

南京航空航天大学
论文集

(二〇〇八年) 第23册

信息科学与技术学院

(第3分册)

上册

南京航空航天大学科技部编

二〇〇九年五月

Z427/1033(2008)-(23)A



信息科学与技术学院

043 系

上册



23

2009044437

信息科学与技术学院2008年发表论文明细表

序号	姓名	职称	单位	论文题目	刊物、会议名称	年、卷、期
219	解书钢 马维华	硕士生 教授	043 043	SPI息线的UARTA扩展方法	单片机与嵌入式系统应用	2008年6期
220	王辉 马维华	硕士生 教授	043 043	基于SOA Server CE数据同步技术的研究与实现	计算机技术与发展	2008年18卷4期
221	薛晖 陈松灿	博士生 正高	043 043	Classifier learning with a new locality regularization method	Pattern Recognition	2008年41卷5期
222	王喆 陈松灿	博士生 正高	043 043	Pattern Representation in Feature Extraction and Classification-Matrix Versus	IEEE Transactions on Neural Networks	2008年19卷5期
223	丁军娣 马儒宁 陈松灿	博士生 副高 正高	043 外 043	A scale-based connected coherence tree algorithm for image segmentation	IEEE Transactions on Image Processing	2008年17卷2期
224	薛晖 陈松灿	博士生 正高	043 043	Structural support vector machine	在2008年The 15th International Symposium on Neural Networks 会议上交流	
225	尹学松 胡恩良 陈松灿	博士生 博士生 正高	043 043 043	基于成对约束的判别型半监督聚类分析	软件学报	2008年19卷11期
226	刘俊 陈松灿	中级 正高	043 043	A study on three linear discriminant analysis based methods in small sample size problem	Pattern Recognition	2008年41卷1期
227	王喆 陈松灿	博士生 正高	043 043	Matrix-pattern-oriented least squares support vector classifier with AdaBoost	Pattern Recognition Letters	2008年29卷6期
228	刘俊 陈松灿	博士生 正高	043 043	Fractional order singular value decomposition representation for face recognition	Pattern Recognition	2008年41卷1期
229	王喆 陈松灿	博士生 正高	043 043	MultiK-MHKS:A Novel Multiple Kernel Learning Algorithm	IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence	2008年30卷2期
230	曹永忠 丁秋林 李斌	博士生 教授 教授	043 043 外	On-line Evolution of Web Service-flow Based on Process Mining	在2008年The 3rd International Conference on Computer Science&Education	

231	杨淑群 丁树良 蔡声镇 丁秋林	博士生 教授 教授 教授	043 外 外 043	An algorithm of constructing concept lattices for CAT with cognitive diagnosis	Knowledge-Based Systems	2008年21卷8 期
232	曹永忠 丁秋林 周日贵	博士生 教授 博士生	043 043 043	The Evolution of Web Service-flow	在2008年the 2st International Conference on Genetic and Evolutionary Computing会议上 交流	
233	刘维 陈峻 秦岭	博士生 教授 博士生	043 043 043	A Fast Algorithm for Gene Expressing Data Biclustering	在2008年ISECS会 议上交流	
234	刘维 陈峻 曲洪宇 秦岭	博士生 教授 // 博士生	043 043 外 043	A Parallel Biclustering Algorithm for Gene Expressing Data Biclustering	在2008年Fourth International Conference on Natural Computation 会议 上交流	
235	刘维 陈峻	博士生 教授	043 043	A Parallel Algorithm for Gene Expressing Data Biclustering	Journal of Computers	2008年3卷10 期
236	姜坚 袁家斌	硕士生 教授	043 043	基于特征行为的远程访问型 木马阻断技术	计算机与数字工程	2008年36卷 11期
237	叶峰 袁家斌	博士生 教授	043 043	置换密钥矩阵加密算法的改 进	东南大学学报（自 然科学版）	2008年38卷1 期
238	袁家斌 孙卓海	正高 硕士生	043 043	嵌入式系统中安全审计的设 计与实现	计算机安全	2008年2期
239	袁家斌 高洁	正高 硕士生	043 043	一种基于混合反馈的混沌图 像加密算法	计算机应用	2008年28卷2 期
240	袁家斌 浦海晨	正高 硕士生	043 043	基于遗传算法优化的神经网络 电子邮件信息分类器的研究	南京理工大学学报 （自然科学版）	2008年32卷1 期
241	袁家斌 罗娇敏	正高 硕士生	043 043	Strategy for Tasks Scheduling in Grid Combined Neighborhood Search with Improved Adaptive Genetic Algorithm Based on Local Convergence Criterion	在2008年IEEE计算 机科学与软件工程 国际会议上交流	
242	袁家斌 丁翔翔	正高 硕士生	043 043	A New Scheme of Key Pre- distribution Based on Public Key for Wireless Sensor Networks	在2008年信息技术 与环境系统科学国 际学术会议上交流	
243	顾海星 毛宇光	硕士生 副教授	043 043	动态推理控制	计算机技术与发展	2008年18卷1 期

