

心拍的镜像高斯建模分析

周群一

(浙江科技学院 信息与电子工程学院,浙江 杭州 310023)

摘要: 心拍分类对于临床心律失常自动化检测非常重要。使用一种新的镜像高斯模型(MGM)算法用于描述 QRS 复合波段形意,可以自动地、有效地提取 QRS 复合波段宽度信息,并用于心拍分类。通过使用 MIT-BIH 心律失常数据库的所有数据集进行测试,正常心拍的总识别率达到 93.9%,室性早搏心拍的总识别率达到 93.94%。因此,MGM 算法可以很好地描述 QRS 复合波段,并且是一种很有前途的心拍分类算法。

关键词: 心律失常;心拍分类;高斯多项式;镜像;建模

中图分类号: R318.6;TP311 **文献标识码:** A **文章编号:** 1671-8798(2005)04-0252-04

Mirrored Gauss modeling of ECG beat

ZHOU Qun-yi

(School of Information and Electronic Engineering, Zhejiang University of
Science and Technology, Hangzhou 210023, China)

Abstract: Accurate electrocardiogram (ECG) beat classification is essential for automated detection of arrhythmias. A novel classification algorithm of the ECG beats based on Mirrored Gauss Model (MGM) had been proposed in this paper. The MGM could represent the shape of QRS complex wave. With the MGM, the width of QRS complex wave could be extracted and applied to ECG beat classification easily, effectively and automatically. The experimental results by using all of ECG records in MIT-BIH Arrhythmia Database are that the whole classification accuracy is 93.93% for normal beats and 93.94% for premature ventricular contraction (PVC) beats. Hence, MGM has strong morphological representation ability for QRS complex waves and is a promising algorithm for ECG beat classification.

Key words: arrhythmia; beat classification; Gauss polynomial; mirror; modeling

心脏的生物电过程与心脏组织的生物化学过程、心脏的机械运动以及有关控制心脏活动的神经系统有着密切的关系。心律失常在临床上十分常见,不但见于心血管疾病,也见于许多其他疾病的患

者以及少数正常健康人。心律失常影响了心脏正常的同步收缩时序,降低了心脏泵血的效率。特别地,一些室性早搏(Premature Ventricular Contraction, PVC)被认为是生命受到威胁的前兆。心

收稿日期: 2005-10-08

作者简介: 周群一(1976—),男,安徽合肥人,博士,讲师,主要从事模式识别和数字媒体技术研究。

电图反映了心脏电兴奋在心脏传导系统中产生和传导的过程。因此,对心电图自动化分类有着非常重要的价值。

自20世纪60年代以来,国内外学者就已经开始了对心电图自动化分类的研究。传统的分类算法包括模板匹配^[1]和句法分析^[2]等,这些算法对信号噪声很敏感,并且计算量很大。近年来,又发展了一些新的分类算法,如隐马尔可夫模型^[3],人工神经网络^[4]和模糊逻辑推理^[5]。但几乎所有分类算法都有共同的缺点,如,需要对模式的预先训练,需要一些经验参数,以及处理一些未知模式的不可靠性等。

心电图中心电周期称为心拍,心拍的QRS复合波段反映了心脏的电活动性。QRS复合波段的特征是临床上心律失常诊断的重要参考标准。有经验的临床医生能够利用这些特征直接识别出异常心拍。因此,能够为QRS复合波段建立一个近似的数学模型将非常符合临床医生的诊断思路。本研究的目标就是为QRS复合波段建立数学模型并应用于心拍的自动分类。

1 心电数据集

本研究的心电数据集为MIT-BIH心律失常心电数据库中所有48个心电数据记录^[6],这些记录每个都有30 min以上的时间。在这个数据库中,一个心电信号被定义为一个有限序列的整数采样点。每两个相邻采样点的时间间隔是相等的。每个采样点用一个整数值表示,该值代表信号幅度。所有记录的采样率为360 Hz,即每秒钟有360个采样点。数据库中包含心拍的标注信息,该标注描述了心拍的分类结果。每一个心拍类别都至少由2个心脏病专家共同判定。数据库中,大约有70%的心拍为正常心拍,其余的为异常心拍,总共有15种异常心拍。在360 Hz的采样频率下,81个采样点长度为225 ms ($=81 \times 1000/360$),由于临床上QRS复合波段的长度一般不会超过200 ms。因此,我们就可以选择这81个采样点集合代表一个完整的QRS复合波。

