

文章编号: 0253-2239(2010)02-0579-06

一种血糖红外无创检测的改进小波预处理方法

李 响 张广军 李庆波

(北京航空航天大学精密光机电一体化技术教育部重点实验室, 北京 100083)

摘要 利用中红外光谱分析技术进行人体血糖浓度检测时,由于高频噪声与低频基线难以避免的混入,以致很难从光谱数据中提取微弱的血糖信息,因此,提出了一种改进的小波分析光谱预处理方法以期去除其影响。该方法首先按照经验将光谱数据进行尺度 J 的小波分解,而后通过能量谱分析确定最终的分解尺度 J 。对尺度 J 下的细节部分进行极大极小阈值滤波,将其他各尺度下的细节部分直接置 0,同时在低频部分以二次曲线拟合由人体组织散射引入的基线漂移并加以去除。将该预处理方法应用于人体血糖无创检测实验数据,以交互验证评价模型,预测值与参考值的相关系数为 0.88,预测均方根误差为 1.14 mmol/L,模型的预测精度得到较大幅度提高。

关键词 光谱学;血糖;中红外;小波分析

中图分类号 O436 文献标识码 A doi: 10.3788/AOS20103002.0579

An Improved Wavelet Analysis Preprocessing Method Applied to Mid-IR Blood Glucose Non-invasive Measurement

Li Xiang Zhang Guangjun Li Qingbo

(Key Laboratory of Precision Opto-Mechatronics Technology, Ministry of Education, Beihang University, Beijing 100083, China)

Abstract When measure blood glucose concentration using Mid-IR spectral analysis technique, it is inevitable that high-frequency noises and low-frequency baseline drifting will be added to the spectral data. Thus, it is difficult to extract the weak signal of blood glucose from the obtained spectra. An improved preprocessing method based on wavelet analysis is presented, which can eliminate the noise and correct the baseline drifting at the same time. Firstly, spectra were decomposed into detail and approximation at level J which was estimated according to experience. Then the decomposing level J was determined by further analysis of power density Spectra. The noise was eliminated by filtering high-frequency signal at level J with minimum/maxmum threshold and set high-frequency signal at the other levels to 0. And the baseline at level J was fitted with a quadratic polynomial whose coefficients were calculated by least square curve fitting method. Then remove the quadratic polynomial baseline from the spectral data. After applying this preprocessing method to a set of oral glucose tolerance test data, the cross validation result reveals that the correlation coefficient between prediction value and true value is 0.88, and the root mean square error of prediction is 1.14 mmol/L. The precision of calibration is greatly improved.

Key words spectroscopy; blood glucose; mid-IR; wavelet analysis

1 引 言

糖尿病是常见的内分泌代谢疾病,目前全世界近 10% 的成年人身患此病^[1~3]。无创血糖检测无需采

血,可实现安全、实时和连续的血糖监测,在控制病情和防止并发症发生等方面具有重要意义^[4,5]。中红外光谱能够在分子水平上反映物质成分含量和性质等

收稿日期: 2009-03-09; 收到修改稿日期: 2009-04-29

基金项目: 国家自然科学基金(60708026)、教育部创新团队发展计划(IRT0705)和北京市优秀人才培养资助实施办法(20081D1600600348)资助课题。

作者简介: 李 响(1982—),男,博士研究生,主要从事光谱分析方面的研究。E-mail: xiangli360@gmail.com

导师简介: 张广军(1965—),男,博士,教授,主要从事机器视觉、光谱分析及精密光机电一体化系统方面的研究。

E-mail: gjzhang@buaa.edu.cn

信息,该波段的指纹区内,每一种有机化合物在该区谱带的位置、强度与形状均不相同,可用于有机物的定量分析^[6]。因此可利用该波段光谱建立血糖的定量分析模型,实现人体血糖的无创检测。

