 α 为一大于零而小于 1 的常数。

4. 选峰后的后处理

选峰后的后处理主要包括以下内容: (i) 将被取消资格的峰削平,即让这个“峰”范围内的数据用该范围内诸数据的平均值取代。(ii) 将保留下来的峰的边界从左至右重新编号。(iii) 保留下来的峰位置上连续谱的估计。我们是通过以峰的左右边界为基础进行线性内插的办法完成的。这实际上也是为下一步的连续谱平滑所作的准备。

最后,我们得到的结果是所选出的谱峰的绝对幅度及其频率。图 3 给出一个对一段功率谱曲线用谱峰识别算法进行处理检出线谱的例子。左面为原始数据,右面为所检出的线谱。

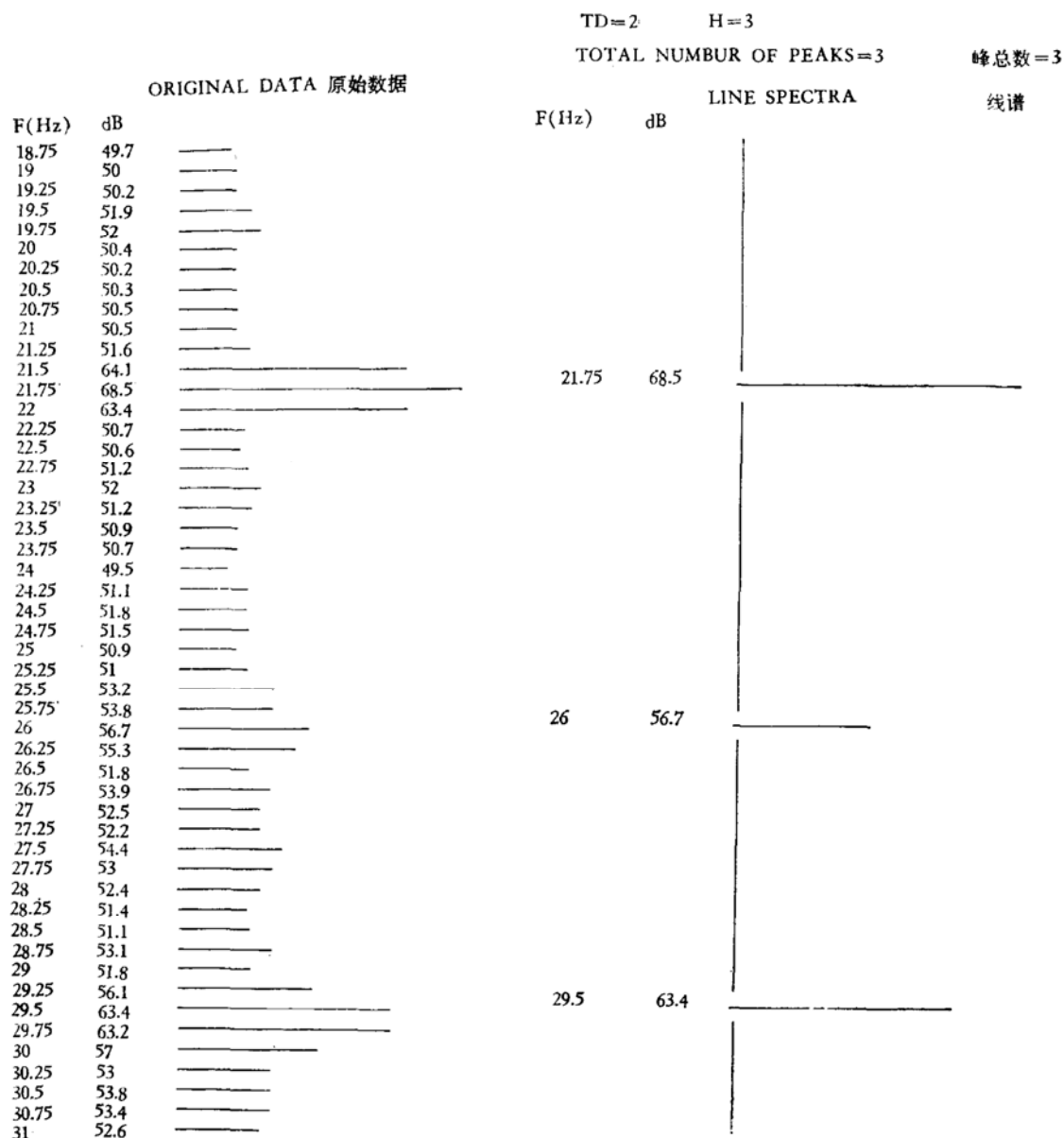


图 3 用谱峰识别算法提取谱峰的例子

The example of extracting peaks by means of peak-recognition algorithm

五、连续谱的平滑和数据压缩

我们采用固定窗口宽度的滑动平均对按上节介绍的方法扣除了谱峰后所得的连续谱进行平滑。窗宽即平均尺度可视具体要求由用户选定后输入程序。对连续谱的平滑，一方面可以抹平谱估计结果的随机起伏，使结果更为接近真值；另一方面也可模糊谱曲线上不重要的细微变化，而只保留大尺度变化的基本形状，因为对许多实际应用来说，有重要意义的只是后者。

在作动平均平滑时，在谱曲线的两端进行平均时所缺的数据，我们是用分别将两个端点的数据向两边作等值延拓的办法补足的。

平均尺度越大,则结果愈加平滑.从采样定理的角度看,对变化缓慢的波形只需用较少的采样点就可完全代表而不损失信息.因此,这种处理达到了数据压缩的目的.压缩比可粗略估计为平均尺度数的一半.也就是说,送去存储或在模式识别阶段需要处理的连续谱数据,可以是对平滑后的谱曲线以平均尺度的一半为间隔进行采样的结果.

