

基于信息熵的涡旋压缩机振动信号分析*

郭再新¹, 刘 涛^{1,2}, 黄成东¹

(1. 兰州理工大学机电工程学院 兰州, 730050)

(2. 兰州理工大学数字制造技术与应用省部共建教育部重点实验室 兰州, 730050)

摘要 为了定量描述涡旋压缩机的运行状态,应用信息熵理论,建立了一种基于时域的奇异谱熵、频域的功率谱熵、时-频域小波能量谱熵和小波空间特征谱熵的振动信号分析方法,并作为综合评价涡旋压缩机振动状态的定量特征指标。实现了在恒转速条件下涡旋盘固有频率的识别,定量分析了动涡盘轴向振动、径向柔性机构及轻微液击等对压缩机的影响。揭示了变转速条件下涡旋盘 3 种周期激变的运动形式及信息熵随着压缩机转速变化的规律。研究结果为涡旋压缩机故障诊断提供了基础数据。

关键词 涡旋压缩机; 信息熵; 震动信号; 故障诊断

中图分类号 TH455

引 言

涡旋压缩机是近年来发展起来的一种新型压缩机械,它具有体积小、质量轻、零部件少和结构紧凑等特点,广泛地应用于空调、制冷、各种气体压缩、发动机增压以及增压泵等系统^[1]。由于涡旋压缩机在国内的应用时间还不是很长,对其使用过程中的故障分析不多,仍处于搭建测试平台采用传统单一的频谱分析描述其工作状态的初级阶段,其运转状况的性能数据还无法通过准确的数学模型计算获得。近年来,基于涡旋压缩机的测试系统的平台搭建和对其振动噪声的分析难以满足涡旋压缩机运行状态监测的要求。彭斌等^[2]提出了基于模块化硬件的方法开发测试系统来获得涡旋压缩机的运转情况。刘振全等^[3]对涡旋压缩机的振动信号进行了时域和频域分析,但此方法易受到现场干扰信号的影响。刘涛等^[4]通过 LabVIEW 开发平台实现了涡旋压缩机的振源确定,但振动信号的频域分析与故障征兆之间的对应关系受采样时刻、振动测试点和采样频率等要求,故障诊断的可靠性不强。

笔者探讨了基于时域、频域和时-频域的故障特征提取与判别方法,利用多征兆域的观察方法来降

低采样时刻、采样频率等因素对分析结果的影响。把奇异谱熵、功率谱熵、小波能谱熵和小波特征谱熵作为综合评价涡旋压缩机振动状态的特征指标,对信号进行了定量分析。

1 振动信号的信息熵特征

1.1 振动信号的时域信息熵特征

振动传感器输出的信息往往是一个离散的时间序列,时间序列的时域分析方法有多种,其中奇异谱熵分析方法是适合于采样点数较少^[5],含有噪声序列的一种较好的工具。对给定的 $[x_1 \ x_2 \ \dots \ x_N]$ 的时间序列,采用延时嵌入技术,窗口长度为 M ,构造嵌入空间 m 行 M 列的轨迹矩阵,即

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} x_1 & x_2 & \cdots & x_M \\ x_{1+\tau} & x_{2+\tau} & \cdots & x_{M+\tau} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ x_{1+(N-M)\tau} & x_{2+(N-M)\tau} & \cdots & x_N \end{bmatrix} \quad (1)$$

其中: $m = N - M + 1$; $N = M + (m - 1)\tau$ 。

式(1)变换后的滞后自协方差是一个 $M \times M$ 的矩阵 \mathbf{S}

* 国家自然科学基金资助项目(51265027);甘肃省高等学校基本科研业务费资助项目(1302ZTC034)
收稿日期:2013-10-10;修回日期:2013-12-30

$$\mathbf{S} = \begin{bmatrix} s(0) & s(1) & \cdots & s(M-1) \\ s(1) & s(0) & \cdots & s(M-2) \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ s(M-1) & s(M-2) & \cdots & S(0) \end{bmatrix} \quad (2)$$