2 QRS复合波段形态研究

为了揭示QRS复合波段形态和心拍类型之间的规律,我们使用自组织映射神经网络(SOM网络)对MIT-BIH中的8万多个心拍(包括正常心拍和PVC心拍)进行分析。

SOM网络由输入层和竞争输出层组成。输入层

神经元数为 n ,竞争层由 $M=m^2$ 个神经元组成且构成一个二维平面阵列。输入层与竞争层之间实行全互连接,有时竞争层各神经元之间还实行侧抑制连接。

将上述的81个采样点集合组成QRS复合波段,作为SOM网络输入量。 N 个这样的QRS复合波段组成输入空间。对于正常心拍,输出层单元一般为 3×3 ,室性早搏心拍一般为 5×5 。训练学习的样本数占输入空间大小总数的10%。为突出QRS复合波段特点,在自组织学习前,首先对QRS复合波段进行预处理。简单地说,预处理包括滤除基线漂移、R峰位置重定位,滤除噪声、负向R峰反转以及QRS幅度灵敏度保持等。在进行心拍建模前,也需要同样的预处理。聚类结果如图1和图2所示。

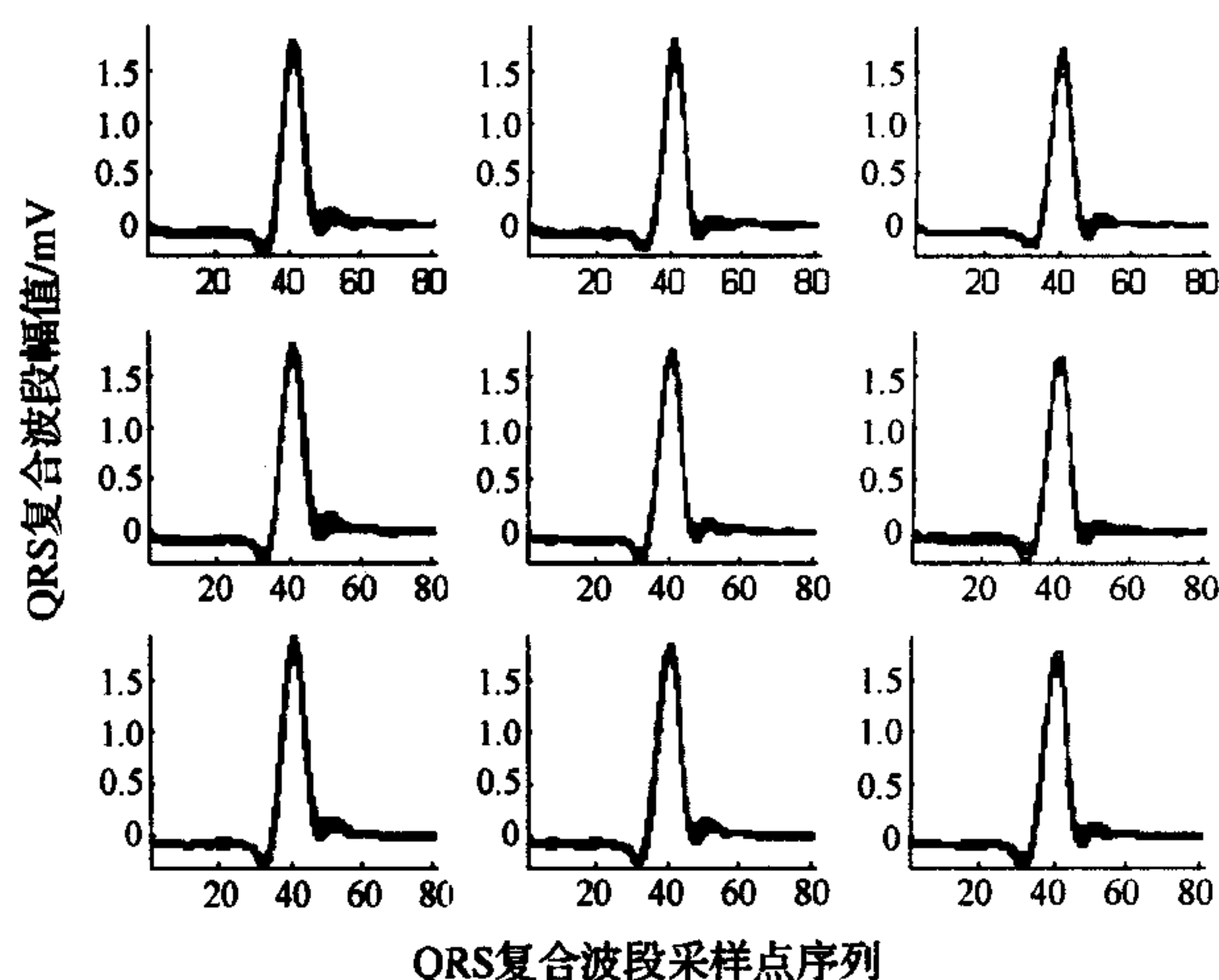


图1 记录231正常心拍聚类结果

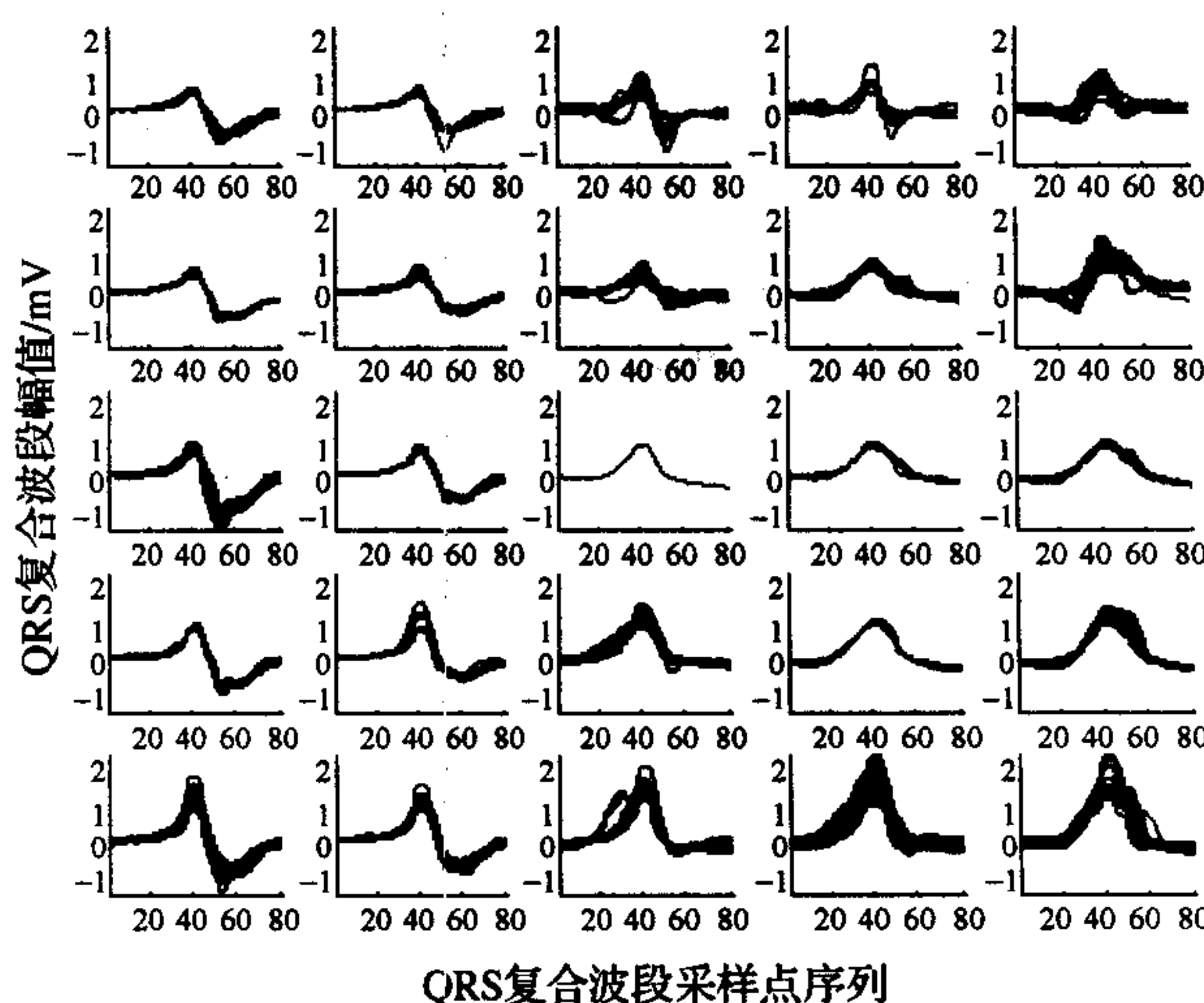


图2 记录106室性早搏心拍聚类结果

从聚类的结果可以观察到,QRS复合波段形态虽然变异比较大,但波形态上还是有一定的规律性和确定性,用数学模型表达还是有可能的,可以考虑

使用非线性最小二乘法拟合 QRS 复合波段。非线性模型如高斯函数、多项式分式、幂函数、指数函数等。通过尝试和比较,发现高斯函数拟合 QRS 复合波段的效果较好,具有一定的可行性。