在实现血糖中红外无创检测的光谱测量过程中,光源强度不稳定、外界振动和电子线路等引起的噪声都难以避免,因此检测器接收的样品光谱信息中混叠了一定的高频噪声。同时,由于人体是强散射体,使得光谱呈现明显的基线漂移。微弱的血糖信号极易淹没于上述无用信息之中。因此选取适当的数据预处理方法,去除噪声与基线的影响,提高光谱信噪比具有重要意义。小波分析是时间(空间)频率的局部化分析,它通过伸缩平移运算对信号逐步进行多尺度细化,自动适应时频信号分析的要求,可聚焦到信号的任意细节,因此为同时去除光谱信号中的高频噪声与低频基线提供了可能。

传统的小波预处理方法首先依照经验确定分解尺度并进行分解,保留最大尺度下的近似部分,而后对各尺度下的细节部分设定阈值,幅值小于该阈值的小波系数置 0,高于该阈值的小波系数予以保留^[7]。传统算法存在如下问题:对分解尺度的确定依靠经验,对于不同的实际问题难以达到最佳预处理效果。此外,在血糖中红外无创检测中,所得光谱信号高频部分信息量甚少,滤波后保留下的高频小波系数并不能为测量做出贡献,反而会降低校正模型的精度。因此本文提出了一种改进的应用小波分析的光谱预处理方法,并将其应用于人体无创血糖检测光谱数据,以期同时去掉噪声与基线的影响,改善光谱质量,进而提高校正模型精度。

2 算法与原理

改进小波分析光谱预处理方法是,首先按照经验,根据光谱仪信噪比初步将光谱信号进行 3 或 4 尺度的分解,而后对各尺度下的信号细节部分进行能量谱分析。可以看到较小分解尺度上的细节部分往往表现为无规则噪声,能量主要集中在高频。随着分解尺度的增加,细节部分趋于规则,在能量谱上则表现为能量开始集中在低频部分,直到某一尺度 k 下,细节部分已经几乎只有光谱信号的信息,而能量谱上的能量也几乎全部集中在低频段,且其分布较规律。若在初步的分解尺度下没有出现有规律的细节部分及其能量谱,则需继续向下分解,直到第 k 尺度下较规律的细节部分出现,至此可以选择 $k-1$ 为最终分解尺度。将第 $k-2$ 至第 1 尺度下的高频小

波系数全部置 0,而对 $k-1$ 尺度下的高频细节部分进行阈值滤波。同时,对 $k-1$ 尺度的低频估计部分以二次曲线对组织散射引入的基线进行最小二乘拟合并加以去除。

2.1 小波分析与多分辨率分析

小波是指小区域的波,对任一信号 $f(t) \in L^2(R)$,其小波变换定义为信号与小波的内积,令 $\varphi_{a,b}(t) = \exp(j\Omega t)$,有

$$W_f = \int_{-\infty}^{\infty} f(t) \frac{1}{\sqrt{a}} \exp(-j\Omega \frac{t-b}{a}) dt = \frac{1}{\sqrt{a}} \mathcal{F}\left(\frac{\Omega}{a}\right) \exp(-j\Omega \frac{b}{a}), \quad (4)$$

其中 $\mathcal{F}\left(\frac{\Omega}{a}\right)$ 是信号 $f(t)$ 的傅里叶变换。利用小波基的多尺度特性将信号分解得到不同尺度间的“信息增量”,即多分辨率分析(MRA)^[8~10]。信号 S 的 N 尺度分析树形结构如图 1 所示。

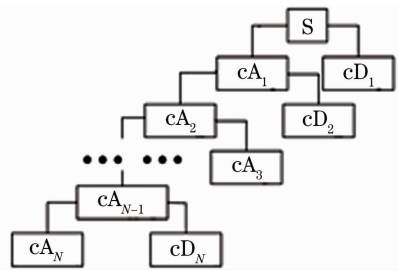


图 1 尺度 N 下的小波分析多分辨率结构图

Fig. 1 Structure of wavelet MRA at level N

在实验测得的光谱数据中,基线干扰主要集中在低频段的小波系数中,而噪声主要集中在高频段的小波系数中,通过分别对高频与低频的小波系数进行预处理以达到去除噪声与基线的目的。