244	周杰 毛宇光	硕士生 副教授	043 043	数据流查询语言的研究与实现	计算机技术与发展	2008年18卷1期
245	黄玉明 毛宇光	硕士生 副教授	043 043	数据仓库中多重粒度划分的层次编码解决方案	计算机技术与发展	2008年18卷10期
246	朱小栋 黄志球 陈圣青 黄凤 沈国华	博士生 教授 硕士生 硕士生 博士生	043 043 043 043 043	面向数据流挖掘过程的算法管理框架	应用科学学报	2008年1期
247	朱小栋 黄志球	博士生 教授	043 043	直觉模糊集的模糊蕴含式运算方法	计算机科学	2008年3期
248	朱小栋 黄志球	博士生 教授	043 043	Conceptual modeling rules extracting for data streams	Knowledge-Based Systems	2008年12卷8期
249	朱小栋 黄志球	博士生 教授	043 043	Description logic based consistency checking upon data mining metadata	在2008年3rd International Conference on Rough Sets And Knowledge Technology会议上交流	
250	凌兴宏 黄志球 刘全 李凡长 崔志明	博士后 教授 // // //	043 043 外 外 外	面向agent的统一知识表示与推理逻辑框架	南京大学学报（自然科学版）	2008年2期
251	周航 黄志球 孙海燕 张广泉 祝义	博士生 教授 博士生 博士生 博士生	043 043 043 043 043	基于OCL约束的多态性时序图测试用例生成方法	解放军理工大学学报（自然科学版）	2008年3期
252	周航 黄志球	博士生 教授	043 043	Automated metrics for industrial applications software polymorphic interactions	在ICIEA2008会议上交流	2008年3期
253	张君华 黄志球 仲宁 曹子宁	博士生 教授 // 副教授	043 043 外 043	Cost optimal reachability with probability bound in priced probalistic timed automata	在2008年 International Workshop on Computer Science and Engineering 会议上交流	
254	张君华 黄志球 曹子宁	博士生 教授 副教授	043 043 043	模型检测基于概率时间自动机的反例产生研究	计算机研究与发展	2008年10期

255	肖方雄 黄志球 胡军 袁敏 张君华	博士生 教授 博士生 博士生 博士生	043 043 043 043 043	Support web services composition with optimal cost using PPA	在2008年 Proceeding of the IEEE International Conference on Web Services会议上交流	
256	祝义 黄志球 周航	博士生 教授 博士生	043 043 043	A Formal Method Support for Resource modeling of Web Services Composition	在2008年 International Conference on Computer Science and Computation Technology会议上交流	
257	于瑞强 黄志球	博士生 教授	043 043	Operators for Analyzing Software Reliability with Petri net	在会议 International Symposium on Information Science and Engineering上交流	
258	王磊 黄志球 朱小栋 沈国华 程亮	硕士生 教授 博士生 博士生	043 043 043 043	数据流中基于事务链表组的频繁闭项集挖掘	计算机工程与设计	2008年8期
259	王磊 黄志球 朱小栋 沈国华 程亮	硕士生 教授 博士生 博士生	043 043 043 043	数据流中基于矩阵的频繁项集挖掘	计算机科学与探索	2008年3期
260	吴其展 黄志球 杨俊 李靖	硕士生 教授 博士生 硕士生	043 043 043 043	基于UML的构件可重用性度量方法	计算机工程与设计	2008年6期
261	严巍 黄志球 刘毅 王凯	硕士生 教授 博士生 博士生	043 043 043 043	协同设计中层次访问控制模型的研究	计算机工程与设计	2008年6期
262	李婧 黄志球 杨俊 吴其展	硕士生 教授 博士生 博士生	043 043 043 043	面向对象软件度量的3D可视化方法	计算机工程与设计	2006年6期
263	曾云峰 周航 黄志球	硕士生 博士生 教授	043 043 043	BP EL的测试用例生成研究	计算机工程与设计	2008年6期