3 QRS 复合波段的镜像高斯模型

本文中,笔者将高斯多项式模型(1)用来匹配(拟合)QRS 复合波段。公式(1)中,系数 a_i 代表波形幅度,单位为 mV,系数 b_i 代表波峰中心位置,系数 c_i 和波峰的宽度有关, n 是匹配波峰的个数($n=1,2,3$)。如果 QRS 复合波段中只包含一个 R 波峰时, n 将等于 1;如果包含 Q-R 波峰或 R-S 波峰,则 n 等于 2;如果所有的 QRS 波峰都存在的话,则 n 等于 3。

$$\hat{y} = \sum_{i=1}^n a_i \exp - \left(\frac{x-b_i}{c_i} \right)^2 \quad (1)$$

如图 3 所示,一个由高斯三项式($n=3$)生成的模拟曲线在形态上非常接近 QRS 复合波段。

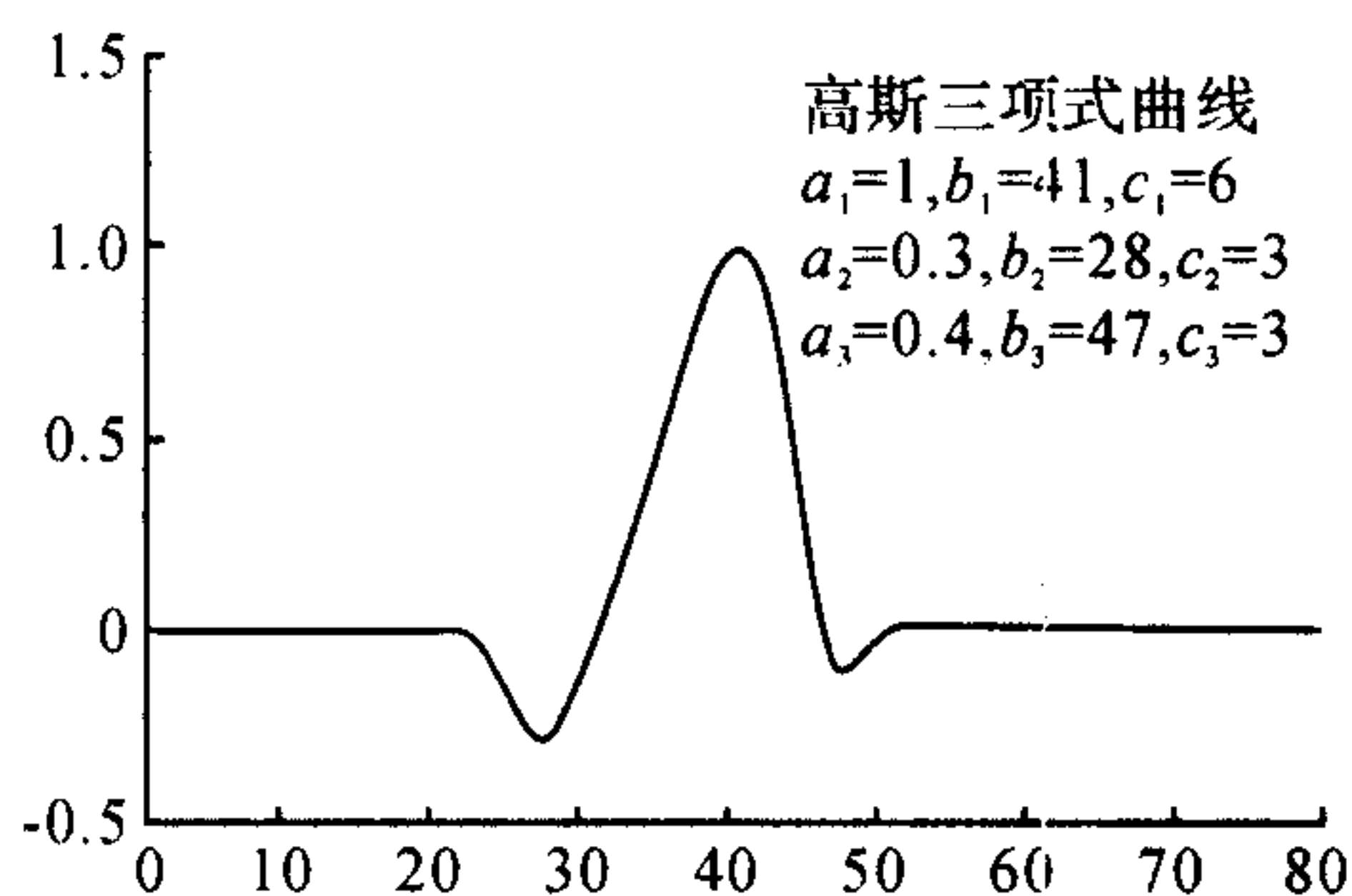


图 3 高斯三项式函数生成的曲线

使用高斯多项式函数去匹配实际的 QRS 复合波段的过程,实际上是一个曲线拟合的过程。本研究的拟合算法选择的是信赖域法^[7]。因为相比于其他算法,信赖域法在解决复杂的非线性问题上,效率更高,整个匹配算法可以自动完成。图 4 为使用高斯三项式匹配一个正常心拍的实际结果。