2.2 选择分解尺度

小波分析可选取的最大分解尺度为 $E(\text{lb } N)$,其中 N 为信号长度, $E(\cdot)$ 为向下取整运算。但在实际应用中分解尺度 J 不宜选取过大。 J 越大,则噪声和信号表现的不同特性越明显,越有利于信噪分离;另一方面,对重构来讲,分解层数越多,则失真越大,即重构误差越大。最大分解尺度 J 与含有噪声信号的信噪比(SNR)有关:若 SNR 较大,即主要以信号为主,则 J 取得稍小一点即可把噪声分离出去;若 SNR 较小,即主要以噪声为主,则 J 只有取较大值时才能把噪声抑制。因此所选取的最大分解尺度 J 应视 SNR 的大小而定。按照经验,若 SNR 大于 20,取 $J=3$,否则取 $J=4$ ^[11]。

改进的小波预处理方法中,首先按经验取值进

行初步分解,而后对重构的细节部分进行能量谱分析,据此指导最终分解尺度的确定。

对各尺度下的细节进行能量谱分析即分析信号能量随频率的分布关系。令 $G(\Omega) = |\mathcal{F}(\Omega)|^2$ 或 $G(f) = |\mathcal{F}(f)|^2$, 其中 f 为信号的圆频率 Ω 对应的频率, 则有

$$W = \frac{1}{2\pi} \int_{-\infty}^{\infty} G(\Omega) d\Omega = \frac{1}{\pi} \int_0^{\infty} G(\Omega) d\Omega = 2 \int_0^{\infty} G(f) df, \quad (5)$$

可见, $G(\Omega)$ 或 $G(f)$ 反映了信号能量在频域上的分布情况, $G(\Omega) - \Omega$ 或 $G(f) - f$ 这种谱, 即为能量谱^[12,13]。

因噪声主要存在于高频部分,且频率不统一,所以在能量谱中能量集中在高频区域,且无规律可言的细节应视作噪声加以去除。相对噪声,信号的能量主要集中在较低的频段部分,且具有一定规律性,这样的细节部分应予以保留,当第 k 层的能量谱上已经开始明显表现出信号的特性时,则只需进行 $k-1$ 层的小波分解。若在初步的分解尺度下没有出现较规律的细节部分及其能量谱,则需继续向下分解,直到第 k 层较规律的细节部分出现。由于目前光谱仪的信噪比已经普遍较高,且信号与噪声的频率相差较大,所以必然会存在某一尺度 k , 它与 $k-1$ 尺度上的细节部分及其能量谱相比会出现较大变化,进而可以据此确定最佳分解尺度。

2.3 去除高频噪声

如上节所述,将光谱进行 $k-1$ 尺度的小波分解后,可判定尺度 $k-2$ 至尺度 1 的细节部分为噪声,将其小波系数全部置 0。而尺度 $k-1$ 的高频部分同时包含信号与噪声成分,所以应对该尺度下细节部分小波系数选择适当的阈值进行滤波,去除噪声而保留有用信号。目前确定阈值的方法主要有四种:统一阈值、SUREShrink 阈值、启发式 SURE 阈值以及极大极小阈值^[14,15]。因实验所采用光谱仪信噪比普遍较高,而极大极小阈值相对其他方法更保守,所以选择该方法,其确定如下

$$\Delta_{\min(\max)} = \begin{cases} 0 & N \leq 32 \\ \sigma_n (0.396 + 0.1829 \ln N) & N > 32 \end{cases}, \quad (6)$$

2.4 基线校正

光谱信号的基线主要集中在低频段,所以在低频段,即小波分解后得到的近似部分,进行基线校正代

替对全谱进行校正,以避免对高频部分信号的影响。

人体组织是强散射体,会引起测得光谱产生基线漂移,造成人体光谱与血糖值的相关关系呈现非线性,因此将小波分解得到的光谱数据近似部分进行二次多项式拟合,将拟合所得曲线作为基线去除。最后将各尺度下的小波系数进行重构,完成预处理过程。

