

基于调 Q 小波变换的心电信号特征量提取方法

李楠 杨昭春 孙乐君 魏荣国

(东北电力大学信息工程学院 吉林 132012)

摘要 与传统的基于频域划分信号分解方法不同,提出了一种基于品质因数的自适应信号分解方法。利用调 Q 小波变换自适应生成品质因数不同的小波函数作为信号分解的基函数,利用 Mallat 塔式算法将复合信号分解为具有持续振荡特性的高共振分量和具有瞬态冲击特性的低共振分量,并将其用于心电信号的特征量提取。相比于小波分析、经验模态分解等方法,该方法可以有效地去除信号中的噪声及干扰,分离频谱混叠且振荡形式不同的信号。通过数值仿真和实例分析证明了该算法的优越性。

关键词 心电信号,调 Q 小波变换,品质因数

中图分类号 TP391 **文献标识码** A

Extraction Method Based on Q Wavelet Transform of ECG Signal Characteristic

LI Nan YANG Zhao-chun SUN Le-jun WEI Rong-guo

(College of Information Engineering, Northeast Dianli University, Jilin 132012, China)

Abstract Compared with the traditional frequency domain based on the signal decomposition method, this paper proposed a adaptive signal decomposition method based on the quality factor. Using the Q-tunable wavelet transform to adaptive generate wavelet functions with different quality factor as basis functions of signal decomposition, we decomposed the compound signal into the high resonance component with sustained oscillation properties and low resonant component with transient impact properties with Mallat algorithm and used it to extract the ecg signal characteristic. This method can remove the noise and interference of the signal effectively and separate the spectrum aliasing and different oscillation signals compared with wavelet analysis and empirical mode decomposition method and so on. The results prove the superiority of the algorithm by numerical simulation and example analysis.

Keywords ECG signal, Q wavelet transform, Quality factor

心电信号通过记录体表电位差为心脏疾病诊断提供主要的数据依据,具有幅值极其微弱、波形复杂、易受各种噪声影响等特点。因此,如何提取清晰、有效的心电信号特征量作为临床信息成为医学领域研究的热点问题。

处理心电信号的常用方法有:平均诱导反应法(也称叠加平均法 AEV)^[1],频域滤波法^[2,3],自适应滤波法^[4,5],小波变换^[6-8],EMD 变换^[9-11]等方法。这些方法虽然可以去除信号中的干扰,但各自都存在一定的弊端。在实际应用中发现,小波变换适用于分析具有自相似结构的信号,在处理心电信号方面有着良好的效果。但基函数选择的恰当与否是影响小波分析在处理信号成败方面的一个决定性因素,且小波变换是在频域上进行二分割,在对应的尺度空间上将信号分解为低频与高频分量,很难将处于相同频段但振荡形式不同的信号进行完全分离。

基于此,本文提出了一种 Q 值可调的离散小波变换(tunable-Q wavelet transform, TQWT)信号分解方法,该方法可根据待分析信号的品质因数 Q 选取基函数,并运用 Mallat 算法将其分解为具有不同共振特性的信号分量。本方法具有自适应选取小波基,可对同频段信号作进一步分解,增加了小波变换的应用普适性。

本文受国家自然科学基金项目(61271115)资助。

李楠(1973-),女,博士生,副教授,主要研究方向为智能信号处理、通信系统关键技术研究;杨昭春(1990-),女,硕士生,主要研究方向为微弱信号检测。

1 品质因数可调小波变换

1.1 尺度变换

1.1.1 低通尺度变换

低通尺度变换指在频域上进行尺度变换以保留信号中的低频分量。变换原理如图 1 所示。

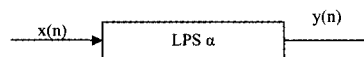


图 1 低通尺度变换原理

其中, α 为低通尺度参数, f_s 为输入信号采样频率,尺度变换后输出信号的采样频率为 αf_s , 可通过改变尺度参数增加或减小信号的采样率。低通尺度变换定义为:

当 $0 < \alpha < 1$ 时,

$$Y(\omega) = X(\alpha\omega), |\omega| \leq \pi \quad (1)$$

当 $\alpha \geq 1$ 时,

$$Y(\omega) = \begin{cases} X(\alpha\omega), & |\omega| \leq \pi/\alpha \\ 0, & \pi/\alpha < |\omega| \leq \pi/\alpha \end{cases} \quad (2)$$

由于 $Y(0) = X(0)$, 因此低通尺度变换保留了信号中的低频分量。

1.1.2 高通尺度变换

高通尺度变换原理框图如图2所示,其保留了信号中的高频信息,若高通尺度变换系数为 β ,则输出信号的采样频率为 βf_s , f_s 为输入信号的采样频率。

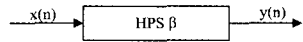


图2 高通尺度变换原理

当 $0 < \beta \leq 1$ 时,

$$Y(\omega) = \begin{cases} X(\beta\omega + (1-\beta)\pi), & 0 < \omega < \pi \\ X(\beta\omega + (1-\beta)\pi), & -\pi < \omega < 0 \end{cases} \quad (3)$$

当 $\beta \geq 1$ 时,

$$Y(\omega) = \begin{cases} 0, & |\omega| < (1-1/\beta)\pi \\ X(\beta\omega + (1-\beta)\pi), & (1-1/\beta)\pi < \omega < \pi \\ X(\beta\omega + (1-\beta)\pi), & -\pi < \omega < -(1-1/\beta)\pi \end{cases} \quad (4)$$

1.1.3 滤波器组结构

调Q小波变换仍然是基于多分辨率滤波器组实现信号的分解与重构,其网络结构如图3所示。低通子带信号 $v_0(n)$ 与高通子带信号 $v_1(n)$ 的采样频率分别为 αf_s 和 βf_s ,其中 f_s 为输入信号的采样频率。为使小波变换不至于冗余,尺度参数应满足: $0 < \beta \leq 1, 0 < \alpha < 1$ 。

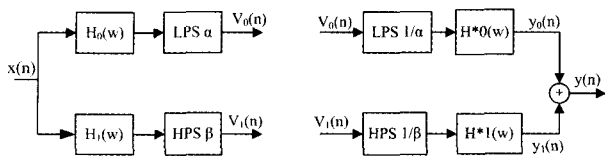


图3 调Q小波变换的分解与重构级联框图

为保证小波变换的完美重构且有较好的局部特性,必须满足 $\alpha + \beta > 1$ 。

根据低通、高通尺度变换等效特性,可知 $y_0(n)$ 与 $y_1(n)$ 的离散傅里叶表达式可表示为式(5)和式(6)的形式。

$$Y_0(\omega) = \begin{cases} |H_0(\omega)|^2 X(\omega), & |\omega| \leq \alpha\pi \\ 0, & \alpha\pi < |\omega| \leq \pi \end{cases} \quad (5)$$

$$Y_1(\omega) = \begin{cases} 0, & |\omega| \leq \alpha\pi \\ |H_1(\omega)|^2 X(\omega), & \alpha\pi < |\omega| \leq \pi \end{cases} \quad (6)$$

重构信号 $y(n)$ 的傅里叶变换为:

$$Y(\omega) = \begin{cases} |H_0(\omega)|^2 X(\omega), & |\omega| \leq (1-\beta)\pi \\ |H_0(\omega)|^2 X(\omega) + |H_1(\omega)|^2 X(\omega), & (1-\beta)\pi < |\omega| < \alpha\pi \\ |H_1(\omega)|^2 X(\omega), & \alpha\pi \leq |\omega| < \pi \end{cases} \quad (7)$$

1.2 调Q小波变换原理

1.2.1 系统传输模型

与传统小波变换相似,调Q小波变换是始终对通过双通道滤波器组中的低频通道的低频分量进行分解的过程,图4给出了j层调Q小波变换的分解原理图。

定义小波子带信号为 $\omega^{(j)}$,其中 $j \geq 1$ 。当 $j=1$ 时, $\omega^{(j)}$ 为第一级分解的小波系数。 j 级子带信号的采样率为 $\beta\alpha^{j-1}f_s$ 。级联低通通道的系统如图5所示,当 $\alpha \leq 1$ 时,根据低通滤波器级联与尺度变换等效特性关系,其频域响应传输函数如式(8)所示。