对模式矩阵 \mathbf{S} 进行奇异值分解。假设计算获得的奇异值为 $\delta_1 \geq \delta_2 \geq \cdots \geq \delta_M$, 则 $\{\delta_i\}$ 构成了振动信号的奇异值谱。设 k 为非零奇异值的个数, 则 k 值反映了矩阵 \mathbf{S} 的各列中包含的不同模式的数目。可以认为, 奇异值谱 $\{\delta_i\}$ 是对振动信号在时域中的一种划分^[6]。由此可以定义时域中信号的奇异谱熵为

$$S_1 = - \sum_{i=1}^M p_i \lg p_i \quad (3)$$

$$p_i = \delta_i / \sum_{i=1}^M \delta_i \quad (4)$$

其中: p_i 为第 i 个奇异值在整个奇异值谱中所占的比重。

奇异谱熵反映了机组振动能量在奇异谱划分下的不确定性。信号越简单, 能量越集中于少数几个模式; 相反, 信号越复杂, 能量就越分散。

1.2 振动信号的频域信息熵特征

设信号 x_n 的离散傅里叶变换为 $X(\omega)$, 其功率谱为 $L(\omega) = |X(\omega)|^2 / N$ 。功率谱 $L = \{L_1, L_2, \cdots, L_n\}$ 可以看作是对振动信号在频域的一种划分^[7]。

笔者定义一个分析时窗 $w(n)$, 由它来截取信号进行处理, 截取的信号段为 $x_n w(n)$, 计算窗口内信号的功率谱值, 观察功率谱熵跟随窗口的移动变化的情况。短时窗长为 M , 滑动步长为 σ , 数据序列被分为 K 段, 然后计算滑动时每一窗口内的信号能量。窗口内平均能量为

$$U_i = \frac{1}{M} \left| \sum_{n=0}^{M-1} x^{(i)}(n) w(n) e^{-j\omega n} \right|^2 \quad (5)$$

其中: $i=1, 2, \cdots, K$; $K=(N-M)/\sigma$ 。

定义频域中信号的功率谱熵为

$$S_2 = - \sum_{i=1}^K S' \quad (6)$$

其中: $S' = q_i \log_2 q_i$; $q_i = U_i / \sum_{i=1}^K U_i$; q_i 为第 i 个能量窗口的谱值在整个功率谱中所占的比重。

功率谱熵刻划了振动信号在频域的谱型结构情况。振动能量在整个频率成分上分布的越均匀, 则信号越复杂, 不确定性程度也就越大。

1.3 振动信号时-频域信息熵特征

从融合的角度提出了基于连续小波变换的小波空间特征熵和基于多分辨率分析的小波能谱熵两个定量衡量时-频联合域中信号不确定性的信息熵特征指标。

连续小波变换是相对离散小波变换而言, 将时间函数 $x(n)$ 经过连续小波变换映射在二维的时间-尺度空间。设信号在 $j(j=1, 2, \cdots, M)$ 尺度下的小波分解为 D_j , 则在 m 个尺度的分解结果可以构成一个 $M \times N$ 的矩阵 $\mathbf{D}_{M \times N}$, 根据信号奇异值分解理论对小波变换系数矩阵 $\mathbf{D}_{M \times N}$ 进行奇异值分解得到奇异值谱 δ_i' 。定义时-频域的小波空间特征谱熵为

$$S_3 = - \sum_{j=1}^M p'_j \lg p'_j \quad (7)$$

其中: $p'_j = \delta'_j / \sum_{i=1}^k \delta'_j$; p'_j 为第 i 个奇异值在整个奇异值谱中所占的比重。

小波空间特征熵能定量区分具有不同时频分布的信号, 对小波变化结果矩阵进行奇异值分解相当于将彼此存在关联的小波空间映射到线性无关的特征空间^[8]。在综合冗余信息的基础上分析信号函数的某些本质特征。

基于多分辨率分析的小波变换可以在尺度域 E 上可以形成对信号能量的一种划分, 对信号 $x(n)$ 进行 J 层小波分解然后重构得到小波重构系数 $D_j(k)$ 和 $A_j(k)$ 。原始信号序列 $x(n)$ 可表示为各重构系数之和。

$$x(n) = D_1(n) + A_1(n) =$$

$$D_1(n) + A_1(n) + A_2(n) =$$

$$\sum_{j=1}^J D_j(n) + A_j(n) = \sum_{j=1}^{J+1} D_j(n) \quad (8)$$

传统概率熵计算会导致时间很短的冲击状态对总的信息熵的贡献也很小, 使其不易被发现^[9]。在小波系数上定义一个滑动窗口 C_n , 短时窗为 $w(\omega \in N)$, 滑动因子为 $\delta \in N$, 窗口移动次数为 $m=1, 2, \cdots, M$; $M=(N-\omega)/\delta \in N$ 。