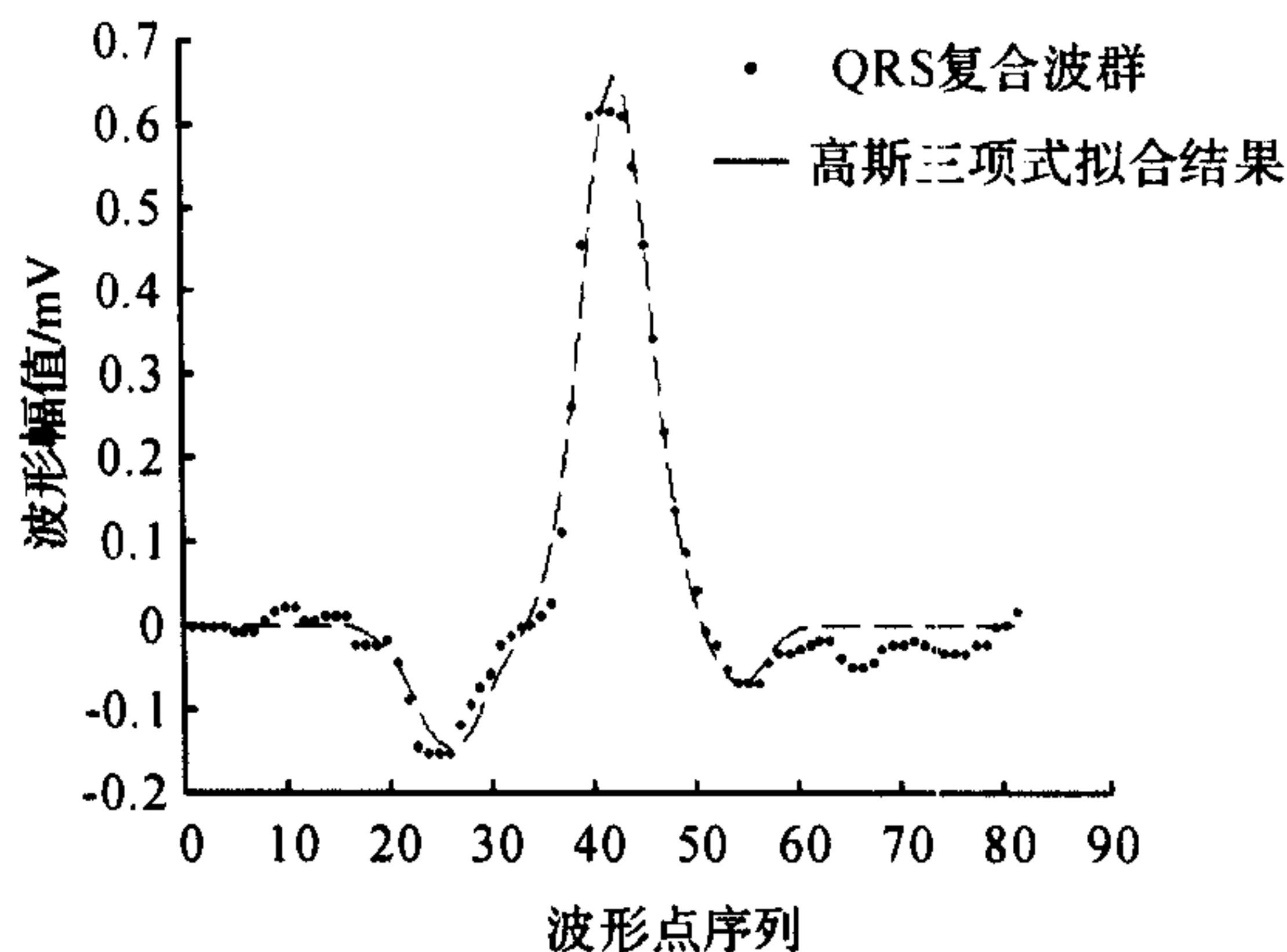


图 4 高斯三项式匹配一个正常心拍

为 QRS 复合波段建立了高斯模型后,就很容易通过高斯方程提取 QRS 复合波段宽度特征量。如果高斯曲线的宽度大于 $43.2 (= 360 \times 120 \text{ ms} / 1000)$,那么就认为该曲线所代表的心拍为室性早搏,因为室性早搏心拍的宽度一般大于 120 ms,而正常心拍的宽度一般在 100 ms 以内。显然,QRS 复合波段边界对应于高斯函数趋向于零时的横坐标值。对于高斯多项式来说,边界可近似对应于负向高斯项趋零的横坐标。通过实验发现,虽然在预处理阶段滤除了基线漂移,但在 R 峰左右两边的“基线”电位还是有一些差距,尤其当发生 ST 段位移抬高或降低的时候。这时,如果整个 QRS 复合波段只使用一个高斯多项式函数进行匹配,则匹配的拟合误差比较大,室性早搏心拍总的识别率不高。

