

学校编码: 10384

分类号\_\_\_\_\_密级\_\_\_\_\_

学 号: 24320141152397

UDC\_\_\_\_\_

厦 门 大 学

硕 士 学 位 论 文

基于粒子群的 RBF 神经网络的癫痫脑电信  
号分类研究

Research on Epileptic EEG Signal Classification Based on  
Particle Swarm Optimization and RBF Neural Network

李坤森

指导教师姓名: 董槐林教授

专业名称: 软件工程

论文提交日期: 2017年4月

论文答辩日期: 2017年5月

学位授予日期: 2017年 月

指导教师: \_\_\_\_\_

答辩委员会主席: \_\_\_\_\_

2017年4月

## 厦门大学学位论文原创性声明

本人呈交的学位论文是本人在导师指导下,独立完成的研究成果。本人在论文写作中参考其他个人或集体已经发表的研究成果,均在文中以适当方式明确标明,并符合法律规范和《厦门大学研究生学术活动规范(试行)》。

另外,该学位论文为( )课题(组)的研究成果,获得( )课题(组)经费或实验室的资助,在( )实验室完成。(请在以上括号内填写课题或课题组负责人或实验室名称,未有此项声明内容的,可以不作特别声明。)

声明人(签名):

年 月 日

## 厦门大学学位论文著作权使用声明

本人同意厦门大学根据《中华人民共和国学位条例暂行实施办法》等规定保留和使用此学位论文，并向主管部门或其指定机构送交学位论文（包括纸质版和电子版），允许学位论文进入厦门大学图书馆及其数据库被查阅、借阅。本人同意厦门大学将学位论文加入全国博士、硕士学位论文共建单位数据库进行检索，将学位论文的标题和摘要汇编出版，采用影印、缩印或者其它方式合理复制学位论文。

本学位论文属于：

1.经厦门大学保密委员会审查核定的保密学位论文，  
于 年 月 日解密，解密后适用上述授权。

2.不保密，适用上述授权。

（请在以上相应括号内打“√”或填上相应内容。保密学位论文应是已经厦门大学保密委员会审定过的学位论文，未经厦门大学保密委员会审定的学位论文均为公开学位论文。此声明栏不填写的，默认为公开学位论文，均适用上述授权。）

声明人（签名）：

年 月 日

厦门大学博硕士学位论文摘要库

## 摘要

癫痫是一种危害人类健康的常见病和多发病之一，随时随地地发作给患者身心健康造成很大影响，在很多国家已经成为神经系统很受重视的高发疾病。脑电图是常用于辅助检测癫痫的一种重要手段，但是癫痫患者的脑电图不总是显示异常，所以依靠观察脑电图进行癫痫脑电识别依然存在问题，而且经过研究发现癫痫具有较强的随机性、非平稳性和非线性等特点，对癫痫疾病相关的研究带来较大的困扰。因此如何有效地提取脑电特征来表征癫痫脑电特征的信息，是进行癫痫诊断的首要问题。

针对癫痫脑电信号具有的随机性、非平稳性以及非线性等特点，本文提出了混合特征提取，将时域方法和非线性分析方法混合提取特征，然后采用粒子群优化算法进行优化选择，最后利用优化选择出的特征通过 **RBF** 神经网络算法训练癫痫分类器。在实验中，我们首先对提取的特征针对癫痫数据类别进行研究分析，然后在二分类和三分类采用粒子群优化算法进行特征优化，发现优化的结果和采用盒形图在二分类上的问题大致是吻合的，其中二分类问题和三分类问题准确率分别达到 99% 和 98.1%。通过多次的交叉实验结果表明该方法在针对癫痫脑电波分类特征提取上具有有效性。本文还提出了有效的脑电信号分帧方法，在多分类过程中使用特征选择优化模型得出的特征，能够快速识别癫痫脑电信号，提升分类结果的准确性。

**关键词：** 癫痫； 粒子群优化； **RBF** 神经网络

## Abstract

Epilepsy is one of the common diseases and frequently-occurring diseases which endangers the health of human beings and gets more attention in many countries. EEG is an important method used to detect the epileptic. However the EEG of epileptics don't show abnormal all the time, it still exists problem to recognize the epileptic depending on the EEG only. Moreover, researchers have found that the randomness, instability and nonlinearity of epileptic cause much trouble to the further study. Consequently, the effective way to extract the EEG feature for presenting the information of epileptic EEG is the priority of epilepsy diagnosis.