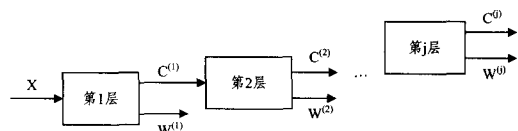


图4 小波分解结构图

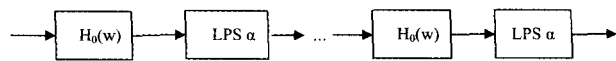


图5 级联低通通道系统图

$$H_0^{(j)} = \begin{cases} \prod_{m=0}^{j-1} H_0(\omega/\alpha^m), & |\omega| \leq \alpha^j \pi \\ 0, & \alpha^j \leq |\omega| \leq \pi \end{cases} \quad (8)$$

当 $\alpha \leq 1, \beta \leq 1$ 时,级联高通通道系统如图6所示,根据低高通滤波器级联与尺度变换等效特性关系,可得其频域响应传输函数关系,如式(9)所示。

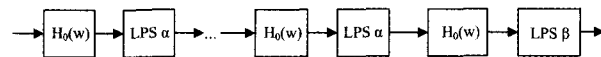


图6 级联高通通道系统框图

$$H_1^{(j)} =$$

$$\begin{cases} H_1(\omega/\alpha^{j-1}) \prod_{m=0}^{j-2} H_0(\omega/\alpha^m), & (1-\beta)\alpha^{j-1}\pi \leq |\omega| \leq \alpha^{j-1}\pi \\ 0, & \text{others} \end{cases} \quad (9)$$

图7给出当 (α, β) 分别取不同值时,对信号进行4层分解时对应的频率响应 $H_1^{(j)}(\omega)$ 的特性曲线,其中 $1 < j \leq J$,而小波函数 $\psi(t)$ 可由 $H_1^{(j)}(\omega)$ 进行DTFT获得。图8给出在 $Q=1, R=3$ 分解层数为8时,每层对应的小波基函数图。

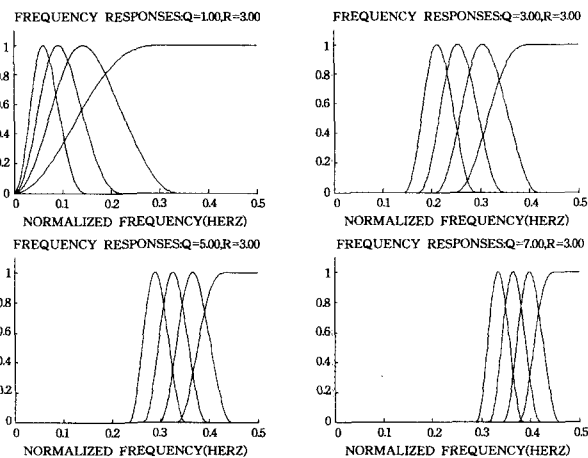


图7 滤波器组频谱特性图

1.2.2 参数及设置

如图8所示,通过改变 α 及 β 值可以灵活地改变滤波器的频率分解形式,可以连续调节品质因数Q。下面详细讨论参数 α 及 β 的关系及频率分解特性。

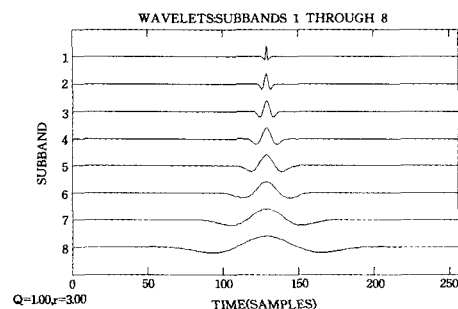


图8 $Q=1, R=3, j=8$ 小波基函数

1. 过采样率(冗余度) γ

$j(j \geq 1)$ 级分解后子带信号采样率为 $\beta\alpha^{j-1}f_s$,所有子带($j \geq 1$)的总采样率的和为 $\beta/(1-\alpha f_s)$,其与输入信号的采样