264	陈兵	副高	043	分布式防火墙中基于角色的访问控制策略模型	应用科学学报	2008年26卷3期
265	文旭 陈兵	硕士生 副教授	043 043	u COS-II高速网络通信中NAPI的设计与实现	小型微型计算机系统	2008年29卷2期
266	肖哲 陈兵	硕士生 副教授	043 043	嵌入式无线电台SNMP网管模型的设计与实现	应用科学学报	2008年26卷2期
267	袁瑗 陈兵	硕士生 副教授	043 043	Weighted Margin Multi-class Core Vector Machines	在IEEE International Conference on Computatioanal Intelligence and Security 会议上交流	
268	张道强	正高	043	Constraint Score :A new filter method for feature selection with pairwise constraints	Pattern Recognition	2008年41卷5期
269	张道强	正高	043	Constraint Projections for Ensemble Learning	第23届AAAI人工智能会议	2008年
270	彭岩 张道强	硕士生 教授	043 043	半监督典型相关分析算法	软件学报	2008年19卷11期
271	金骏 张道强	硕士生 教授	043 043	半监督鲁棒联机聚类算法	计算机研究与发展	2008年45卷3期
272	彭岩 张道强	硕士生 教授	043 043	局部判别型典型相关分析算法	计算机工程与应用	2008年44卷21期
273	宋风梅 张道强	硕士生 教授	043 043	一种基于半监督降维的聚类算法	广西师范大学学报(自然科学版)	2008年26卷3期
274	徐敏 朱梧楦	中 级 正 高	043 043	Document Classification by Semi-supervised Learning Based on LVQ	数学季刊	2008年6卷
275	徐敏 朱梧楦	中 级 正 高	043 043	数学的美与浪漫	南京航空航天大学学报(社科版)	2007年9卷1期
276	朱梧楦	正 高	043	Intension and structure of actually infinite,rigid sets	The international journal of systems & cybernetics	2008年37卷3/4期
277	朱梧楦	正 高	043	Problem of infinity between predicates and infinite sets	The international journal of systems & cybernetics	2008年37卷3/4期



SPI 总线的 UART 扩展方法

■ 南京航空航天大学

解书钢

马维华

吴术

摘要

借助于微处理器的 SPI 总线接口,利用 NXP 公司的一款芯片 SC16IS752,提出一种基于 SPI 转 UART 的软硬件设计方案;着重介绍 SPI-UART 转换原理,并结合实际的应用系统,讨论了整个设计的可行性和实用性。实际应用表明,该方案经济、实用。

关键词

SPI 总线 UART 接口扩展 微处理器 SC16IS752

引言

目前,UART (Universal Asynchronous Receiver Transmitter,通用异步收发器)接口的使用越来越广泛,许多设备上提供了 UART 接口^[1]。工业使用的微处理器一般都只包括 2 个 UART 口。在实际工业数据发送和采集应用系统中,为了节省资源,微处理器直接通过 UART 口与设备进行数据交互。这样势必会导致微处理器的 UART 口不够,为了方便设备的接入,因此扩展 UART 口是一种理想的解决方案。同时,考虑到微处理器的 SPI/I²C 总线上可以连接多个总线器件,为了充分利用资源,在实际应用中可以通过 SPI/I²C 实施对 UART 接口的扩展。本文提出了一种 SPI 扩展 UART 的方法,主要采用 SC16IS752 芯片进行 UART 接口扩展。SC16IS752 提供了标准 SPI 总线接口,只需要微处理器能提供标准的 SPI 或模拟 SPI 总线接口。整个设计简捷、经济,具有通用性。