六、实验结果和讨论

这里给出的第一个实际例子,是我们将此方法用于船舶辐射噪声中低频线谱的提取.分析对象是油船“大庆 62”的辐射噪声.谱分析是用 B & K 2033 高分辨力信号分析仪进行的,400 个点的谱数据(以 dB 为单位)以数字形式输入计算机.分析频率范围是 0—100Hz,频率分辨率(即频域采样间隔)为 0.25Hz,平均次数 $n = 32$.我们取斜率门限 $TD = 2\text{dB}$;峰高门限 $H = 3\text{dB}$;平均尺度 $SA = 9$.原始数据和处理结果示于图 4.从处理后的谱上,能更为清晰地看到对应于螺旋桨叶片频率的谐波系列及反映其他旋转机械转速的线谱结构.连续谱平滑的效果也是一目了然的.

第二个应用实例是处理飞机发动机的振动谱.用 CF-500 双通道 FFT 分析仪分析某涡桨发动机的振动信号,得到 400 个点的谱数据.分析频率范围 0—10kHz,频率分辨率 25Hz,平均次数 64.在计算机上用上面所介绍的算法对这些谱数据进行处理,选用斜率门限 $TD = 1.5\text{dB}$;峰高门限 $H = 2.8\text{dB}$;平均尺度 $SA = 9$.原始数据及处理结果示于图 5.图 5 处理

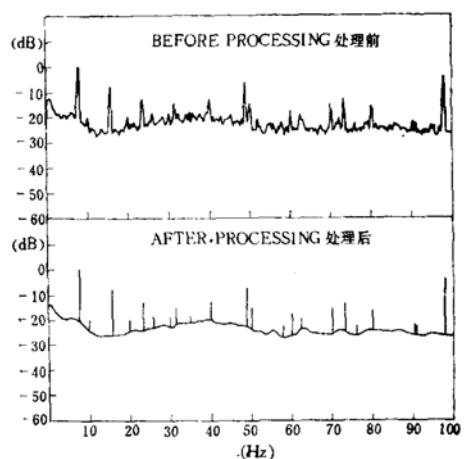


图 4 处理船舶辐射噪声低频线谱的例子
The example of processing low frequency
line spectra of a ship-radiated noise