率的比值 $\gamma = \frac{\beta}{1-\alpha}$ 即为冗余度。

2. 品质因数 Q

品质因子定义为信号的中心频率与其带宽的比值。根据式(9), j 级尺度变换的频率响应函数 $H^{(j)}(\omega)$ 在区间 (ω_1, ω_2) 非零, 其中:

$$\omega_1 = (1-\beta)\alpha^{j-1}\pi, \omega_2 = \alpha^{j-1}\pi \quad (10)$$

j 尺度下的中心频率 ω_c :

$$\omega_c = \frac{\omega_1 + \omega_2}{2} = \alpha^j \frac{2-\beta}{2}\pi \quad (11)$$

j 尺度分解下的带宽定义如下:

$$BW = \frac{1}{2}(\omega_2 - \omega_1) = \frac{1}{2}\beta\alpha^{j-1}\pi \quad (12)$$

则 j 尺度频率响应下小波的品质因数为:

$$Q = \frac{\omega_c}{BW} = \frac{2-\beta}{\beta} \quad (13)$$

由上式可知, 品质因数 Q 与尺度 j 无关。

3. α 及 β 的选取

由上述讨论可知, 滤波器组参数 α 和 β 的选取由进行小波变换的品质因数 Q 及冗余度 γ 决定。根据品质因数 Q 及冗余度 γ 可求得取 α 和 β 的表达式如下:

$$\beta = \frac{2}{Q+1}, \alpha = 1 - \frac{\beta}{\gamma} \quad (14)$$

品质因数 Q 应至少大于 1, 如图 8 中所示, 高 Q 值意味着小波的振荡性较强。过采样率 γ 应严格大于 1, 若 γ 接近 1, 则是 $H_0(\omega)$ 与 $H_1(\omega)$ 的过渡带较窄导致时域响应局部化变差, 通常应选择 $\gamma \geq 3$ 。

2 算例及应用仿真

与传统的基于频带划分的信号分解方法不同, 调 Q 小波变换可将复杂信号分成由持续振荡成分组成的高共振分量和由瞬态冲击成分组成的低共振分量。瞬态冲击信号为宽带信号, 具有低品质因子, 而持续周期信号为窄带信号, 具有高品质因子。根据品质因子的差异, 可以实现频段相同共振特性不同的复杂信号的分离。

2.1 算例 1

针对同频段不同品质因数的信号, 采用 EMD 及小波分解均无法实现信号分量分解。下面对该类信号进行数值仿真, 以验证本文算法的有效性信号分解:

构造频率 $f=0.15\text{Hz}$, 采样频率 $f_s=1$, 采样点 $N=512$, 品质因数 $Q=1$ 的信号表达式为:

$$x_1 = \begin{cases} \sin(0.3\pi n)W_b(n), & (50, 70) \cup (124, 140) \cup (300, 320) \\ 0, & \text{others} \end{cases}$$

品质因数 $Q=4$ 的信号表达式为:

$$x_2 = \begin{cases} \sin(0.3\pi n)W_b(n), & 1 \leq n \leq 512 \\ 0, & \text{others} \end{cases}$$

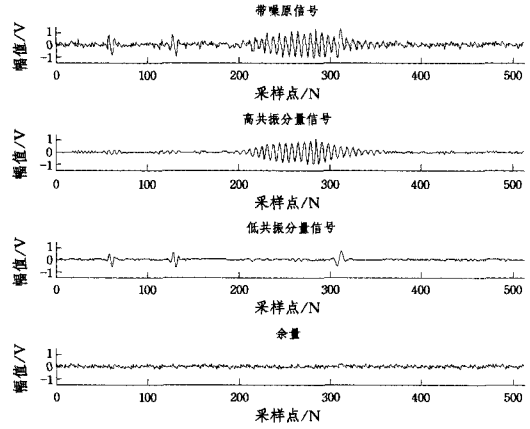
噪声强度 $D=0.1$ 的干扰为:

$$\text{noise}(n) = \sqrt{2 \times 0.1} \text{rand}(1, n), 1 \leq n \leq 512$$

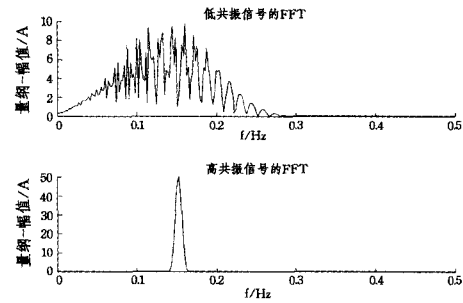
合成信号表达式为: $x = x_1 + x_2 + \text{noise}$, 其时域波形及频谱如图 9(a) 所示。