因此,笔者提出了一种改进型的高斯数学模型,即镜像高斯模型(Mirrored Gauss Model, MGM)。首先,以 R 峰为对称轴,将 QRS 复合波段左半部分镜像到右半部分,反之亦然。镜像操作后,将原先的高斯模型分别应用到镜像后的这两部分的 QRS 复合波段上。最后 QRS 复合波段的宽度等于左半波的宽度与右半波宽度之和。由于对称性,拟合方程只有两种情况,即只有一个波峰或一个波峰加两个对称的波谷。拟合公式分别为(2)式和(3)式。

$$\hat{y} = a_1 \exp - \left(\frac{x-41}{c_1} \right)^2 \quad (2)$$

$$\hat{y} = a_1 \exp - \left(\frac{x-b_1}{c_1} \right)^2 + a_2 \exp - \left(\frac{x-41}{c_2} \right)^2 + a_1 \exp - \left(\frac{x-82+b_1}{c_1} \right)^2 \quad (3)$$

公式(2)应用于只有一个波峰的 QRS 复合波段,公式(3)应用于其他情形。显然,公式(2)中 $b_1 = 41$ 。将公式(1)中($n=3$), $b_2 = 41$, $a_3 = a_1$, $c_3 = c_1$, $b_3 = 82 - b_1$,可以得到公式(3)。

4 实验结果

本研究使用 MIT-BIH 心律失常数据库的全集来对镜像高斯模型进行评估。在 MIT-BIH 心律失常数据库中,一共有 75 054 个正常心拍和 7 129 个室性早搏心拍。整个 MGM 算法在 Matlab 6.5 平台中实现。实验结果表明,正常心拍的总识别率为 93.9%,室性早搏心拍的总识别率为 93.94%,达到了临床上的诊断要求。文献[5]同样使用了 MIT-BIH 心律失常数据库的全集来评估自身的算法,其室性早搏心拍的总识别率为 92.27%,但该算法选

择了多达15个特征参量组成模糊输入。文献[1]使用部分数据集(室性早搏心拍共计2857个)进行算法评估,其室性早搏心拍的总识别率为95.31%。可见,与其他算法相比,本研究采用的分类算法的精度也是比较高的。图5和图6分别显示了使用MGM算法得到的正常心拍和室性早搏心拍的分类结果。从这些图中可以看到,使用MGM算法的匹配波形与实际的各种QRS复合波段非常相似。尽管,在MGM匹配曲线上的R峰位置处曲线是不连续的,但这并不影响最终计算QRS复合波段的宽度和分类结果。

