

DOI: 10.3969/j.issn.1001-4551.2013.06.008

基于EEMD和BP神经网络的齿轮缺陷检测

郭 冕, 陈洪芳*

(北京工业大学 机械工程与应用电子技术学院, 北京 100124)

摘要: 针对齿轮传动噪声信号复杂,且啮合产生的噪声往往被外界噪声所掩盖而不利于噪声分析的问题,提出了一种基于集合经验模态分解(EEMD)算法、时域同步平均(TSA)和BP神经网络结合的齿轮缺陷检测方法。首先运用集合经验模态分解算法将原始噪声信号分解,以齿轮啮频及其倍频为参考从中提取有用信号,并作时域同步平均进一步去噪;然后,计算去噪以后的特征,并选取不同缺陷状态下差异明显的特征,构建为一组特征向量;最后,将特征向量输入到BP神经网络分类器中进行缺陷的自动识别。研究表明,应用EEMD以及TSA相结合的方法去噪效果良好,数据进行处理以后所反映的缺陷特征明显;应用BP神经网络进行的智能识别避免了传统分析中过多依靠人主观判断而产生的缺陷,识别结果更准确。

关键词: 齿轮缺陷检测; 集合经验模态分解; 降噪; BP神经网络; 时域同步平均

中图分类号: TH132.41 文献标志码: A

文章编号: 1001-4551(2013)06-0678-05

Gear defect detection based on EEMD method and BP neural network

GUO Mian, CHEN Hong-fang

(Mechanical Engineering and Applied Electronics Technology Institute, Beijing University of Technology, Beijing 100124, China)

Abstract: Aiming at overcoming the difficulties in noise analysis, such as the complexity of the gear noise signals, and the interference by outside noises, a new noise analysis method was proposed based on ensemble empirical mode decomposition (EEMD) algorithm, time synchronous averaging (TSA) and back propagation (BP) neural network. EEMD was used to extract useful signals from the original signal based on the gear mesh frequency and multiplication of the mesh frequency. TSA was used for further de-noising. Then the feature values of the tested signals after de-noising were calculated. Discriminative features among different gear defect type were selected and taken as the input of BP neural network, the type of gear defect was effectively identified. The results of our experiments indicate that the proposed method based on EEMD and TSA enhances the denoise effect, and effective features are obtained after the de-noising. Moreover, the inference of the gear defect type based on the BP neural network could avoid the disadvantages of humans' subjective judgments, and achieves accurate identification results.

Key words: gear defect detection; ensemble empirical mode decomposition (EEMD); denoising; back propagation (BP) neural network; time synchronous averaging (TSA)

0 引 言

汽车变速器中齿轮是最重要的组成部件,在齿轮出厂之前进行齿轮质量检测是一个重要环节。传统的齿轮质量检测采用人工听啮合噪声来判别齿轮的状态。这种检测方法过多依赖工作人员的经验 and 主

观判断,且效率不高。设计一种智能分析系统,可以提高检测的质量和效率,同时减轻工作人员负担^[1-2]。

目前常用的针对平稳信号的分析处理方法有时域分析法、频域分析法和倒频谱分析法等。时域分析如自相关分析、时域同步平均法以及相位解调法,主要是观测噪声在各种状态下的波形;频域分析如傅里

收稿日期: 2013-02-18

作者简介: 郭 冕(1987-),男,河南林州人,主要从事仪器科学与技术方面的研究. E-mail: guomian_gongda@163.com

通信联系人: 陈洪芳,女,副教授,硕士生导师. E-mail: hfchen@bjut.edu.cn

叶变换或者细化谱分析等,主要是观测频谱图上各谱线及边频带等进行特征分析;倒频谱分析能将谱图上同一系列的边频谱线化为单根或几根谱线,便于更清楚地观察边频带^[3-4]。但由于负载、摩擦、间隙和刚度等非线性因素的影响,仅在时域和频域对缺陷检测是比较困难的^[5]。在分析非平稳信号时人们提出了一系列分析方法:短时 Fourier 变换、小波分析、Gabor 变换、Wigner-Ville 等等,但这些方法依赖于基函数的选取,增加了分析的难度,选取不当会影响检测的准确性^[6]。