本文最后介绍了扩展接口在无线数据采集集中器的应用,可方便地使用扩展出的 UART 口连接相应的无线通信模块,实现数据的采集和通信。

1 SPI 总线

串行外围设备接口(Serial Peripheral Interface, SPI)是 Motorola 公司推出的一种同步串行接口,其硬件功能强大,因此与 SPI 有关的软件比较简单^[2]。一般情况下,实现 SPI 通信需要 3~4 根线:同步时钟(SCK)线,用于实现主器件和从器件在 MISO 和 MOSI 线上串行数据传输的同步;主输出/从输入(MOSI)线,用于主器件的输出或从器件的输入;主输入/从输出(MISO)线,用于主器件的输入或从器件的输出;片选控制($\overline{CS}$)线,用于从设备的选择。SPI 的工作模式有 4 种,本文采用了其中的一种主模式。

2 SC16IS752 扩展芯片

SC16IS752 是 NXP 公司推出的一款通过 SPI/I²C 总线扩展为 UART 接口的芯片^[3]。扩展出双通道高性能的 UART,并且能到达 5 Mbps 的数据率;提供 8 个额外的可编程的 I/O 脚;还可以提供数据速率高达 115.2 kbps 的 IrDA。另外,SC16IS752 还具有其他高级的特性,例如自动硬件和软件流控制、自动的 RS485 支持和软件复位。

作为 UART 扩展接口芯片,SC16IS752 的引脚定义并不复杂,如图 1 所示。XTAL1、XTAL2 引脚用来连接晶振电路, $\overline{CS}/A0$ 用作 SPI 片选或者 I²C 总线器件地址选择 A0;I²C/SPI 为 I²C 总线或 SPI 总线接口选择; $\overline{IRQ}$ 中断引脚。其他引脚就主要包括扩展后的 2 个 UART 及 I/O。

1	RTSA	GPIO7/RIA	28
2	CTSA	GPIO6/CDA	27
3	TXA	GPIO5/DTRA	26
4	RXA	GPIO4/DSRA	25
5	RESET	RXB	24
6	XTLA1	TXB	23
7	XTAL2	VSS	22
8	VDD	GPIO3/RIB	21
9	I2C/SPI	GPIO2/CDB	20
10	$\overline{CS}/A0$	GPIO1/DTRB	19
11	SI/A1	GPIO0/DSRB	18
12	SO	RTSB	17
13	SCL/SCLK	CTSB	16
14	VDD/SDA	$\overline{IRQ}$	15

图 1 SC16IS752 引脚图

带有 SPI 接口的微处理器与 SC16IS752 的连接十分方便;如果不带 SPI 接口,则可以通过 I/O 口来实现模拟 SPI 口的功能。

3 扩展 UART 的设计过程及原理

3.1 SPI-UART 的工作过程

SPI 接口协议要求接口设备按主从方式进行配置,且同一时间内总线上只能有一个主器件。主输出/从输入(MOSI)信号是主器件的输出和从器件的输入,数据传输时最高位在先;主输入/从输出(MISO)信号是从器件的输出和主器件的输入,数据传输时也是最高位在先。串行时钟(SCLK)信号是用于同步主器件和从器件之间在 MOSI 和 MISO 线上的串行数据传输。在整个数据传输过程中,



片选信号($\overline{CS}$)应该处于低电平状态。

在扩展方案中,微处理器作为主器件,SC16IS752 作为从器件。因此,在设置 SPI 控制器时,应该设置 SPI 为从机。具体工作时序如图 2 和图 3 所示。

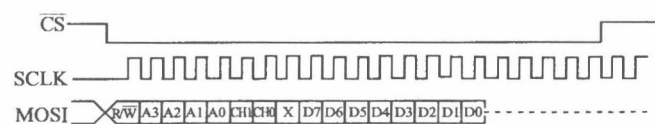


图 2 写时序

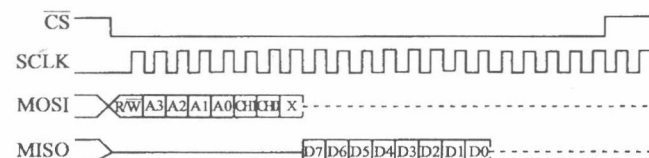


图 3 读时序

3.2 软件设计

软件设计的依据:一是硬件系统连接关系;二是 SPI 的工作时序;三是 SC16IS752 的工作方式。程序主要包括对 SPI 接口和 SC16IS752 的初始化、数据的发送和接收。