从图 9(b) 中可以看出, 两种信号频带上重叠。图 9(d)

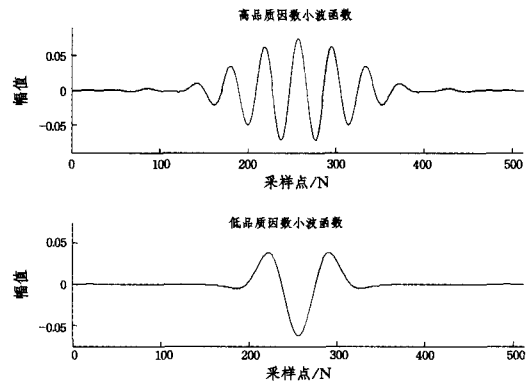
为采用不同品质因数的小波基函数进行分解后的分量信号波形图, 从图中可以看出, 本文所提方法可成功将频段重叠共振特性不同的复合信号进行有效分离。



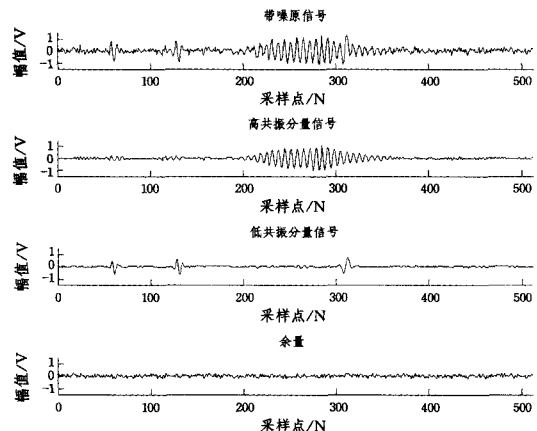
(a) 信号时域波形图



(b) 低共振信号及高共振信号频谱



(c) 小波基函数波形图



(d) 经 TQWT 分解后的信号分量

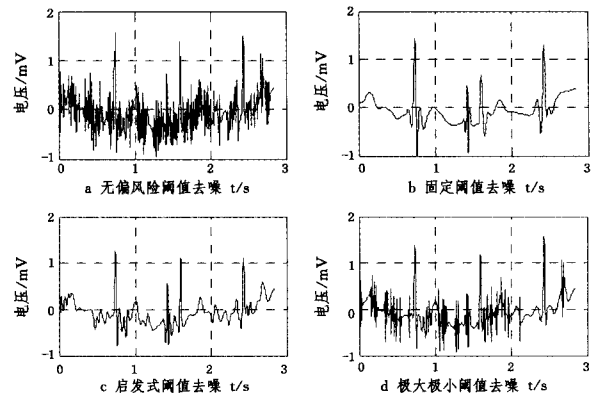
图 9 相同频段不同品质因素下的信号分解图

2.2 心电信号特征提取应用仿真

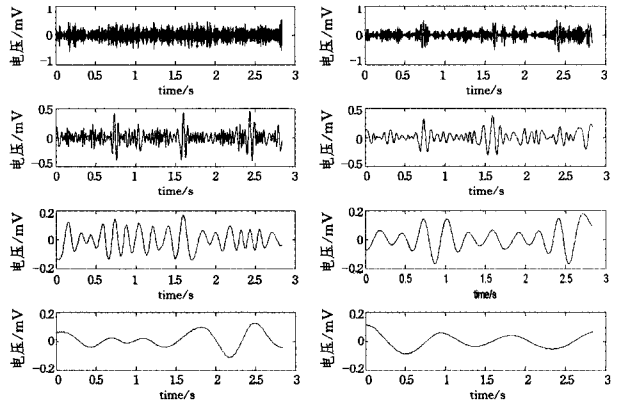
心电信号(ECG)是典型的强噪声的非平稳信号,正常的心电信号其幅度为 $10\mu\text{V}\sim 5\text{mV}$,频率范围在 $0.01\sim 100\text{Hz}$ 之间,而90%的ECG信号频谱能量集中在 $0.25\sim 35\text{Hz}$ 之间。心电信号在采集和转换过程中受到各种类型的噪声干扰,主要包括50/60Hz的工频干扰,频率在 $5\text{Hz}\sim 2000\text{Hz}$ 之间由于病人肌肉紧张引起的肌电干扰及小于 1Hz 的基线漂移。这些干扰与心电信号混杂引起心电信号的畸变,使整个心电信号的波形模糊不清且频域上交叉混叠,导致对计算机的识别和诊断产生误判。