本研究提出应用 EEMD 和 BP 神经网络相结合的方法分析齿轮噪声并对齿轮缺陷进行检测。EEMD 算法能够根据噪声信号自身的特点,自适应地将信号分解为具有一定实际物理意义的分量^[7-8],进而找到隐藏在复杂信号中的有用信号,并运用时域同步平均算法进一步去噪以后,计算这部分有用信号的特征参数,应用 BP 神经网络进行训练和学习,能较为准确地识别齿轮缺陷的类型。

1 基于 EEMD 和 BP 神经网络的齿轮缺陷检测方法

由于实际测量的齿轮啮合噪声信号往往包含了许多干扰噪声,如环境噪声、电机噪声、轴承噪声等,因此,对反映齿轮啮合引起的噪声信号分量进行有效提取,对检测齿轮噪声来说至关重要。本研究采用基于 EEMD 和 BP 神经网络相结合的检测方法检测齿轮缺陷的主要步骤如下所述。

1.1 噪声信号分解

对噪声信号使用 EEMD 方法进行分解,提取有用信号。EEMD 方法从本质上讲是对一个信号进行平稳化处理,其结果是将信号中不同时间尺度的波动或趋势逐级分解开来^[9-10],得到一组本征模函数 imf,每一个 imf 表示了一个特定时间尺度的、具备实际物理意义的函数,从而可以很好地区分出不同噪声源的信号。

EEMD 算法的基本步骤如下^[11]:

(1) 在原始信号 $X(t)$ 中加入与数据长度相等且服从正态分布的白噪声 $w(t)$, 得到 $X(t)$;

$$X(t) = w(t) + x(t) \quad (1)$$

(2) 对 $X(t)$ 进行 EMD 分解,得到各个 IMF 分量 c_j ;

(3) 给目标信号加入不同的白噪声 $w_i(t)$, 重复上述两步 n 次,得到各个 IMF 分量 c_{ij} ;

(4) 为抵消多次加入白噪声以后对原始信号的影响,将得到的各个 IMF 进行整体平均,得到 C_j 作为最

终结果:

$$C_j = \sum_{i=1}^n c_{ij} / n \quad (2)$$

在实际分解过程中,当两个噪声源的频率非常相近(频率比值小于 0.5 时),EEMD 方法就不能将其区分开,因此需要提高 EEMD 的分辨率。考虑到 EEMD 分解的过程是基于上一级高频分量得到低频分量的原理,因此,对于需要进行细分的 imf 分量构造高频信号 $s(n)$, 并构造以下两个信号^[12]:

$$\begin{cases} x_+(n) = x(n) + s(n) \\ x_-(n) = x(n) - s(n) \end{cases} \quad (3)$$

对上述两个信号分别进行 EEMD 分解,得到 $z_+(n)$ 和 $z_-(n)$, 将 $(z_+(n) + z_-(n))/2$ 作为最终结果,这样就可以消除添加的高频信号,同时有效地将频率相近的信号分开。选取适当的包含齿轮的啮合频率及其倍频或者是对于不同齿轮缺陷区别明显的本征模函数作为最终要进行分析的特征信号。

1.2 时域同步平均

对步骤一的结果以齿轮的旋转周期进行时域同步平均,并做时间延拓处理,这样可以削弱与齿轮转频无关的信号。

1.3 计算信号特征

计算时域同步平均以后信号的特征,包括:

(1) 峰峰值:

$$X_{ppv} = X_{max} - X_{min} \quad (4)$$

(2) 均值:

$$u_x = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^{N-1} x(n) \quad (5)$$

(3) 方差:

$$\sigma_x^2 = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^{N-1} [x(n) - u_x]^2 \quad (6)$$

(4) 均方值:

$$\psi_x^2 = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^{N-1} x^2(n) \quad (7)$$

(5) 均方根值:

$$X_{rms} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{n=1}^{N-1} x^2(n)} \quad (8)$$

(6) 偏斜度:

$$\alpha = \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} x^3(n) \quad (9)$$

(7) 峭度:

$$\beta = \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} x^4(n) \quad (10)$$

(8) 平均幅值:

$$|u_s| = \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} |x(n)| \quad (11)$$

(9) 方根幅值:

$$X_r = \left(\frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} |x(n)|^2 \right)^{\frac{1}{2}} \quad (12)$$