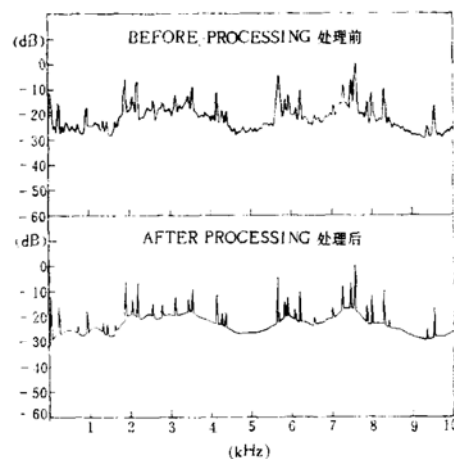


图 5 处理飞机发动机振动谱的例子
The example of processing the vibration
spectrum of a aircraft engine

结果中谱峰的画法与图 4 有所不同,处理的其他方面与上一例子是完全一致的.不难看出,经过处理以后,将所提取的线谱分量与发动机的各个基本部件的旋转、啮合或谐振频率进行对照比较变得更方便了.

在以上两个例子中,斜率门限 TD 和峰高门限 H 取的值不完全相同.这一方面是因为在这两种情况下作谱分析时的各种参数不同;另一方面也由于所分析的两种信号的性质不一样.

一般来说,在处理某一类信号谱时,开始应有一个试探和学习的过程,逐步找到一组恰当的门限值. 另一方面,门限的设定还与各种具体问题中在模式识别阶段不同幅度的谱峰的相对重要性有关,不能在预处理阶段最后确定. 在原则上,如果门限定得高,结果一般较为可靠,但有时会丢失一些有用信息. 反之,如果门限定得低,丢失峰的可能性降低了,但往往会引入一些虚假的谱峰. 对这种得失的权衡需作通盘的考虑.

事实上, TD 和 H 这两个量并非完全无关,两者首先应满足 $TD < H$ 的关系. 在一定条件下,当 TD 取得小时,初选得到的峰数目较大,后面靠卡峰高门限作进一步的筛选;而 TD 取得大时,初选的条件严格了,卡峰高门限的作用将大大降低,甚至完全失去意义. 因此,从某种意义上说, TD 和 H 的取值限制并不是非常严格的,只要满足适当的搭配关系,它们分别在一定的范围内取值,往往都能得到相同的结果.

在结束本文的时候,感谢陈耀明和杜义同志对这项工作的支持和鼓励. 同时,对东安机械厂的何连瑞和干岱英同志的支持和帮助也表示诚挚的谢意.

参 考 文 献

- [1] Nichol, D. G., "Processing Noisy Line Spectrograms as Digital Pictures", *Pattern Recognition*, 9 (1977), 137—146.
- [2] Böhme, J. F., "Recognition of Lines in Spectrograms", *Proceedings on Pattern Recognition and Image Processing*, (1977), 83—87.
- [3] Eklundh, J. O. and Rosenfeld, A., "Peak Detection Using Difference Operators", *IEEE Trans., PAMI* (1979), 317—325.
- [4] Horowitz, S. L., "Peak Recognition in Waveforms", in «*Syntactic Pattern Recognition, Applications*» Ed. by K. S. Fu (Springer-Verlag, Berlin Heidelberg New York, 1977).
- [5] 陶笃纯, "频率不稳定单频信号的有限DFT谱及附加幅度起伏"(待发表).

EXTRACTION OF LINE SPECTRA AND SMOOTHING OF CONTINUOUS SPECTRA IN NOISE AND VIBRATION SPECTRA

TAO DU-CHUN

(Institute of Acoustics, Academia Sinica)

Received October 30, 1982

ABSTRACT

An algorithm for recognizing peaks and data reduction in digitized power spectrum is detailed in this paper. It can be applied to extract line spectra features and reduce the amount of data in noise and vibration spectra. It is an efficient preprocessing means of the pattern recognitions which are dependent upon spectrum features. The kernel of this algorithm is the peak-recognition logic which is developed by fully considering the shape characteristics of spectra. In some practical applications, some good results have been obtained by this approach. The relevant application examples are given here.