3 人体血糖无创检测实验

3.1 受试者与实验仪器

实验受试者为 25 岁男性健康志愿者。血糖参考值采用美国强生公司生产的稳豪 II 型血糖仪进行测量。采用北京第二光学仪器厂生产的 WQF-660 傅里叶变换红外光谱仪测量受试者手指光谱。检测器为氘代硫酸三甘肽(DTGS)检测器。光谱分辨率为 4 cm^{-1} ,扫描范围为 $900 \sim 3600 \text{ cm}^{-1}$ 。为克服中红外区域光对皮肤的穿透能力较差及出射光信号较弱的不足,选用带有 ZnSe 晶体窗片的衰减全反射(ATR)采样附件。衰减全反射是红外光在高折射率晶体里的行为,光束在晶体的表面内侧全部反射,而在晶体的表面外侧逐渐减弱,因而可以提高信号强度^[16,17]。

3.2 测量血糖参考值与人体光谱

人体血糖无创检测实验一般是通过口服葡萄糖耐量实验(OGTT)方法实现。口服葡萄糖耐量实验能在短时间内使得人体血糖浓度在一定范围内变化,从而可以用于建立血糖浓度与光谱之间的响应关系,由此关系产生校正模型。WHO 标准化的 OGTT 操作规程制定实验如下:受试者于实验前保持空腹 10 h 以上,坐位取静脉血后 5 min 内饮入 250 ml 含 75 g 无水葡萄糖的糖水,以后每隔 30 min 取血一次,测量血糖浓度值。饮入葡萄糖后 30 ~ 60 min 血浆血糖浓度达到高峰,以后血糖迅速下降,在 1.5 ~ 2 h 下降接近正常水平。参照该标准化操作规程制定实验流程如下:实验时采取坐位,选择光谱测量部位为右手中指,每次测量均为清洗手指后等待 12 min 采集手指光谱。在每次测量前擦拭 ATR 晶体,并采集背景,手指与 ATR 采样晶体紧密接触,采集光谱后用强生稳豪 II 型血糖仪测量血糖参考值。在饮入葡萄糖溶液前采集空腹血糖值及手指光谱一次,其后每隔 14 min 左右采集一次,在整个 OGTT 实验中,共采集受试者手指光谱及真值 10 次,历时 2.5 h。

实验共测得光谱数据 10 条,因第 3 次光谱出现

粗大误差,将其作为奇异值剔除,剩余 9 次实验光谱。由于 $2200\sim 2500\text{ cm}^{-1}$ 波段主要为 CO_2 的吸收峰,受环境影响很大,且不包含血糖信息,故将该波段以直线代替消除 CO_2 的影响。剩余 9 次光谱如图 2 所示。

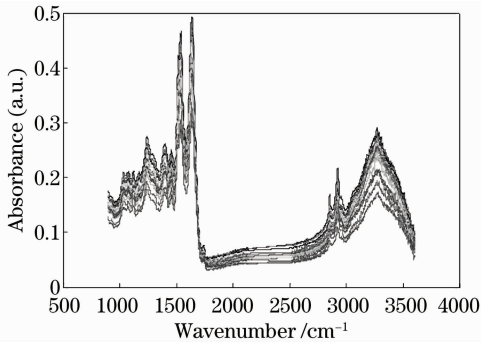


图 2 人体口服糖耐量实验原始光谱图
Fig. 2 Original spectra of OGTT

4 结果与讨论

4.1 选择分解尺度

实验所用为 WQF-660 傅里叶变换红外光谱仪,其信噪比在测量范围的中心波段 (2100 cm^{-1} 附近)高于 $10000:1$,因此按前述经验值,初选分解尺度 $J=3$ 。

Daubechies 系列小波由 Ingrid. Daubechies 提出,简称为 dbN,其中 N 表示阶数,该族小波在时域上为有限支撑,即 Daubechies 小波 $\psi(t)$ 的高阶原点距为零, $\psi(t)$ 和它的整数平移正交归一。选用 db7 作为小波函数,初步对光谱数据进行 3 层分解,重构后的各尺度细节部分与尺度 3 下的近似部分如图 3 所示。