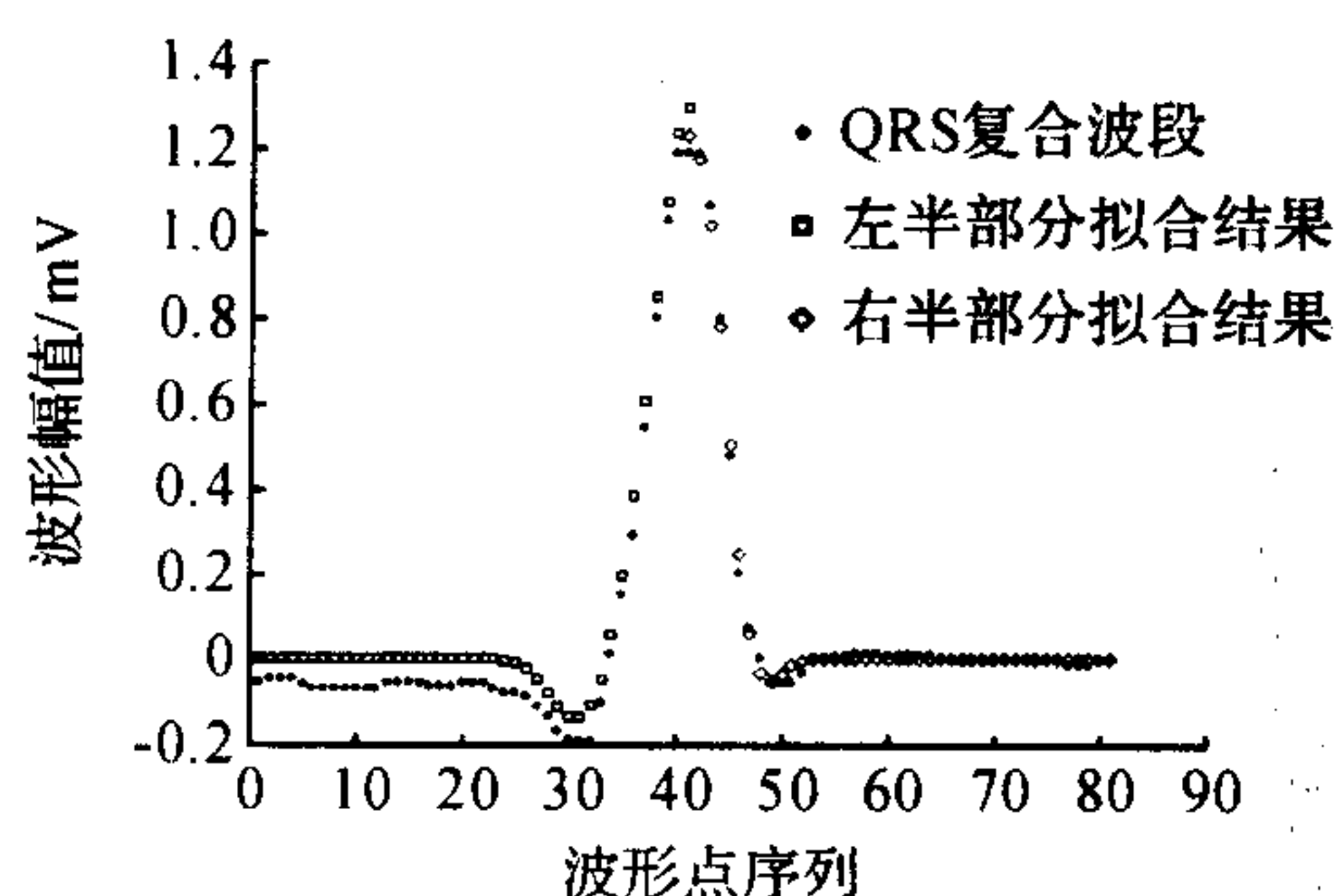


图5 正常心拍镜像高斯拟合实验结果

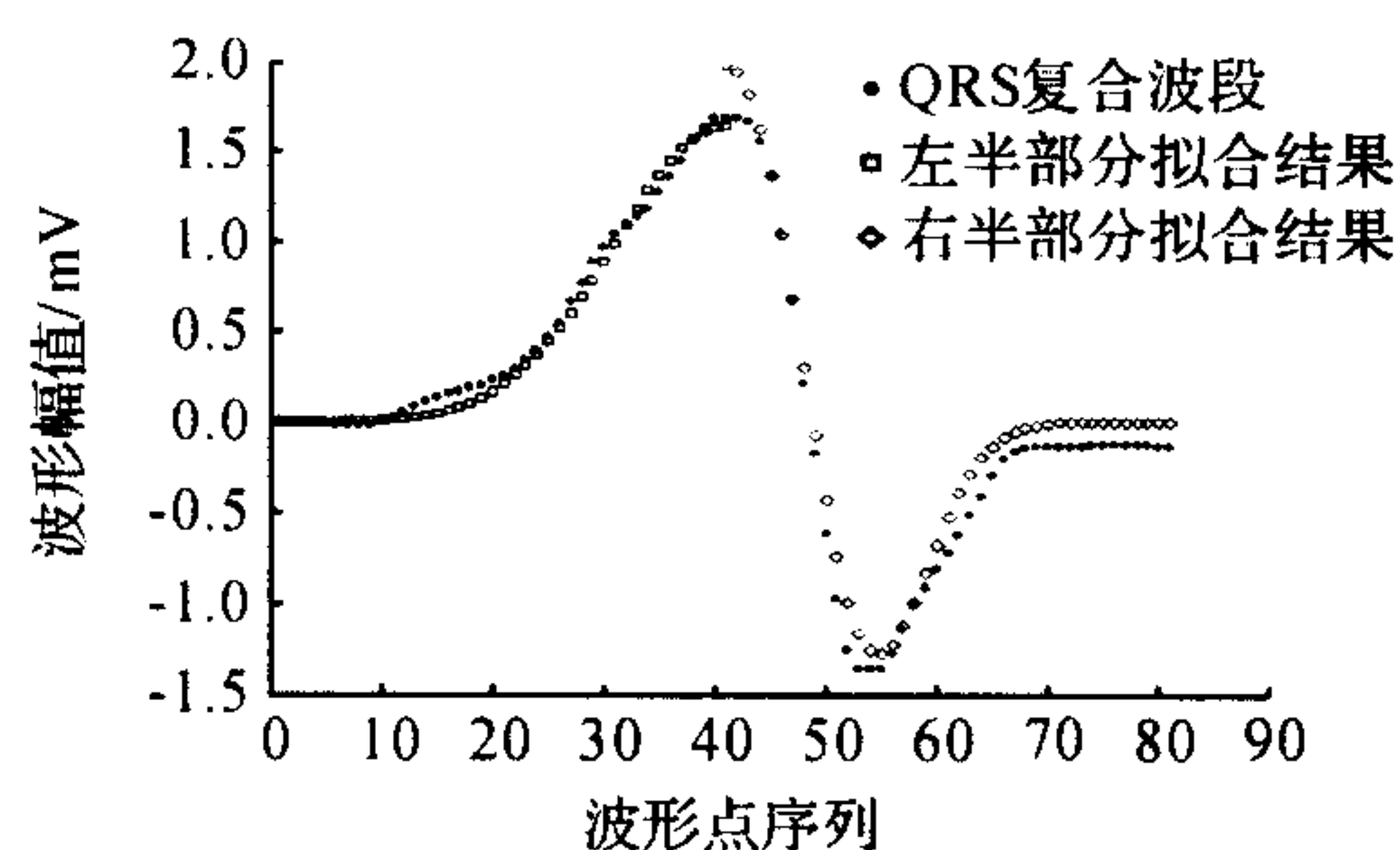


图6 室性早搏心拍镜像高斯拟合实验结果

5 讨论

高斯模型,特别是镜像高斯模型,能够很好地表示QRS复合波段。然而,由于心电信号的强随机性和变异性,仅仅使用一种数学模型是不可能表示所有类别的QRS复合波段的。镜像高斯模型算法也存在着一定局限性。

首先,MGM算法非常耗时。但笔者利用相邻QRS复合波段的相关性,可以避免很多重复的MGM匹配计算。其次,MGM算法难以匹配那些由于强噪声引起的畸形波形。当然,MGM算法仍然具有明显的优点:① MGM把一个高维的问题降低到一个低维空间中,使得问题很容易被理解;② MGM较大程度上能够自适应QRS复合波段的变

异性,即使在有轻微噪声存在的情况下;③ 心电波形的重要特征,如QRS复合波段宽度,可以非常容易和精确地提取出来,并应用于心拍的分类;④ MGM也能够应用到其他类型心律失常心拍的建模,如束支阻滞心拍、逸搏心拍、起搏心拍和融合心拍等。同样,对这些心拍的分类也非常有用。

总之,本研究仅从MGM模型中提取QRS宽度这一个特征量,就能够达到很高的正常心拍和室性早搏心拍的分类精度,这在以往的研究中均未曾做到。因此,MGM是一种非常有前景的心拍分类算法。

室性早搏心拍在RR间期上有明显的临床表现:提前早搏,并常伴随完全性代偿间歇。因此,将RR间期信息与波形形态信息相结合,将可以大大提高室性早搏的诊断精度;此外,相邻QRS复合波段之间形态往往比较接近,利用这种波形相关性,可以在保证分类精度的前提下,减少MGM匹配的次数,即波形相似的QRS复合波段只需要MGM匹配一次,这将大大提高心拍的分类速度。以上两点,也正是今后的研究方向。

参考文献:

- [1] Lin K P, Chang W H. QRS feature extraction using linear prediction[J]. IEEE Trans on BME, 1989, 36(10): 1050-1055.
- [2] Trahanias P, Skordalakis E. Syntactic pattern recognition of the ECG[J]. IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1990, 12(7): 648-657.
- [3] Cheng W T, Chan K L. Classification of electrocardiogram using hidden Markov models[C]. Processing Engineering in Medicine and Biology Society, 1998, 20(1): 143-146.
- [4] Silipo R, Marchesi C. Artificial neural networks for automatic ECG analysis[J]. IEEE Trans on Signal Processing, 1998, 46(5): 1417-1425.
- [5] Zong W, Jiang D. Automated ECG rhythm analysis using fuzzy reasoning[C]. Computers in Cardiology, 1998, 69-72.
- [6] Moody G B, Mark R G, Goldberger A L. PhysioNet: A web-based resource for the study of physiologic signals[J]. Engineering in Medicine and Biology Magazine, 2001, 20(3): 70-75.
- [7] Branch M A, Coleman T F, Li Y. A Subspace, Interior, and Conjugate Gradient Method for Large-Scale Bound-Constrained Minimization Problems[J]. SIAM Journal on Scientific Computing, 1999, 21(1): 1-23.