计算尺度 j 下某一滑动窗口 C_n 内的信号能量为

$$E_{jC_n} = \sum_k |D_j(k)|^2 \quad (9)$$

信号在 $j+1$ 层尺度滑动窗口 C_n 的信号总能量为

$$E_{C_n} = \sum_{j=1} E_{jC_n} \quad (10)$$

定义滑动窗口截取原信号的小波能谱熵为

$$S_4 = \sum_{m=1}^M S_m \quad (11)$$

其中： $S_m = -\sum_{j=1}^{J+1} p_j \lg p_j$ ； $p_j = \frac{E_{jC_n}}{E_{C_n}}$ 。

随着窗口沿时间轴滑动时，可以得到小波能谱熵随时间发生变化的规律，即 S_4 随着窗口移动次数 $m=1, 2, \dots, M$ 的改变而改变。可实现在不同尺度空间上观察不同时间窗口内的信号特征。

2 实验结果与讨论

本实验平台的研究对象是兰州理工大学涡旋机械研究所研制的齿端二阶连续涡旋压缩机样机。选定的涡旋压缩机振动测试点如图1所示。

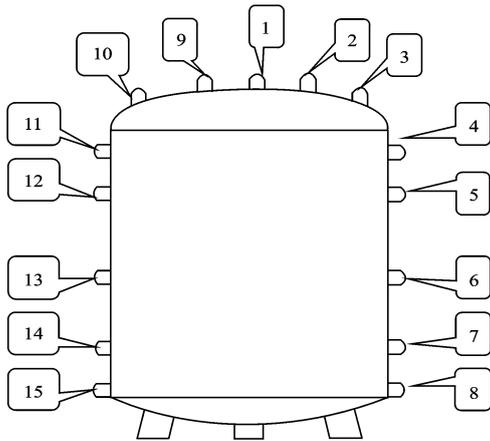


图1 涡旋压缩机测试点分布

Fig. 1 The distribution of testing points on the scroll compressor

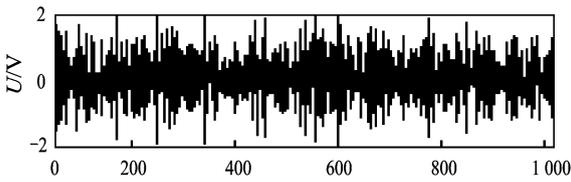


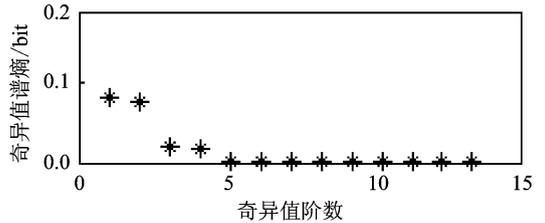
图2 涡旋盘故障原始信号

Fig. 2 Original fault signal of the scroll

2.1 恒定转速下涡旋盘故障谱熵分析

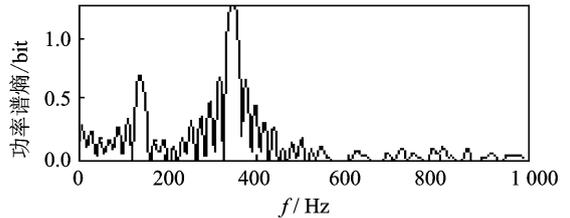
本实验的采样频率为 $f_1 = 2 \text{ kHz}$ ，通过变频器将电机的转速调为 $3\ 120 \text{ r/min}$ ，即转频为 52.1 Hz ，采样点数为 $N = 1\ 024$ ，压电式传感器通过配套的磁座吸附在选好的测试点上，待涡旋压缩机运行平稳后进行信号采集。信号波形观察发现，压缩机左右两侧的振动信号相似，故取右侧 $1 \sim 8$ 号传感器输出信号进