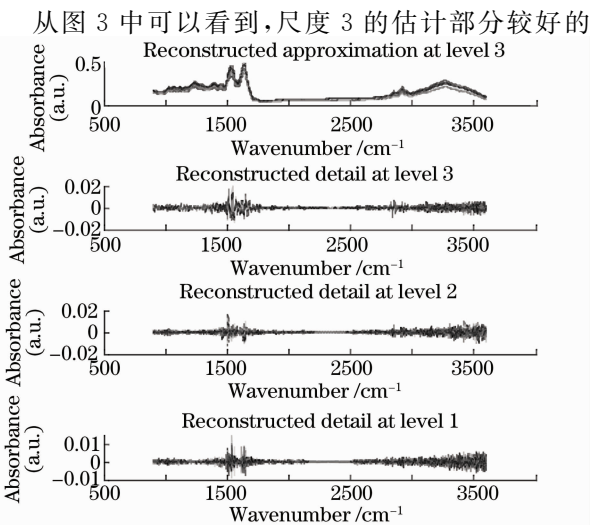


图 3 OGTT 光谱 3 层分解

Fig. 3 Decomposition of OGTT spectra at level 3

保留了光谱数据的大致波形,尺度 1,2 的细节部分多为无规律的噪声,而第 3 层则为有规律的信号。再对各层细节进行能量谱分析,重构后尺度 1 至 3 下的光谱信号细节部分能量谱如图 4 所示。

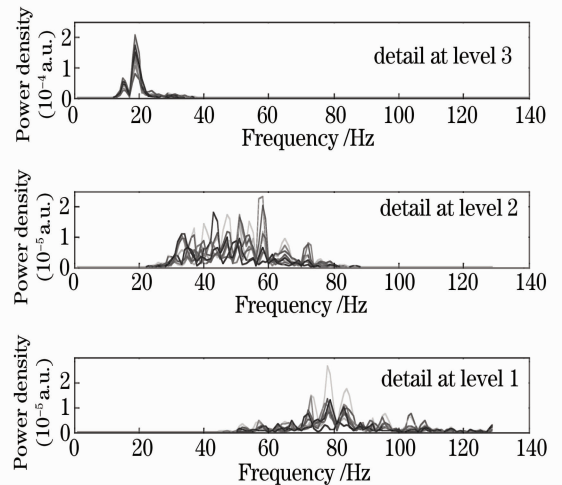


图 4 重构后细节部分的能量密度谱

Fig. 4 Power spectral density of reconstructed detail

同重构的细节谱图所示结果一致,尺度 1,2 细节部分的能量分布频率很宽,频率较高,且毫无规律,而第三层则能量分布较为集中,且频率较低,表现出一定规律,能量强度较之尺度 1,2 也提高了 1 个数量级。据此判定在尺度 1 细节部分中,主要存在的为高频噪声,尺度 2 细节部分则混有噪声和信号,而在尺度 3 下,则几乎完全为信号信息。因此,选择 $J=2$,即只对光谱信号进行尺度 2 的小波分解。

4.2 去除高频噪声

如图 3 和图 4 所示,在尺度 1 下的细节部分几乎全为高频噪声,因此,将第一层的细节全部置 0。而尺度 2 下的细节部分同时含有噪声与信号,所以对其进行滤波处理。首先选择适当的阈值,将尺度 2 下小于阈值的小波系数置 0,大于阈值者保留。重构的去噪前、后尺度 2 下的细节部分如图 5 所示。

可以看到,幅值较小的噪声部分已被去除,而幅值较大的信号部分则得以保留。

4.3 基线校正

以二次曲线拟合基线,设基线的形式如下

$$p(x_i)_{\text{baseline}} = a_0 + a_1 x + a_2 x^2, \quad (7)$$

其中 x_i 为波数值, $p(x_i)_{\text{baseline}}$ 为基线在波数 x_i 处的值。模仿趋势去除 (Detrend) 算法,将光谱数据第 2 层的近似部分进行二次多项式的最小二乘拟合,将拟合结果作为基线去除。基线校正前后的尺度 2 下近似部分如图 6 所示,由散射造成的差异已大部分被消除,各次实验所得光谱较好地重合在一起。