To deal with the randomness, instability and nonlinearity of epileptic, this dissertation proposes a method to classify epileptic EEG. Firstly, we extract the feature via time domain and nonlinear analysis approach and then optimize the feature selection by Particle Swarm Optimization algorithms(PSO). Lastly we train RBF neural network to build the epileptic classifier using the extracted features after optimization. In the experiment, we analyze the extracted features on the categories of epileptic. And then we apply PSO to optimize the selected features when doing the binary-classification and three-element classification. It shows that the optimized result matches the features analysis by boxplot, especially the precision of binary-classification and three-element classification can reach 99% and 98.1%. The results of various cross validation experiments demonstrate that our method can be very effective in extracting the feature in epileptic EEG classification. This paper also proposes an effective method in EEG framing, which employs the features generated by features selection optimization model. This method can detect the epileptic EEG, and improve the accuracy of the classification.

**Keywords:** Epilepsy; Particle Swarm Optimization; RBF Neural Network

## 目 录

<b>第一章 绪论 .....</b>	<b>1</b>
1.1 研究背景与意义 .....	1
1.2 国内外研究现状 .....	3
1.3 论文的研究内容 .....	5
1.4 论文结构安排 .....	5
<b>第二章 癫痫脑电信号基础知识与分析方法.....</b>	<b>7</b>
2.1 脑电信号的基础知识与分类 .....	7
2.2 癫痫脑电信号及其特征波 .....	9
2.3 脑电信号的采集与应用 .....	10
2.3.1 脑电信号采集.....	11
2.3.2 脑电信号应用.....	12
2.4 脑电信号分析方法 .....	13
2.4.1 时域分析法.....	14
2.4.2 频域分析法.....	14
2.4.3 时频分析法.....	15
2.4.4 非线性分析法.....	16
2.5 癫痫脑电信号分类研究意义与难点 .....	16
2.6 本章小结 .....	17
<b>第三章 基于 PSO 的癫痫脑电信号的特征优化 .....</b>	<b>18</b>
3.1 样本熵 .....	18
3.1.1 熵.....	18
3.1.2 近似熵.....	19
3.1.3 样本熵.....	20
3.2 Lyapunov 指数 .....	21
3.3 Hurst 指数 .....	22

3.4 多重分形去趋势分析法 .....	23
3.5 基于粒子群算法的癫痫脑电信号特征优化 .....	24
3.5.1 粒子群优化算法的基本原理.....	25
3.5.2 粒子群算法的步骤.....	25
3.5.3 特征优化算法流程.....	26
3.6 本章小结 .....	27
<b>第四章 基于 PSO-RBF 神经网络的癫痫脑电信号分类.....</b>	<b>28</b>
4.1 人工神经网络基础 .....	28
4.1.1 人工神经元模型.....	28
4.1.2 神经网络的基本原理与分类.....	29
4.2 RBF 神经网络原理 .....	30
4.3 RBF 神经网络构成 .....	31
4.4 RBF 神经网络学习算法 .....	33
4.5 基于 PSO-RBF 神经网络的癫痫脑电信号分类 .....	35
4.5.1 基于 PSO-RBF 神经网络模型的算法 .....	35
4.5.2 癫痫脑电信号的分帧算法.....	37
4.5.3 交叉验证方法.....	38
4.6 本章小结 .....	39
<b>第五章 实验过程与结果分析.....</b>	<b>40</b>
5.1 实验数据集 .....	40
5.2 实验结果 .....	41
5.2.1 实验过程.....	41
5.2.2 特征提取与选择结果.....	42
5.2.3 分类结果.....	44
5.3 癫痫脑电分帧分类结果与分析 .....	46
5.4 本章小结 .....	50
<b>第六章 总结与展望 .....</b>	<b>51</b>
6.1 总结 .....	51