行研究。其中： $1\#$ 、 $5\#$ 、 $7\#$ 和 $8\#$ 振动幅值较大，即涡旋压缩机的顶点、动静涡盘拟合处、电机安装处和压缩机底部的振动较剧烈，因而对这4处测试点进行重点分析。这4处对应的典型故障主要有转子不平衡、涡旋盘故障、机械组装松动和轴承松动。以 $5\#$ 传感器测得涡旋盘故障为例进行分析，结果如图2、3所示。



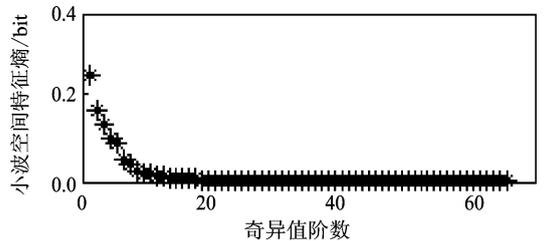
(a) 奇异值谱熵图

(a) Spectral entropy of singular values



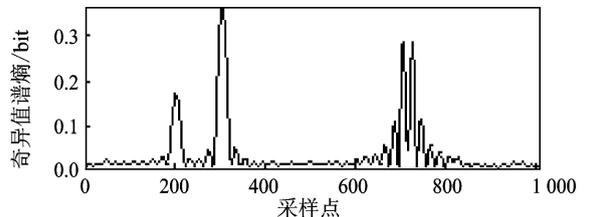
(b) 功率谱熵曲线

(b) Power spectral entropy



(c) 小波空间特征熵图

(c) Spectral entropy of Wavelet spatial characteristics



(d) 小波能谱熵曲线

(d) Spectral entropy of Wavelet energy

图3 3 120r/min 涡旋盘故障的4种谱熵图

Fig. 3 Four spectral entropies of scroll fault at 3 120 r/min

图3(a)中，奇异跳跃点数代表其响应形式为周期4，前4阶的能量模式比重分别为 40.87% 、 37.49% 、 9.84% 、 9.30% 。

图 3(b)中,160 Hz 及 350 Hz 频率附近突显了两处谱峰值,这两个频率与动、静涡盘的二阶固有频率 156 Hz 和 375 Hz 接近,这两处分量的振动能量相对集中并极大地增加了原有信号的紊乱程度和复杂程度,使其功率谱熵值分别达到最大值 0.71 和 1.29。

图 3(c)中,小波空间经过 SVD 处理后前 7 阶跳跃奇异值中有两处很大的跳跃点应该引起重视,分别占得能量模式的 28.67% 和 16.78%,这恰好印证了图 3(b)的 160 Hz 附近和 350 Hz 附近两处的最大突变分量模式。

如图 3(d)所示,在采样点 189 点之前,小波能谱熵值接近于 0.05 并保持不变,说明该时间段内涡旋压缩机运转平稳,动、静涡盘啮合处没有明显振动。在采样点 190,220 处,由于动涡盘的轴向振动和径向柔性机构径向运动,造成两处熵值显著增加到了 0.187 和 0.36。在采样点 600~756 点之间,熵值在 0.05~0.29 大范围内波动,这是因为轻微液击导致非线性振动在该时段内非均匀出现,使其振动能量的分布的不确定性明显,而后轻微液击对压缩机的影响衰减逐渐减小直至结束,使熵值在 800 点之后趋于稳定并恢复常态。

由以上分析可知,这 4 种谱熵图在不同尺度空间上能敏感地检测到振动形态的改变和振动能量分布的不确定程度。按此方法同理可得到 1#,7#,8# 传感器提取的其他 3 种故障模式的 4 种熵。表 1 为转速在 3 120 r/min 下的 4 种故障的参考样本。

表 1 故障样本的信息熵参考序列值

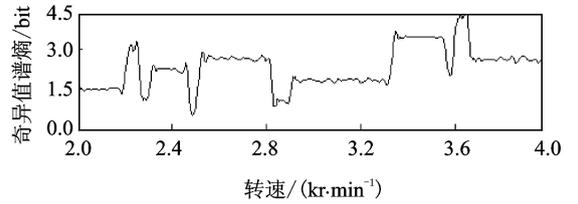
Tab. 1 Entropy of reference sequence of fault samples