SPI 接口的初始化。如果处理器提供标准的 SPI 口,那么只需要选择 SPI 引脚功能,然后设置输入/输出;如果处理器不带标准的 SPI 口,可以通过普通的 I/O 口来模拟 SPI 接口,完成引脚的设置后,还需要对 SPI 的模式、时钟频率进行设置。

SC16IS752 的初始化。通过 SC16IS752 转换为串口输出,所以必须考虑到串口的波特率、数据位、停止位、校验位等的设置。同时,在实验过程中,采用接收中断,这些也是在初始化 SC16IS752 时要考虑的。

波特率^[4]的计算公式如下:

$$\text{Baud} = \frac{f_{\text{pclk}}}{16 \times (\text{DLH}, \text{DLL})}$$

在下面的程序中,给出了对 SC16IS752 扩展出的 A 通道的初始化。

```
void SC16IS752_Init_ChA(void) { //SPI- UART 的 A 通道初始化
//设置 UART_A 为 1200、8、N、1
SPI_Wr_752(LCR, 0x80, 0); //DLH、DLL 寄存器使能
SPI_Wr_752(DLL, 0x60, 0); //设置波特率为 1 200
SPI_Wr_752(DLH, 0x00, 0);
SPI_Wr_752(LCR, 0xBF, 0); //使能 EFR 寄存器
SPI_Wr_752(LCR, 0x03, 0); //8 个数据位,无奇偶校验,
//1 个停止位
SPI_Wr_752(SCR, 'A', 0); //暂存寄存器
SPI_Wr_752(IER, 0x01, 0); //接收数据中断使能
}
```

数据的发送。SC16IS752 发送器部分由一个发送保存寄存器 (THR) 和发送移位寄存器 (TSR) 组成。THR 实际是一个 64 字节 FIFO。THR 接收数据并将其移入 TSR,然后在 TSR 中将其转化为串行数据并在 TX 端移

出。处理器将数据通过 SPI 总线送入 SC16IS752 的发送寄存器中,等待数据被取走。

数据的接收。SC16IS752 接收器由一个接收保存寄存器 (RHR) 和接收移位寄存器 (RSR) 组成。RHR 实际上是一个 64 字节 FIFO。RSR 接收 RXD 端的串行数据,然后将数据转化为并行数据转移到 RHR。

一般的情况下,为了系统设计的方便,可以选择 SC16IS752 的数据发送所采用的查询方式;而接收数据是通过芯片的 $\overline{IRQ}$ 引脚触发处理器的外部中断,产生中断信号,通知处理器接收和处理数据。其工作程序流程如图 4 所示。

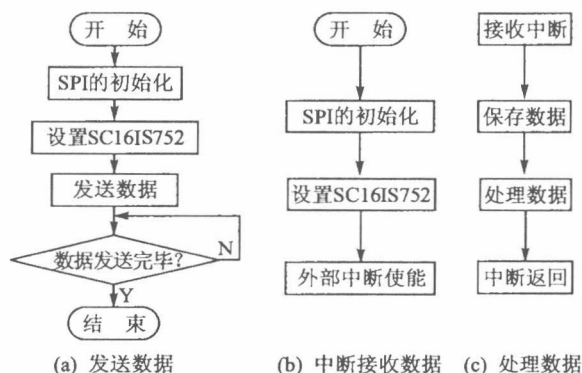


图 4 发送、接收数据流程

4 扩展 UART 接口实例

采用 SPI 扩展出的 UART 可满足标准串行端口 UART 的要求,而且操作简单。设置串口的波特率、数据位、停止位和校验位,数据的发送与接收都可由用户自行定义。笔者在无线数据采集集中器系统中,对扩展 UART 的可行性和实用性进行了论证。下面以无线数据采集集中器为例,说明 SC16IS752 的实际应用。

4.1 可行性

在设计无线数据采集集中器过程中,选用了 NXP 公司的 LPC2148 作为集中器的处理器^[4]。LPC2148 自带 2 个 UART 口,而无线数据采集集中器需要 4 个 UART,分别为 RS232 数据传输、红外数据传输、接收数据 UART 和无线通信 UART 口。很明显,需要扩展 UART 口才能满足要求。微处理器 LPC2148 有标准的 SPI/I²C 总线,因此笔者就选择了 SC16IS752 作为 UART 的扩展芯片。