6.2 展望 .....	52
参考文献 .....	53
硕士期间发表学术论文情况 .....	58
致谢.....	59

厦门大学博硕士论文摘要库

## Contents

<b>Chapter1 Introduction .....</b>	<b>1</b>
<b>1.1 Research Background and Significance.....</b>	<b>1</b>
<b>1.2 Overseas and Domestic Research Status.....</b>	<b>3</b>
<b>1.3 Research Contents .....</b>	<b>5</b>
<b>1.4 Structure Arrangements .....</b>	<b>5</b>
<b>Chapter2 Basics and Analysis Method of EEG .....</b>	<b>7</b>
<b>2.1 Basics and Classification of EEG.....</b>	<b>7</b>
<b>2.2 Epileptic EEG and Feature Waveforms of Epileptic EEG.....</b>	<b>9</b>
<b>2.3 Acquisition and Application of EEG .....</b>	<b>10</b>
2.3.1 Acquisition of EEG .....	11
2.3.2 Application of EEG.....	12
<b>2.4 Analysis Method of EEG .....</b>	<b>13</b>
2.4.1 Time-Domain Analysis .....	14
2.4.2 Frequency-Domain Analysis.....	14
2.4.3 Time-Frequency Analysis .....	15
2.4.4 Nonlinear Analysis.....	16
<b>2.5 Research Significance and Difficulties .....</b>	<b>16</b>
<b>2.6 Summary.....</b>	<b>17</b>
<b>Chapter3 Feature Selection of Epileptic EEG Based on PSO .....</b>	<b>18</b>
<b>3.1 Sample Entropy.....</b>	<b>18</b>
3.1.1 Entropy.....	18
3.1.2 Approximate Entropy.....	19
3.1.3 Sample Entropy.....	20
<b>3.2 Lyapunov Exponent.....</b>	<b>21</b>
<b>3.3 Hurst Exponent .....</b>	<b>22</b>

<b>3.4 Multifractal Detrended Fluctuation Analysis.....</b>	<b>23</b>
<b>3.5 Feature Selection of Epileptic EEG Based on PSO.....</b>	<b>24</b>
3.5.1 Theory of PSO Algorithms .....	25
3.5.2 Process of PSO Algorithms.....	25
3.5.3 Process of Feature Selection .....	26
<b>3.6 Summary.....</b>	<b>27</b>
<b>Chapter4 Classification of Epileptic EEG Based on PSO-RBF NN ..</b>	<b>28</b>
<b>4.1 Theory of Artificial Neural Networks .....</b>	<b>28</b>
4.1.1 Artificial Neural Networks Model .....	28
4.1.2 Theory and Classification of Neural Networks .....	29
<b>4.2 Theory of RBF Neural Networks.....</b>	<b>30</b>
<b>4.3 Structure of RBF Neural Networks.....</b>	<b>31</b>
<b>4.4 RBF Neural Networks Algorithms .....</b>	<b>33</b>
<b>4.5 Classification of Epileptic EEG Based on PSO-RBF NN .....</b>	<b>35</b>
4.5.1 PSO-RBF Neural Networks Algorithms.....	35
4.5.2 Framing Algorithm of Epileptic EEG .....	37
4.5.3 Cross Validation.....	38
<b>4.6 Summary.....</b>	<b>39</b>
<b>Chapter5 Experimental Process and Results Analysis.....</b>	<b>40</b>
<b>5.1 Experimental Data .....</b>	<b>40</b>
<b>5.2 Experimental Result .....</b>	<b>41</b>
5.2.1 Experimental Process.....	41
5.2.2 Result of Feature Extraction and Selection.....	42
5.2.3 Result of Classification .....	44
<b>5.3 Classification Result and Analysis of Epileptic EEG Framing.....</b>	<b>46</b>
<b>5.4 Summary.....</b>	<b>50</b>
<b>Chapter6 Conclusions and Prospects.....</b>	<b>51</b>
<b>6.1 Conclusions.....</b>	<b>51</b>
<b>6.2 Prospects .....</b>	<b>52</b>