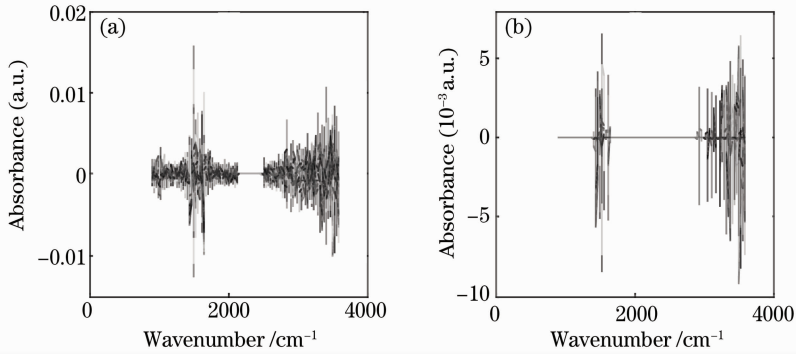


图 5 噪声去除前后的重构第二层光谱细节

Fig. 5 Reconstructed detail at level 2 (a) before and (b) after de-noising

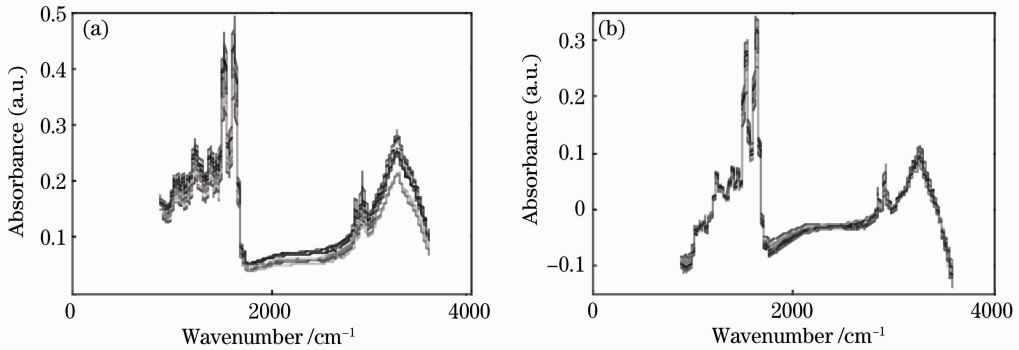


图 6 基线校正前后的重构第二层光谱近似

Fig. 6 Reconstructed approximation at level 2 (a) before and (b) after baseline removal

4.4 建立校正模型

将进行过高频噪声滤除与低频基线校正的各尺度小波系数进行重构,得到预处理后的光谱如图 7 所示。

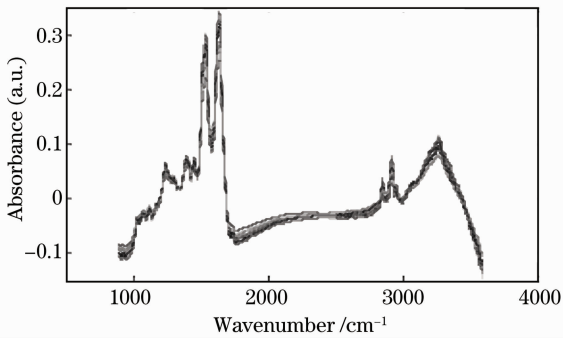


图 7 预处理后的口服糖耐量实验光谱

Fig. 7 Pretreated spectra of OGTT

根据葡萄糖的光谱特性,选取 1123 cm^{-1} 附近的葡萄糖吸收峰强度作为敏感波长,选取 1170 cm^{-1} 处的吸光度为参比波长,将 1123 cm^{-1} 处与 1170 cm^{-1} 处的峰强比作为自变量,对血糖参考值建立最小二乘回归模型^[18,19]。以交互验证方法评价模型,得到血糖预测值如图 8 及表 1 所示。