(10) 波形指标:

$$K = \frac{X_{rms}}{|u_s|} \quad (13)$$

(11) 峰值指标:

$$C = \frac{X_{max}}{X_{rms}} \quad (14)$$

(12) 脉冲指标:

$$I = \frac{X_{max}}{|u_s|} \quad (15)$$

(13) 域度指标:

$$L = \frac{X_{max}}{X_r} \quad (16)$$

(14) 峭度指标:

$$K_v = \frac{\beta}{X_{rms}^4} \quad (17)$$

试验中比较了不同缺陷齿轮噪声特征,选取了差值较为明显的特征值作为一组特征向量。

1.4 BP神经网络学习

对多组噪声数据的特征向量使用BP神经网络进行学习。BP神经网络的结构包含输入层、隐层和输出层。该试验中神经网络包含一层隐层,输入层节点由特征向量包含的特征值个数决定,输出层节点为齿轮缺陷类型的个数^[8]。隐层节点个数 n 由输入层节点数 n_i 、输出层节点数 n_o 和目标分类数 n_c 决定,具体关系为:

$$n = [n_i + (n_o, n_c)_{max}] / 2 \quad (18)$$

则BP神经网络结构如图1所示。

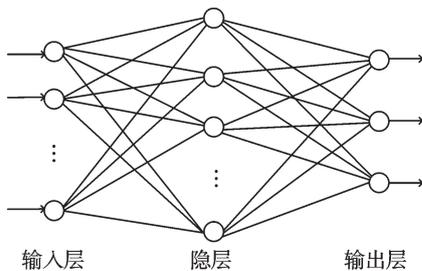


图1 BP神经网络结构

训练时的误差条件为误差小于0.000 1或学习次数不少于10 000次。经过对大量特征向量的训练以后,记录权值矩阵和阈值矩阵,完成训练过程。在此基础上,就可以对齿轮缺陷进行智能识别。

2 实 验

用于噪声测量的装置主要包括实验平台、激光测

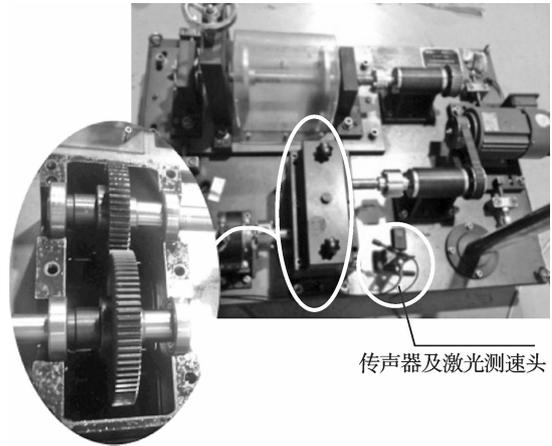


图2 实验装置

速仪和传声器,如图2所示。齿轮传动为一级传动,传动比55:75。测量时主动轮转速为870 r/min(电机此时工作在额定功率,转速较为平稳,产生的噪声频率为406 Hz),对应的齿轮转频为14.59 Hz,啮频为802 Hz。噪声的采样频率为22.05 kHz,远高于一般齿轮工作时的频率(0~2 000 Hz)。