故障样本	功率谱熵/bit	奇异谱熵/bit	小波能谱熵/bit	小波空间特征熵/bit
转子不平衡 X_1	1.615 0	1.498 0	1.013 6	1.489 2
涡旋盘故障 X_2	2.583 7	1.910 0	1.308 4	2.573 4
机械组装松动 X_3	3.922 4	2.214 4	1.579 7	2.725 6
轴承松动 X_4	5.667 5	2.330 8	1.944 5	2.903 1

2.2 变转速条件下涡旋盘故障谱熵分析

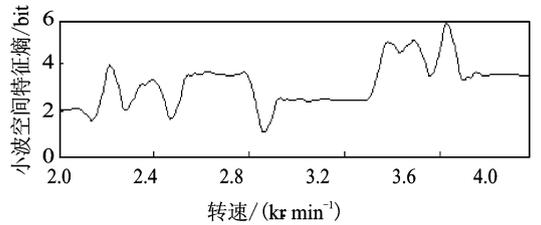
为了进一步分析振动信号的信息熵特征参量,准确定量评价各故障模式随着压缩机转速的变化,对涡旋压缩机进行了变转速测试实验。通过实验测试平台 PID 模块将电机进行升速实验,振动检测采样的转速间隔设定在 100 r/min,电机转速从 2 kr/min 开始至 4 kr/min 结束,以 5# 传感器测得

到涡旋盘故障为例绘制熵谱-转速变化曲线,如图 4 所示。4 种信息熵特征随转速变化具有相似的变化规律,即在共同的转速处有熵值的明显突变,并且刻画了响应状态的转速突变。



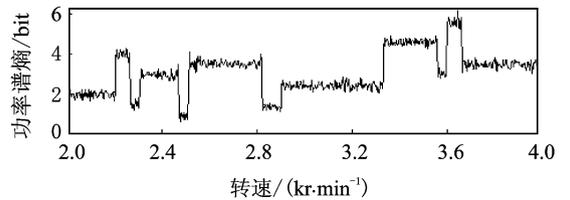
(a) 奇异值熵图

(a) Spectral entropy of singular values versus speed



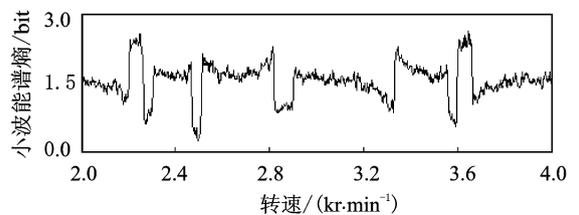
(b) 小波空间特征熵图

(b) Spectral entropy of Wavelet spatial characteristics versus speed



(c) 功率谱熵曲线

(c) Power spectral entropy versus speed



(d) 小波能谱熵图

(d) Spectral entropy of Wavelet energy versus speed

图 4 变转速条件下涡旋盘故障的 4 种谱熵图

Fig. 4 Four spectral entropies of scroll

fault under conditions of variable speed

在压缩机升速过程中出现了几处特征突变点。由转子非线性动力学机理可知,在升速过程中特定转速下转子振动信号将出现周期分岔现象,即由 1P 周期→2P 周期→4P 周期等形式。压缩机动涡旋盘运动状态的突变导致了振动信号的信息熵明显增加。转速分别在 2~2.2 kr/min,2.3~2.5 kr/min 和 2.55~2.8 kr/min 时,系统运动状态分别处于 3 种周期激变的运动形式,在转速区间内信息熵值基本稳定,但随着转速区间的提高,系统的振动形式

趋于复杂,信息熵值有所增大,而在增幅不稳定的状态下出现了尖峰下降,体现了临亚界分岔时狭窄的周期突变状态。在 3 kr/min 后随着转速提高,其 50Hz 分量正好是电机的周期性激发频率,属于电机的同步振动,使涡旋盘振动在转速较高时倍周期运动趋于明显,从而导致信息熵值总体幅度略微上升。

3 结 论

1) 将奇异谱熵、功率谱熵、小波能量谱熵和小波空间特征谱熵 4 种信息熵特征参量用于涡旋压缩机的实测信号的分析过程,实现了信号不同层次内在特征的有效描述和定量表征,尤其适用于对信号的非线性和非平稳性特征进行刻画。