**References** .....53

**Publications** .....58

**Acknowledgements** .....59

厦门大学博硕士论文摘要库

## 第一章 绪论

### 1.1 研究背景与意义

癫痫 (epilepsy), 即俗称的“羊癫病”或“羊角疯”, 是由于大脑某些部位突然异常放电而导致大脑功能出现短暂障碍的一种慢性疾病<sup>[1]</sup>, 发作时患者会呈现为浑身肌肉僵硬和身体的不断抽搐, 由于肌肉的强烈不停的在收缩导致肌肉僵直, 从而使得患者身体形成僵硬的姿势, 无法控制躯体的自由伸展。由于癫痫发病有可能引起大脑部分功能失调, 因此癫痫患者经常随时随地会突然不能自我控制的癫痫发作, 导致出现烫伤、溺水、高处坠落和交通事故等等危险情况, 而且该疾病对患者的精神层面产生的创伤更为痛苦, 不仅表现在可能会被社会所歧视, 在家庭、工作层面都极有可能会遭遇困难, 从而导致患者精神变得越来越压抑, 长期的折磨对身心健康以及人格的健全颇为不利。总而言之, 它极大的危害着人们的健康生活, 严重时更有可能致人死亡。2013 年世界上的总体患者人数超过五千万人, 其中大部分人来自发展中国家<sup>[2]</sup>。2011 年在中国癫痫患者达 900 万之多, 且每年有将近 60 万的新发病患者<sup>[3]</sup>。因此癫痫疾病在很多国家已经成为神经系统中很受重视的高发疾病, 虽然它作为一种慢性疾病, 短期内对患者没有多大的影响, 可是经常猝不及防的突发对患者的身心、智力造成了严重影响。因此, 准确地诊断和预测癫痫发作就具有重要意义, 这能够为患者带来更有效的预防和治疗。

随着磁共振技术、脑部计算机成像等技术的发展, 脑部疾病诊断也得到了进一步的发展。其中脑电图作为临床检查的重要方法, 是研究癫痫发作特征的重要工具, 不仅在干扰方面对测试者影响最小, 而且是获取脑部活动信息的重要方法。最早的人类头皮脑电图是在 1924 年德国耶那大学教授 Berger 以自己儿子的头皮作为实验对象测出来的, 但他并没有马上公开, 而是在 5 年后才把自己的研究成果公布并命名脑电活动为 EEG (electroencephalogram), 在后续近 10 年 Berger 陆续发表了 14 篇与脑电图有关的论文<sup>[4]</sup>, 鉴于在脑电研究的卓越贡献, 后人将 Berger 贴上了“人类脑电图之父”的标签<sup>[5]</sup>。

考虑到现实生活中依靠脑电图对癫痫疾病进行诊断还不是很科学, 主要有两

个方面的原因：一个是脑电图信息还原度问题。由于脑电自发脑电信号十分微弱，因此用普通仪器来检测生物活动非常困难，通常在获取脑电信号后需要做信号放大的处理，脑电机输出的脑电图大多是通过仪器放大 100 多万倍。除了需要将信号进行放大操作外，被测试对象的心理变化、采集仪器以及周围不确定性环境等干扰因素下，采集到的信号仍然需要做除噪操作，从而尽可能的还原原始信号的真实性和完整性，所以采集到高真实度的脑电信号还是有一定的难度。另一方面是医师通过观察癫痫患者的脑电图，然后凭借医学经验进行诊断，难以避免主观性的存在，而且用观察脑电图波形的方法会存在以下问题：