被测齿轮包括正常齿轮、具备裂纹的齿轮(如图3所示)和偏轴齿轮。实验中测量得到的齿轮噪声信号时域和频域曲线如图4所示。

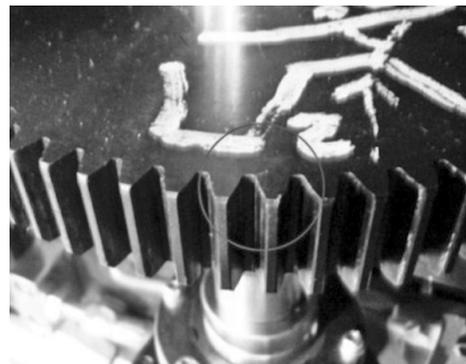


图3 齿轮裂纹

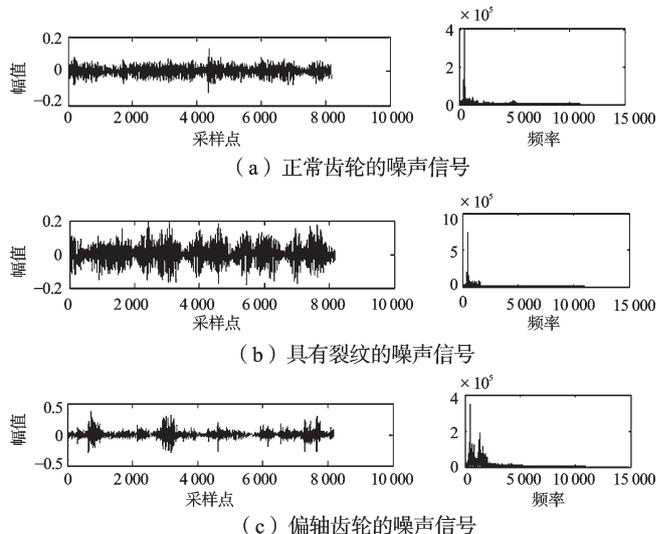


图4 齿轮噪声信号(左列为信号时域曲线,右列为信号频谱)

从图4中可以看到,正常齿轮、具有裂纹的齿轮和偏轴齿轮的时域信号中,均存在明显的调制现象。观察频域曲线中最大峰值的边频带可知,调制现象主要由电机的噪声形成。电机及外界噪声掩盖了齿轮啮合所产生的噪声,使得正常齿轮和具裂纹的齿轮的时域及频域曲线很相似。偏轴齿轮啮合过程中产生了巨大的冲击,曲线较为复杂。因此,仅从时域曲线和频域曲线难以区分3种齿轮状态。

应用本研究提出的方法对上述3种齿轮噪声信号进行分析。

(1) 首先对噪声信号进行EEMD分解,提取有效信号。对3种齿轮状态的噪声信号进行EEMD分解后的结果如图5所示(以一组具有裂纹的齿轮信号为例):

EEMD自适应地将原有噪声信号分解成了一组时

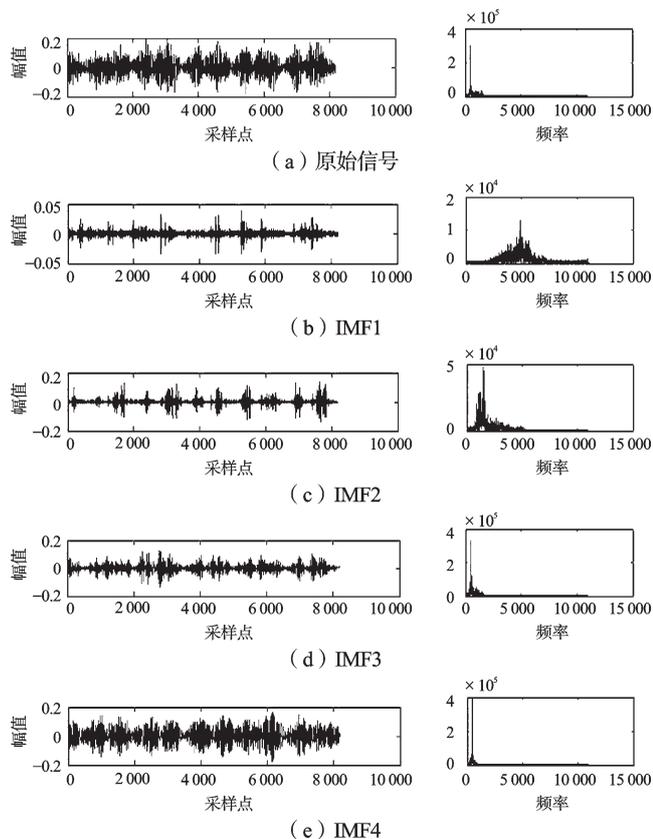


图5 EEMD分解结果(左列为信号时域曲线,右列为信号频谱)