本文数据采自美国麻省理工学院和 Beth Israel 医院合作建立的数据库——MIT-BIH 心电数据库。

本文分别尝试采用小波变换去噪算法、EMD 信号分解算法及本文提出的算法提取心电信号,图 10 给出了运用 3 种方法提取心电信号的波形对比图。图 10(b)为利用调 Q 小波变换,将信号分解为高共振分量、低共振分量及余项,其中低共振分量即为提取的心电信号。从图 10(c)中可以看出,采用小波变换阈值去噪方法提取心电信号去噪效果并不理想,提取的心电信号中仍含有周期性持续振荡分量。图 10(d)为采用 EMD 分解算法进行信号分解的 IMF 分量波形图,由于心电信号波形不具有对称性且频域上同干扰信号混叠在一起,EMD 算法本身又具有频率泄漏及端点效应等缺陷,因此无法分离出有效的心电信号分量。由 3 种方法对比可知,采用本文的方法可有效提取心电信号,为下一步的识别及诊断提供可靠的数据依据。



(c)小波去噪方法提取心电信号波形图



(d)EMD分解提取心电信号波形图

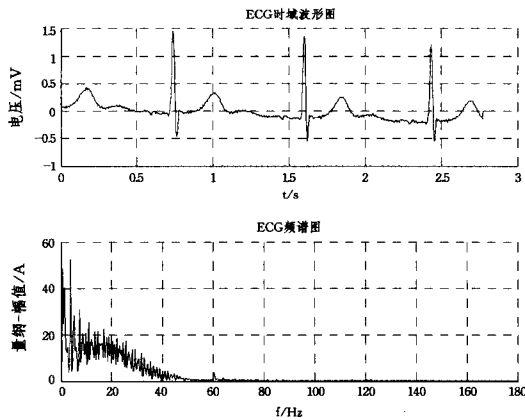
图 10 3种方法提取心电信号的对比图

结束语 在心电信号处理系统中,心电信号的去噪效果对心电信号分析至关重要。利用调 Q 小波变换对心电信号进行去噪仿真实验,通过对比,本文提出的方法成功地将频域上重叠、振荡行为不同的信号分解为持续振荡的高共振分量及瞬态冲击的低共振分量信号,消除了同频信号的干扰,为进一步的诊断及预测提供了可靠的依据。