(1) 脑电机在短时间内会产生大量的脑电波数据，通过纯粹的肉眼分析不仅需要大量的时间而且准确性也不高。据统计半个小时左右的脑电机产生的脑电信号的数据约为 40 米长。更主要的问题是医生在分析如此大量数据情况下的诊断结果也会因为疲劳而受到相应的影响。

(2) 通过脑电图对疾病进行没有标准，因为不同的医生诊断的出发点和见解上存在差别，所以即使是同样脑电图的诊断结果因人而异，即“一千个读者，一千个哈姆雷特”。

脑电信号不仅表现在上述的两个方面的问题，而且它是一种随机性很强而且非平稳的和具有很强非线性特征的信号，因此如何根据脑电波的特性展开深入的研究是非常关键的。而且脑电信号在脑电图表现出的频域特点相对于时域特点更加明显，所以基于频率的信号处理方法在脑电处理的过程中应用相对就多。由于神经系统疾病和大脑疾病问题的不断增多以及各种疾病的严重化，比如癫痫患者的患病人数的增加和发病率的提升，促使对脑科学的研究成为了现如今医学界迫在眉睫的一个难题。

脑电是一种非常复杂信号，它具有随机性、非平稳性以及非线性等特点，这给研究者研究癫痫疾病带来了极大的困扰，而癫痫的研究又是神经系统疾病的重要学科，研究意义深远。因此在前人研究的基础上，针对癫痫疾病的特性，本文通过不同特征提取方法进行特征提取，然后采用粒子群优化算法进行优化选择，通过 RBF 神经网络算法训练癫痫分类器，结果表明该组合模型达到了预期的分类效果。如今随着电子信息技术的发展，对信号处理的方法更是层出不穷，也变得越来越高效率，人们对脑电的研究也将更透彻，为将来医学的发展和人们的身体

健康做出新的贡献。

## 1.2 国内外研究现状

近几年来,由于人工智能领域飞速的发展,而且癫痫疾病在很多国家已经成为神经系统中很受重视的高发疾病,因此国内外有关这一课题的研究也越来越多,研究过程表明对癫痫脑电图的研究首先要对癫痫信号的特征进行提取和优化选择。其中信号特征提取的主要技术是基于时域、频域、时频以及非线性特征的方法<sup>[6]</sup>。

关于 EEG 信号分析的研究最早开始于上个世纪 60 年代,由于当时各方面的技术比较落后而且理论不够成熟,一直没有突破性的进展。如在 1965 年 Cooper 等人就曾经尝试对癫痫病人进行开颅手术,然后将电极置于颅内来记录大脑皮层的脑电信息,但是在当时的设备和技术下,开颅手术风险较大,也就有了局限性。

随着脑电记录装置和扫记技术的改进以及计算机技术的发展,脑电的分析正式进入计算机分析的阶段。另外从脑电图的基于时间的波形涵盖了脑电信号的信息,其时域特点是非常明显的,分析方法简单而且容易被人接受。Altunay 等人<sup>[7]</sup>提出了一种基于时域的癫痫脑电图检测技术,但是 EEG 的时域分析方法只能分析脑电信号在时间层次的分辨率,没有考虑到频率层次的分辨率,而且抗干扰能力较差,并且由于脑电信号的复杂性导致对脑电图的分析仍然处于窘境尚未得到解决<sup>[8]</sup>。而频域分析正是针对脑电波的时域分析存在的缺点而提出的,其中 Rogowski 等人<sup>[9]</sup>应用频域分析方法对癫痫进行检测,准确率高。

因此在脑电图的分析过程中,单独对脑电图波形进行时域特征分析容易丢失脑电图的频率特性隐藏的有效信息,而且基于频域分析的方法并不能分析到某个时刻的脑电信息,所以单独从时域或者频域都无法完整的提取脑电图特征。因此时频分析方法在时域、频域都有着良好的局部化分析的特性刚好解决了这一问题。小波变换是时频分析的典范,它将时间信号变换到时间频率域,对信号的局部特性观察具有针对性,可以同时观察到时间和频率信息<sup>[10]</sup>。Ubeli 等人<sup>[11,12]</sup>提出了利用小波系数计算能量的方法并且作为提取癫痫信号特征的方法。Adeli 等人<sup>[13]</sup>将原始信号用小波分解得到不同的独立频段,然后在特征提取过程中采用混沌序列的分析方法取得了预期的效果。Blanco 等人<sup>[14]</sup>利用小波变换对癫痫进行