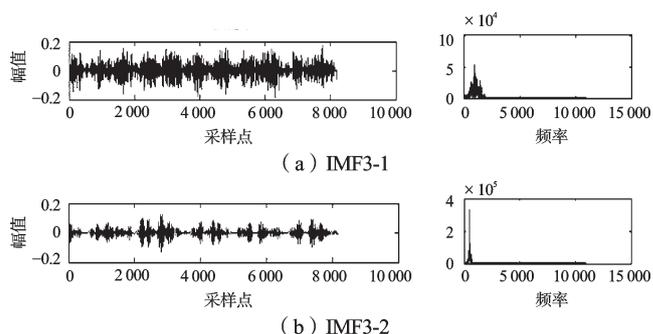


图6 IMF3细分结果(左列为信号时域曲线,右列为信号频谱)间尺度较为单一的分量。其中IMF2和IMF3同时都包含了齿轮的啮合频率,但IMF3还同时包含了电机信号,因此需要对IMF3进一步细分,以剔除电机的信号。得到的细分结果如图6所示。

分解得到的第二个分量的频谱峰值为406 Hz,即已经将电机信号成功分离开来(如图6所示)。将IMF2和IMF3细分以后的第1个分量(IMF3-1)进行叠加,作为最终的特征信号,它直接反映了由于齿轮缺陷不同而造成的噪声的差别。

(2) 对上述处理结果进行时域同步平均和延拓处理,其结果如图7所示。可以看到正常齿轮的噪声信号幅值较为平稳,裂纹和偏轴齿轮的信号幅值更高且有明显的调制现象,但裂纹信号主要表现为陡峭的脉冲,偏心信号为变化缓慢的波峰。

(3) 计算其特征参数。特征参数如表1所示。

对比各组数据,如表1方框所选:1峰峰值、2方差、3均方值、5峭度、6平均幅值、7方根幅值,对3种状态的变化较为敏感,将他们作为一组特征向量。

(4) 分别计算15组正常、15组裂纹、15组偏轴信号的特征向量,3种状态分别表示为100、010、001,作为BP神经网络的输入端并进行训练。用此次训练结果对另外15组样本(样本特征已知,其中1-5号为正常齿轮,6-10号为裂痕齿轮,11-15号为偏心齿轮)进行的识别的结果如表2所示。认为在0.75以上表示为1,0.25以下表示为0,则15组样本的识别结果全部正确。

表1 不同缺陷状态下的特征参数

	①	②	③	④	⑤	⑥	⑦	⑧	⑨	⑩	⑪	⑫	⑬
正常 a	8.6	6.8	5.9	1.1	3.2	1.4	6.8	5.3	1.5	8.3	1.3	1.6	1.3
正常 b	6.9	5.9	2.9	6.4	1.2	3.5	5.9	4.9	1.4	8.7	1.2	1.4	0.9
裂痕 a	10.3	13.7	19.3	3.7	15.5	7.9	13.6	10.6	1.4	5.3	0.8	1.0	0.6
裂痕 b	9.3	12.6	17.2	3.3	13.1	6.7	12.6	9.8	1.4	5.2	0.8	1.0	0.6
偏轴 a	15.0	20.5	50.9	9.3	59.6	45.8	20.5	15.2	1.5	4.9	0.7	1.0	0.5
偏轴 b	14.9	17.1	38.2	6.7	40.2	30.1	17.1	12.8	1.5	5.8	0.9	1.2	0.6

注:① 峰峰值;② 均值;③ 方差;④ 均方值;⑤ 偏斜度;⑥ 峭度;⑦ 平均幅值;⑧ 方根幅值;⑨ 波形指标;⑩ 峰值指标;⑪ 脉冲指标;⑫ 裕度指标;⑬ 峭度指标