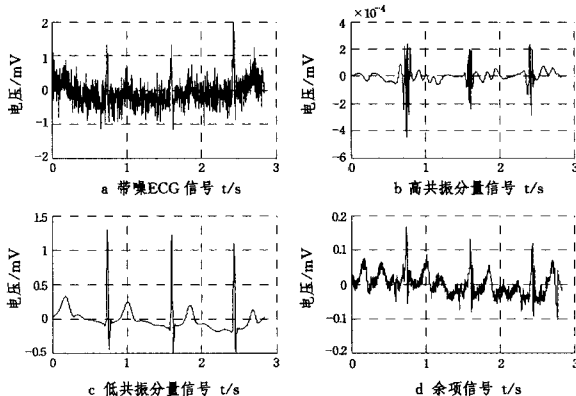
参考文献

- [1] Mathieu L, Yann P, Vincent J, et al. Phase-rectified signal averaging used to estimate the dominant frequencies in ECG signals during atrial fibrillation [J]. IEEE Transactions on Bio-medical Engineering, 2008, 55 (11): 2538-2547
- [2] Fattah S A, Goswami R, Saha U K, et al. An Approach for Human Identification Based on Time and Frequency Domain Features Extracted from ECG Signals[C]// TENCON 2011 IEEE Region 10 Conference. Nov 2011: 259-263
- [3] Amanipour R, Nazeran H, Reyes I, et al. The Effects of Blood Glucose Changes on Frequency-domain Measures of HRV Signal in Type 1 Diabetes[C]// Electrical Communications and Conference on. Feb 2012: 50-54
- [4] Z Wei, L Hong-xing, C. Jian-chun. Adaptive filtering in phase space for foetal electrocardiogram estimation from an abdominal electrocardiogram signal and a thoracic electrocardiogram signal [J]. Signal Processing, IET, 2012, 6(3): 171-177

(下转第 74 页)



(a) 正常心电信号的时域波形及其频谱图



(b)本文方法提取心电信号(低共振分量)波形图

表1 米捷轰击推荐效果

构筑思路	推荐1	推荐2	推荐3	推荐4	推荐5
构筑威胁性	波洛斯	火焰大	圣洁	波洛斯	胜利
构筑控制性	裁定师	师茜卓	庇护	护符	殿堂
构筑制约性	火焰大	波洛斯	岚息	众神	波洛斯
构筑维持性	师茜卓	裁定师	巨龙	之怒	护符
	岚息	火焰大师	铅直	贪欢神	波洛斯
	巨龙	茜卓	落下	纳克斯	裁定师

根据表1的推荐,这个推荐结果在3个方面都具有较强的参考价值,威胁型策略排名第一的推荐为相对低费用的进攻生物,便于早期建立优势,第二名是旅法师用于扩大优势持续威胁对手;而控制型策略则首先推荐了旅法师用于改变场面控制对手;对于维持型策略,第一选择是高费用的强大生物,提供了维持到游戏后期的取胜所用的卡牌。

3.3 算法性能分析

为了便于下述的算法分析,设卡牌数量为 n ,套牌数量为 m ,且已知套牌中卡牌数量为60。

3.3.1 算法时间复杂度分析

将一套万智套牌转换成无向加权图所需要的时间复杂度为常数,是添加一条无向加权图的边所需时间的 C_0 倍。又已知万智套牌的数量为 m ,所以将所有 m 套万智套牌转换成无向加权图的时间复杂度为 $O(m)$ 。

因输出的邻接矩阵是一个 $n \times n$ 矩阵,而相关性计算过程中进行了多次矩阵相乘和矩阵的行列间计算,行列间计算的时间复杂度为 $O(n^2)$,矩阵相乘的时间复杂度为 $O(n^3)$,所以相关性计算部分的时间复杂度为 $O(n^2 + n^3) = O(n^3)$ 。

综上所述,整个算法的时间复杂度为 $O(n^3 + m)$ 。

3.3.2 算法的空间复杂度分析

同上所述,我们先对万智套牌转换成无向加权图的过程的空间复杂度进行分析。转换成无向加权图的过程中的空间使用集中在储存无向加权图上,而转换过程中的计算过程所需要的储存空间为常数。储存无向加权图使用了邻接链表,每处理一套万智套牌,最多会增加 C_0 个节点,又因为邻接链表中点的数量为卡牌的数量,所以储存邻接链表所需要的储存空间为 $n + m \times C_0$ 。所以将套牌转换成无向加权图的过程的空间复杂度为 $O(n + m)$ 。

无向加权图输出的是一个邻接矩阵,而在相关性计算过程中也是矩阵的相关计算,计算过程中的空间的使用集中在矩阵的储存上,计算过程中的临时变量所用的空间为常数。所以相关性计算过程中的空间复杂度为 $O(n^3)$ 。