2) 恒定转速下涡旋压缩机振动信号的信息熵分析方法,实现了涡旋盘的二阶固有频率的识别,并给出动涡盘轴向振动、径向柔性机构及轻微液击等对压缩机的定量影响。

3) 变转速条件下基于信息熵的涡旋压缩机振动信号分析给出了 3 种周期激变的运动形式及其转速范围,揭示了涡旋盘振动及信息熵随着转速变化的规律。

4) 基于信息熵方法的涡旋压缩机振动信号分析为压缩机故障诊断提供了参考样本和基础数据,为涡旋压缩机关键零部件的结构设计和优化提供了重要依据。

参 考 文 献

- [1] 刘振全. 涡旋式流体机械与涡旋压缩机[M]. 北京:机械工业出版社,2009:3-6.
- [2] 彭斌,刘振全,李海生. 变频涡旋压缩机测试系统的研究[J]. 化工自动化及仪表,2005,32(3):58-61.
Peng Bin, Liu Zhenquan, Li Haisheng. Research on inverter scroll compressor test system[J]. Control and Instruments in Chemical Industry, 2005, 32(3): 58-61. (in Chinese)
- [3] 刘振全,任俊士. 涡旋压缩机的振动时域和频域分析[J]. 甘肃工业大学学报,2000,26(1):20-23.
Liu Zhenquan, Ren Junshi. Time and frequency domain analysis of scroll compressor vibration[J]. Journal of Gansu University of Technology, 2000, 26(1): 20-23. (in Chinese)
- [4] 刘涛,邵华. 基于 LabVIEW 的变频涡旋压缩机振动信号分析[J]. 电子测量技术,2009,32(7):116-118.
Liu Tao, Shao Hua. Vibrations signal analysis for inverter scroll compressor based on LabVIEW[J]. Elec-

tronic Measurement Technology, 2009, 32(7):116-118. (in Chinese)

- [5] 侯敬宏,黄树红,申弢,等. 基于小波分析的旋转机械振动信号定量特征研究[J]. 机械工程学报,2004,40(1):131-135.
Hou Jinghong, Huang Shuhong, Shen Tao, et al. Wavelet-based quantitative analysis of vibration signal of rotary machines[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2004, 40(1):131-135. (in Chinese)
- [6] 谢平,林洪彬,王霄,等. 一种用于故障诊断的多信息熵监测方法研究[J]. 仪器仪表学报,2004,25(S3):541-543.
Xie Ping, Lin Hongbin, Wang Xiao, et al. Study on a multi-entropy monitoring method used in fault diagnosis[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2004, 25(S3):541-543. (in Chinese)
- [7] 陈非,黄树红,张燕平,等. 基于信息熵距的旋转机械振动故障诊断方法[J]. 振动、测试与诊断,2008,28(1):9-13.
Chen Fei, Huang ShuHong, Zhang Yanping, et al. Research on diagnosis of vibration faults for rotating machinery based on distance of information entropy[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2008, 28(1):9-13. (in Chinese)
- [8] 耿俊豹,黄树红,陈非,等. 基于信息熵贴进度的旋转机械故障诊断[J]. 华中科技大学学报:自然科学版,2006,34(11):93-95.
Geng Junbao, Huang Shuhong, Chen Fei, et al. Rotating machinery fault diagnosis based on close degree to information entropy[J]. Journal of Huazhong University of Science and Technology: Nature Science Edition, 2006, 34(11): 93-95. (in Chinese)
- [9] 张景川,曾周末,赖平,等. 基于小波能谱和小波信息熵的管道异常振动事件识别方法[J]. 振动与冲击,2010,29(5):1-4.
Zhang Jingchuan, Zeng Zhoumo, Lai Ping, et al. A recognition method with wavelet energy spectrum and wavelet information entropy for abnormal vibration events of a petroleum pipeline[J]. Journal of Vibration and Shock, 2010, 29(5): 1-4. (in Chinese)



第一作者简介: 邬再新,男,1971年8月生,副教授、硕士生导师。主要研究方向为机械设计制造及其自动化、测控技术等。曾发表《用神经网络方法探测机床运动误差通用建模方法》(《制造技术与机床》2008年第3卷第3期)等论文。

E-mail: wu-zaixin@sina.com