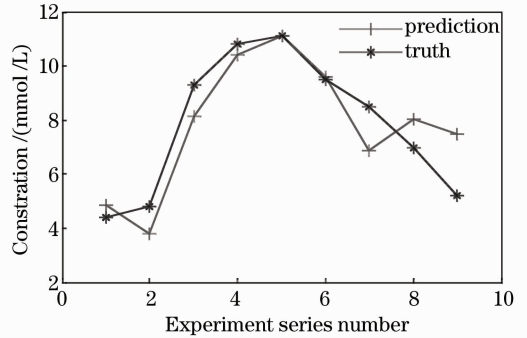


图 8 血糖参考值与预测值

Fig. 8 Prediction and reference value of blood glucose concentration

表 1 预处理前后交互验证结果

Table 1 CV Result Before and After Pretreatment

Pretreatment type	Correlation coefficient	RMSEP / (mmol / L)
Using original spectra	0.69	1.71
After conventional wavelet de-noise	0.73	1.69
After improved wavelet pretreatment	0.88	1.14

交互验证的结果显示,血糖参考值与预测值之间的相关系数达到 0.88,预测均方根误差(RMSEP)为1.14 mmol/L,相比于应用原始数据结果与应用前言中所述传统小波滤噪预处理方法的结果,预测均方根误差均降低了 33%左右,相关系数分别提高了 28%与 21%,校正模型精度有较大幅度提高。

5 结 论

提出了一种改进的小波分析预处理方法,即以能量谱确定分解层数,对高频部分小波系数进行噪声滤除,对低频部分小波系数进行二次基线校正。将该预处理方法应用于人体血糖无创中红外检测的光谱数据,并以 1123 cm^{-1} 处与 1170 cm^{-1} 处的峰强比作为变量建立最小二乘回归模型,交互验证结果显示,相关系数为 0.88,预测均方根误差为 1.14 mmol/L,相比于应用前言中所述传统小波预处理方法,相关系数提高了 20%,而误差降低了 32%。由于人体血糖无创红外检测的分析速度快、测试不需试剂与预处理无创伤等优势,因此具有很大的发展潜力与价值,有望成为人体血糖检测的新手段。

参 考 文 献

- 1 S. Tomas, C. Richard. Prevention of diabetes with rosiglitazone: Evidence of benefit or unexpected harm[J]. *Medical Hypotheses*, 2008, **70**(1): 199~200
- 2 S. Bruce, J. Thomas, J. S. Linda *et al.*. Variation in anti-diabetic medication intensity among medicare beneficiaries with diabetes mellitus [J]. *The American Journal of Geriatric Pharmacotherapy*, 2007, **5**(3): 195~208
- 3 Cui Houxin, Xu Kexin, Chen Minsan *et al.*. Temperature effect on the noninvasive measurement of human blood glucose by NIR [J]. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 2006, **126**(15): 838~841
崔厚欣,徐可欣,陈民森等. 人体血糖浓度近红外光谱无创检测过程中温度对结果的影响[J]. *光谱学与光谱分析*, 2006, **126**(15): 838~841
- 4 Li Qingbo, Xu Kexin, Wang Yan. Primary discussion on prerequisites to noninvasive blood glucose [J]. *J. Tianjin University*, 2003, **36**(2): 139~142
李庆波,徐可欣,汪 曛. 人体血糖浓度无创检测的必要测量条件[J]. *天津大学学报*, 2003, **36**(2): 139~142
- 5 Li Qingbo, Zhang Lu, Wang Yan *et al.*. Near-infrared spectroscopic measurement of glucose concentrations in an aqueous matrix-fundamental study on noninvasive measurement method of human blood glucose concentration [J]. *Chinese Journal Of Biomedical Engineering*, 2004, **23**(6): 602~606
李庆波,张 鲁,汪 曛等. 葡萄糖水溶液浓度的近红外光谱测量法-人体血糖浓度无创测量方法基础研究[J]. *中国生物医学工程学报*, 2004, **23**(6): 602~606