SC16IS752 具有 16C450 可兼容的寄存器集,扩展出的 UART 引脚分别为 TX、RX、RTS 和 CTS。这些都和标准的 UART^[5]一样,只是初始化的设置不同。初始化完成后,具体操作函数和标准的 UART 接口操作类似。只是芯片在读取和发送数据时,与微处理器的数据交互是通过 SPI 总线进行的。

4.2 应用设计

集中器系统具体设计硬件连接图如图 5 所示。SC16IS752 的 $\overline{IRQ}$ 直接与 LPC2148 的外部中断 EINT1 连



接。扩展的 UART 接收到数据后,就会通过 $\overline{\text{IRQ}}$ 产生一个低电平触发外部中断,而在处理器的外部中断服务程序中处理接收到的数据。在实际集中器测试中,扩展出的 UART 口与标准的 UART 具有同样功效。芯片的晶振频率采用 1.843 2 MHz,与晶振连接的是 22 pF 的电容,芯片需要采用 3.3 V 电源供电。与 CPU 连接的引脚共有 6 个,功能如表 1 所列。其中, SPI 配置必需的引脚是 MOSI、MISO、SCK。因为选用芯片的功能是 SPI 转 UART,所以直接把 I2C/SPI 引脚接地。

结 语

UART 广泛用于 Modem、手持工业设备、条形阅读器、

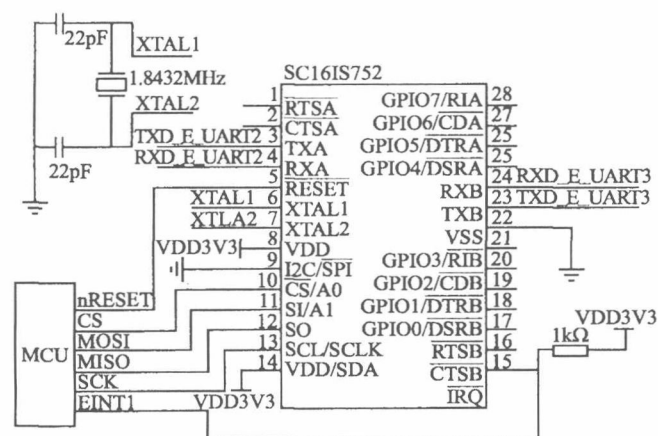


图 5 硬件连接图

11 的手指(遥控器操作者在汽车防盗遥控接收器内建立过指纹模板的手指)在指纹识别窗口上轻轻滑过;汽车防盗遥控发射器采集到指纹后,通过编码加密算法加密指纹数据,并通过 FSK 方式发射出去;在有效距离范围内的汽车防盗遥控接收器收到加密的数据,并通过解码算法得到解密后的指纹数据,然后与存储的指纹模板数据一一比对。如果比对结果为真,则确认操作者身份成功,可以接收遥控发射器的指令数据,否则不接收遥控发射器的指令。如果汽车在没有得到操作者的合法身份情况下被强行操作,那么防盗遥控接收器就会发出报警控制信号(如报警器鸣响、前灯亮闪),并执行其他防盗控制信号(如总电路断开、汽车熄火、车门锁关等)。

结 语

本文设计的防盗遥控发射器采用了刮擦式活体指纹识别芯片 MBF310,属于第二代指纹识别技术,有效克服了第一代指纹识别技术识别率低、识别橡胶模型指纹等缺点和不足,提高了安全等级和正确识别率。

nRF401 无线收发芯片,采用 FSK 技术,遥控距离可达 800 m。防盗遥控发射器和防盗遥控接收器中,

表 1 SC16IS752 与 CPU 连接引脚功能

引脚名称	功 能	引脚名称	功 能
CS/A0	SPI 的片选信号	SCK	SPI 串行时钟输入
MOSI	SPI 串行数据输入	EINT1	外部中断信号
MISO	SPI 串行数据输出	nRESET	芯片复位引脚