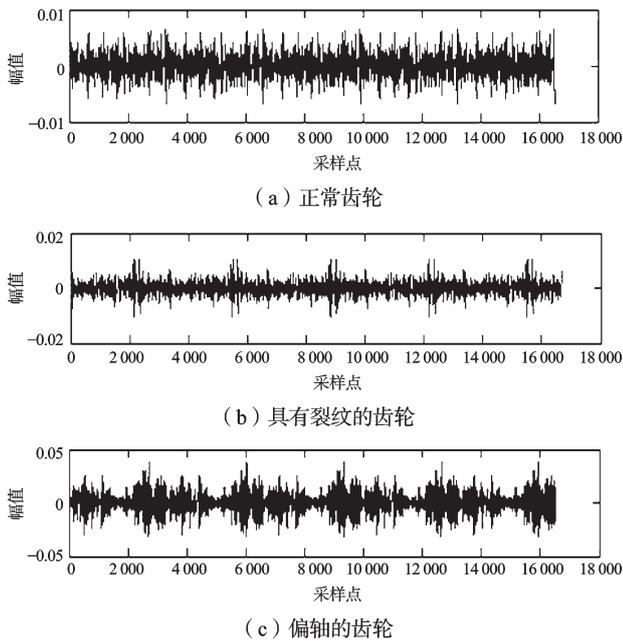


图7 时域同步平均结果

表2 BP神经网络识别结果

齿轮序号	BP神经网络识别数值			识别结果
1	1.01	0.00	0.00	正常
2	0.89	0.05	0.00	正常
3	0.99	0.04	0.00	正常
4	1.03	0.00	0.00	正常
5	0.78	0.00	0.00	正常
6	0.03	0.92	0.12	裂痕
7	0.05	0.95	0.08	裂痕
8	0.02	0.94	0.09	裂痕
9	0.03	0.92	0.12	裂痕
10	0.03	0.84	0.13	裂痕
11	0.00	0.06	0.93	偏心
12	0.00	0.04	0.99	偏心
13	0.00	0.07	1.03	偏心
14	0.00	0.04	1.00	偏心
15	0.00	0.01	1.00	偏心

3 结果分析

实验证明,传统的时域、频域等分析方法在该实验中存在两个主要问题:时域上具有较高能量的电机信号掩盖了齿轮啮合信号;频域上边频带复杂,与理论模型相差较大,所以从图像上分析较为困难。而应用EEMD算法和时域同步平均进行处理,并结合BP神

经网络的分析方法很好地解决了这两个问题。

4 结束语

齿轮信号混杂了许多无用噪声源信号,有用信号往往被掩盖。本研究的EEMD及其改进算法提高了分辨率,结合时域同步平均有效提取到了噪声信号中的低能量信号;通过计算特征参数并用BP神经网络学习,定量地识别出了齿轮的缺陷情况,识别结果准确。

由于本研究只对特定齿轮和齿轮缺陷进行了分析,结果具有一定的局限性。但是只要用本研究提出的方法建立齿轮运行时的各种状态库,就可以快速和准确地进行齿轮缺陷的检测。

参考文献(References):

- [1] 刘甜,吴小平,陈洪芳,等.基于DSP和FPGA的锥齿轮传动噪声测试分析系统设计[J].机械传动,2010,34(5):65-67.
- [2] 杨森元,卢继敏,陈洪芳.基于ARM和DSP的齿轮噪声测试系统[J].机电工程,2012,29(3):257-260.
- [3] 杨国安.齿轮故障诊断实用技术[M].北京:中国石油出版社,2012.
- [4] 任勇生.机械振动与噪声分析基础[M].北京:国防工业出版社,2006.
- [5] 石智云,贾民平.EEMD能量熵分析及在齿轮箱故障诊断中的应用[J].机械工程与技术,2012(1):61-67.
- [6] 朱革.齿轮噪声解调分析新方法及其音质主观评价体系的研究[D].重庆:重庆大学机械工程学院,2003.
- [7] 许舵,沈国勤,钱祖平.基于EEMD方法的混合信号分离识别[J].军事通信技术,2011,32(2):27-32.
- [8] HUANG N E, ATTOH-OKINE N O. Hilbert-Huang transform in Engineering[M]. CRC Press, 2005.
- [9] LEI Ya-guo, HE Zheng-jia, ZI Yan-yang. Application of the EEMD method to rotor fault diagnosis of rotating machinery[J]. **Mechanical Systems and Signal Processing**, 2009, 23(4):1327-1338.
- [10] 焦彦军,胡春.基于改进EEMD方法的数字滤波器[J].电力自动化设备,2011,31(11):64-68.
- [11] RIDDER D, NEYT N, PATTYN N, et al. Between EEMD, wavelet and FIR denoising: Influence on event detection in impedance cardiography [C]. Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc, 2011, 806-809.
- [12] 孙伟峰,彭玉华,杨阳,等.经验模态分解频率分辨率的一种改进方法[J].计算机工程与应用,2010,46(1):129-133.

[编辑:洪炜娜]