- 6 Li Qingbo, Yang Limin, Ling Xiaofeng *et al.*. Application of the SIMCA method to cancer diagnosis with fourier2[J]. *Transform infrared SpectroscopySpectroscopy and Spectral Analysis*, 2004, **24**(14): 414~417
李庆波,杨丽敏,凌晓峰等. SIMCA 法在中红外癌症检测技术中的应用[J]. *光谱学与光谱分析*, 2004, **24**(14): 414~417
- 7 Jeongah Yoon, Byungwoo Lee, Chonghun Han. Calibration transfer of near-infrared spectra based on compression of wavelet coefficients [J]. *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems*, 2002, **64**(1): 1~14
- 8 Gang Niu, Achmad Widodo, Jong-Duk Son *et al.*. Decision-level fusion based on wavelet decomposition for induction motor fault diagnosis using transient current signal[J]. *Expert Systems with Applications*, 2008, **35**(3): 918~928
- 9 Kunpeng Zhu, Yoke Sanwong, Geok Soonhong. Wavelet analysis of sensor signals for tool condition monitoring: A review and some new results[J]. *International J. Machine Tools & Manufacture*, 2009, **49**: 537~553
- 10 Hu-wei Tan, D. B. Steven. Wavelet analysis applied to removing non-constant, varying spectroscopic background in multivariate calibration[J]. *J. Chemometrics*, 2002, **16**: 228~240
- 11 Zhu Hua. The study on wavelet analysis and its application to signal de-noising[D]. Wuhan University of Technology, 2007. 27~29
朱 华. 小波分析及其在信号降噪中的应用研究[D]. 武汉理工大学, 2007. 27~29
- 12 Rainer Martin. Noise power spectral density estimation based on optimal smoothing and minimum statistics[J]. *Speech and Audio Processing, IEEE Transactions on*, 2001, **9**(5): 504~512
- 13 S. Pola, A. Macerata, M. Emdin *et al.*. Estimation of the power spectral density in nonstationary cardiovascular time series: assessing the role of the time-frequency representations (TFR) [J]. *Biomedical Engineering, IEEE Transactions on*, 1996, **43**(1): 46~59
- 14 S. Poornachandra. Wavelet-based denoising using subband dependent threshold for ECG signals [J]. *Digital Signal Processing*, 2008, **18**: 49~55
- 15 Gülay Tohumoglu, K. Erbil Sezgin. ECG signal compression by multi-iteration EZW coding for different wavelets and thresholds [J]. *Computers in Biology and Medicine*, 2007, **37**: 173~182
- 16 Xu Yizhuang, Zhao Ying, Xu Zhi *et al.*. Novel infrared spectroscopy methods for clinical diagnosis of tumor [J]. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 2005, **25**(11): 1775~1778
徐怡庄,赵 莹,徐 智等. 肿瘤临床诊断的红外光谱新方法[J]. *光谱学与光谱分析*, 2005, **25**(11): 1775~1778
- 17 Payal Roychoudhury, Linda M. Harvey, Brian McNeil. At-line monitoring of ammonium, glucose, methyl oleate and biomass in a complex antibiotic fermentation process using attenuated total reflectance-mid-infrared (ATR-MIR) spectroscopy[J]. *Analytica Chimica Acta*, 2006, **561**: 218~224
- 18 Zhao Ying, Zhang Yuanfu, Yang Limin *et al.*. A novel non-invasive method of blood glucose measurement using FT-Mid-IR spectroscopy [J]. *Chemical Research in Chinese Universities*, 2005, **26**(6): 1052~1054
赵 莹,张元福,杨丽敏等. 中红外光谱无创检测血糖新方法[J]. *高等学校化学学报*, 2005, **26**(6): 1052~1054
- 19 Sun Ying, Fu Xianbo, Zhou Yong *et al.*. Study a on noninvasive measurement of blood glucose with FT-IR ATR technique [J]. *Chinese J. Minimally Invasive Surgery*, 2001, **1**(3): 159~161
孙 颖,傅贤波,周 勇等. 傅里叶变换红外光谱用于血糖无损检测的研究[J]. *中国微创外科杂志*, 2001, **1**(3): 159~161