分析, 实验结果良好。Sun 等人<sup>[15]</sup>论证了小波变换对脑电信号分析等方面具有很好的应用。Chen 等人<sup>[16]</sup>利用频域分析和时频分析方法中的 Gabor 变换和经验模态分解 (Empirical Mode Decomposition, EMD) 进行脑电特征提取。

80 年代到 90 年代初, 不断的有研究者试图通过对非线性动力学方向的研究来解决癫痫脑电信号的分类问题<sup>[17]</sup>。随着非线性动力学的各种方法得到飞速发展, 在非线形信号分析领域, Iasemids 等人<sup>[18]</sup>首次使用非线性动力学指标最大 Lyapunov 指数来描述癫痫患者脑电信号有非线性动力学的特性。研究表明在癫痫发作间歇期间时最大 Lyapunov 指数最大, 越临近发作时间点, 最大 Lyapunov 指数呈下降趋势, 在发作期间最大 Lyapunov 指数达到最小。随后不断出现类似的非线性特征作为癫痫脑电信号的特征, 如熵、样本熵、嵌入维等, 并取得了一定的效果。Zhang 等人<sup>[19]</sup>提取了脑电信号的 6 组能量特征和 6 组样本熵特征。

由于单一特征提取方法进行脑电信号处理存在的局限性, 所以在特征提取过程中, 人们也常常混合使用特征提取方法, 也有通过一些模型得到新的特征。Zhang 等人<sup>[20]</sup>将自回归模型和样本熵方法结合在一起进行特征提取, 实验结果表明该组合策略能有效地提高脑电图信号的分类性能。Geng 等人<sup>[21]</sup>使用相关维度和赫斯特指数提取非线性特征。Ren 等人<sup>[22]</sup>则使用卷积深信度网络 (Convolutional Deep Belief Networks, CDBNs) 提取脑电信号特征。然而有部分研究者研究固定特征的提取, Chen 等人<sup>[23]</sup>通过递归量化分析 (Recurrence Quantification Analysis, RQA) 提取动态特征; Tu 等人<sup>[24,25]</sup>等人提出半监督特征提取器又称为极端能量比 (Semi-supervised Extreme Energy Ratio, SEER)。

由于 EEG 数据本身具有的随机性、非平稳性以及非线性等特点, 而描述 EEG 特征的方法多样, 因此如何利用少量的特征来表征 EEG 的真实信息, 不仅可以降低模型在学习训练过程的计算量, 同时可以避免无意义和冗余数据对分类器的影响, 针对该问题, 研究者们对特征如何选择展开了研究。其中 Yu 等人<sup>[26]</sup>提出基于快速关联特征选择 (Fast Correlation Based Filter, FCBF), 它是一种快速过滤的特征选择算法, 对于一对冗余特征, 将于目标计算相关性更高的特征保留, 将相关性低的特征剔除, 然后利用相关度高的特征去筛选其他特征。Ding 等人<sup>[27]</sup>提出最小冗余最大相关 (Minimum Redundancy-Maximum Relevance, MRMR),



Degree papers are in the "[Xiamen University Electronic Theses and Dissertations Database](#)". Full texts are available in the following ways:

1. If your library is a CALIS member libraries, please log on <http://etd.calis.edu.cn/> and submit requests online, or consult the interlibrary loan department in your library.
2. For users of non-CALIS member libraries, please mail to [etd@xmu.edu.cn](mailto:etd@xmu.edu.cn) for delivery details.

厦门大学博硕士论文摘要库