综上所述,整个算法的空间复杂度为 $O(n^3 + m)$ 。

结束语 基于贝叶斯理论的万智牌卡牌推荐算法的核心思想是利用大量的万智套牌进行计算,得出万智牌之间的相

关性,并利用相关性进行推荐。在方法上,本算法利用了无向加权图和邻接矩阵,将套牌中的多对多关系转换成了条件概率矩阵,并对该矩阵进行变换以得出万智牌之间的相关性。

本算法的优点是在卡牌一定的情况下,算法可以在有限时间内完成,且每次推荐的过程不需要运行一次算法,只需要对算法得出的推荐矩阵的被推荐行进行排序便可得出推荐序列,这样可以大大减少推荐过程中运行本算法的计算负担,加快推荐速度。本算法也有不足和需要改进的地方,因为推荐矩阵的计算需要大量套牌作为输入,所以套牌的数量和套牌的质量决定了本算法最终的准确性。除此外,本算法是一个静态的算法,当出现新的万智套牌时不能直接加入推荐矩阵,需要重新计算。这也是本算法需要改进的地方——增加动态添加推荐矩阵的方法。

参考文献

- [1] Wikipedia.org. Magic: The Gathering [EB/OL]. 2014-04-02 [2014-04-03]. http://en.wikipedia.org/wiki/Magic:_The_Gathering
- [2] Wikipedia.org. Recommender System [EB/OL]. 2013-05-05 [2014-04-01]. http://en.wikipedia.org/wiki/Recommender_system
- [3] Stanly B, Lippman Josee Lajoie, Barbara E Moo. C++ Primer 4th Edition. [M]; Addison-Wesley Professional, 2005; 623
- [4] D'Agostini G. Bayesian reasoning in data analysis [M]. World Scientific, 2003
- [5] Wu J, Chen L, Jian H, et al. Composite service recommendation based on Bayes theorem[J]. International Journal of Web Services Research (IJWSR), 2012, 9(2): 69-93
- [6] Lau C W. News Recommendation System Using Logistic Regression and Naive Bayes Classifiers[J]. 2011
- [7] Salehi M, Nakhai Kamalabadi I. A hybrid recommendation approach based on attributes of products using genetic algorithm and naive Bayes classifier[J]. International Journal of Business Information Systems, 2013, 13(4): 381-399
- [8] Lisboa P, Nawaf H, Bhaya W. Improving Recommendation Systems by Modeling the Stability of Implicit Behaviour[C]// The Post Graduate Network Symposium (PGNet2013). Liverpool, UK. 2013
- [9] de Groot H T. iNewsReader: Personal Netnews recommendation using Naive Bayes & Support Vector Machines[D]. Netherlands: University of Groningen, 2011
- [10] Puntheeranurak S, Pitakpaisarnsin P. Time-aware Recommender System Using Naive Bayes Classifier Weighting Technique [C]// 2nd International Symposium on Computer, Communication, Control and Automation. Atlantis Press, 2013; 266-269

(上接第64页)

- [5] Zhao J Y, Li M, Zhang W W, et al. ECG Signal Adaptive Filtering and QRS Complex Detecting Method[C]// 2010 3rd International Conference on Biomedical Engineering and Informatics (BMEI 2010). Oct 2010; 869-872
- [6] Dash S, Shelley K H, Silverman D G, et al. Transducer Signals: A Comparative Study of Time-Frequency Methods[J]. IEEE Transaction on Biomedical Engineering, 2010, 57(5): 1099-1106
- [7] Daubechies I. The wavelet transform, time-frequency localization and signal analysis[J]. IEEE Transactions on Information Theory, 1990, 36(5): 961-1005
- [8] Ibaida A, Khalil I. Wavelet-Based ECG Steganography for Pro-

tecting Patient Confidential Information in Point-of-Care Systems[J]. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 2013, 60(12): 3322-3330

- [9] 徐晓刚, 徐冠雷, 王孝通, 等. 经验模式分解(EMD)及其应用[J]. 电子学报, 2009, 37(3): 581-585
- [10] Labate D, Foresta F L, Occhiuto G, et al. Empirical Mode Decomposition vs. Wavelet Decomposition for the Extraction of Respiratory Signal from Single-Channel ECG: A Comparison [J]. IEEE Sensors Journal, 2013, 13(7): 2666-2674
- [11] Khaldi K, Boudraa A O. On signals compression by EMD [J]. Electronics Letters, 2012, 48(21): 1329-1331