测试设备、消费产品与 PC 机之间,以及小型网络之间的通信。本文结合微处理器的 SPI 或 I²C 接口功能,设计了一种扩展 UART 接口;微处理器没有标准的 SPI 或 I²C 接口时,也可通过普通的 I/O 来模拟 SPI/I²C 总线。扩展出的 UART 应用于实际无线数据采集系统,实验结果表明,完全能够达到标准 UART 接口的要求。处理器的 UART 口不够用时,也可通过此方案达到设计的要求。

参考文献

- [1] 胡立坤,王庆超. 基于 UART 的可靠通信与性能分析[J]. 计算机工程,2006,32(10).
- [2] 贾伟,邵左文,张玉猛. 基于 SPI 总线的高速串行数据采集系统设计[J]. 国外电子测量技术,2007:37-40.
- [3] SC16IS752. pdf [OL]. [2008-01]. <http://www.nxp.com>.
- [4] Philips Semiconductor. LPC214x/LPC48_en. pdf,2005-10.
- [5] 周立功. ARM 嵌入式系统基础教程[M]. 北京:北京航空航天大学出版社,2004.

解书钢、吴术(硕士),主要研究方向为嵌入式系统;马维华(教授),主要研究方向为嵌入式系统、多机系统等。

(收稿日期:2008-01-30)

AT93C46 是编解码配置芯片,存有 256 位的编解码数据。遥控发射器发射数据时采用 256 位编码加密算法,可以防止遥控发射的数据被截获破解以及遥控发射器被仿制,只有遥控发射器和遥控接收器的编解码数据相同时,才能进行遥控操作,提高了安全等级。防盗遥控接收器中的指纹模板存储器采用了 8 KB 的高速铁电存储器 FM24C64,可以无故障读写 1 010 次,掉电情况下保持数据 10 年不丢失。遥控发射器和接收器以超低功耗 16 位处理器 MSP430F12X 为数据处理和控制核心,提高了数据运算速度和系统的智能化程度,降低了功耗。

参考文献

- [1] 胡大可. MSP430 系列 FLASH 型超低功耗 16 位单片机[M]. 北京:北京航空航天大学出版社,2001.
- [2] 胡大可. MSP430 系列单片机 C 语言程序设计与开发[M]. 北京:北京航空航天大学出版社,2003.
- [3] 魏小龙. MSP430 系列单片机接口技术及系统涉及实例[M]. 北京:北京航空航天大学出版社,2002.

刘莫尘(硕士),主要研究方向为控制理论与控制工程;曾益清(工程师)。

(收稿日期:2008-03-19)

基于 SQL Server CE 数据同步技术的研究与实现

王 辉, 马维华

(南京航空航天大学 信息科学与技术学院, 江苏 南京 210016)

摘 要: 由于 PDA 等移动产品 in 应用领域中的日益普及, 嵌入式移动数据库的应用研究也成为业界热点。对比了 Windows CE 平台下几种常见的数据库, 并且主要研究了 SQL Server CE 2.0 版本中两种常用的数据同步技术: 远程数据访问 (RDA) 和复制 (Replication)。通过分析并结合两者的特点, 在具体的手持抄表设备开发中, 提出了移动设备和中心数据库之间进行数据同步的解决方案以及相应 EVC++ 4.0 下的实现方法。

关键词: 嵌入式移动数据库; SQL Server CE; 远程数据访问; 复制

中图分类号: TP39

文献标识码: A

文章编号: 1673-629X(2008)04-0232-04

Research and Implementation of Data Synchronization Technology Based on SQL Server CE

WANG Hui, MA Wei-hua

(College of Information Science and Technology, Nanjing University of
Aeronautics & Astronautics, Nanjing 210016, China)

Abstract: The research of embedded mobile database for application is becoming a field hot point because of the popularity of PDA mobile product in application field. Some kinds of database based on Windows CE are compared at the beginning of this paper. The two kinds of commonly used data synchronization technology based on SQL Server CE 2.0 version: remote data access (RDA) and Replication are mainly researched in the paper. By analyzing and combining peculiarity of the two, the solution of data synchronization between mobile devices and center database and the implementation method based on EVC++ 4.0 tool are presented.

Key words: embedded mobile database; SQL server CE; remote data access; replication

0 引 言

随着 PDA 等手持移动设备在性能方面的普遍提高, 功能上的日益强大, 使其变得越来越普及。同时人们对于移动实时数据存储和管理的要求也不断提高, 嵌入式移动数据库迅速从研究领域过渡到应用领域, 相应地对数据库同步技术的讨论也从研究热点转变成实际应用中要解决的关键问题。

1 几种常用嵌入式移动数据库介绍

嵌入式移动数据库 (Embedded Mobile Database, EMDb), 简称为移动数据库。它涉及到多个学科领域, 如嵌入式系统、分布式数据库、移动计算、无线网络等学科; 简单地来说它是一种移动计算环境中的分布式数据库技术, 因此具有移动性、频繁断接、连接带宽

多样化等诸多特点^[1]。怎样在移动环境下解决移动设备与中心数据库的数据通信和同步问题是文中的重点, 同时由于笔者涉及的抄表应用程序运行在基于 Windows CE 4.2 嵌入式操作系统的 Pocket PC 2003 上, 所以下面主要对 Windows CE 平台上常用的几种移动数据库进行分析和比较。

CCeDBDatabase 是 Windows CE 自带的一种简单的数据库系统, 最多仅支持 9 种字段数据类型和 4 种排序索引, 并且只有一个层次。实际上, 它并不是真正意义上的关系数据库, 而是一种以特殊格式存储的结构化数据的集合。CCeDBDatabase 只适合于那些存储量小, 数据结构相对简单, 而又不需要数据同步的小型存储系统, 如备忘录、通讯簿等。

Pocket Access 是 Microsoft Access 的一个精简版, 它缺乏窗体、报表、存储查询以及表之间的关系, 仅提供对一组表的存储和访问。由于从 Windows CE 4.0 开始, 微软将主要支持 .NET 框架开发, 因此使用 EVC4.0 进行数据库应用程序开发, 就不能直接使用

收稿日期: 2007-07-06

作者简介: 王 辉 (1983-), 男, 河南濮阳人, 硕士研究生, 研究方向为嵌入式系统; 马维华, 教授, 研究方向为嵌入式系统。

ADOCE 数据访问技术。不过 Virtual Office Systems 公司提供了一系列开源的针对 ADO 技术的第三方封装类,使开发者仍然能够使用 ADOCE 对 Pocket Access 数据库进行访问,并且可以用编程方式在 PC 应用程序和移动设备之间互相复制表,而实现数据同步功能。

SQLite 是一个开源的、易于维护和配置,并且可以嵌入的 SQL 数据库引擎。它的最大特点就是小巧(小于 250kB)和快速(甚至快于 MySQL),在嵌入式环境中这意味着内存占用量和功耗的减少,这也更有利于其作为一个嵌入式数据库应用于移动客户端。但是数据库的精简也带来了事务处理并发性差、安全性不高,以及没有可用于 SQLite 的网络服务器等诸多缺点,这对于移动设备上的数据库开发来说是不小的打击。

SQL Server CE 同样也是 SQL Server 2000 的简化版本,静态占用大约为 1MB 左右空间,应用程序运行时占用 1MB~3MB 空间,尽管占用很小的体积,它却可以提供和 SQL Server 2000 几乎相同的开发模型和功能^[2]。SQL Server CE 引擎提供了关系数据库的基本功能和 128 位的安全加密级别,而远程数据访问和复制功能保证了移动设备与服务器进行一致性同步,这使其成为移动和无线环境下手持设备的理想选择。

2 SQL Server CE 数据同步技术

经过对上述几种常用数据库对比后发现,SQL Server CE 既拥有强大而高效的本地数据库引擎,又能够方便地与中心数据库同步,还有比较健全的安全保护机制,因此文中所涉及的手持抄表设备的开发采用它作为嵌入式移动数据库。

2.1 SQL Server CE 环境架构

移动设备客户端的 SQL Server CE 是依赖一些组件与服务器 PC 上的 SQL Server 实例进行数据交换的。不管移动设备是始终连接数据服务器还是间断性地连接,SQL Server CE 都可以通过这些组件实现移动设备对中心数据直接、高效的访问,以及保证数据一致性的合并复制。SQL Server CE 与服务器之间的构架如图 1 所示。

上面的系统构架图描述了 SQL Server CE 不同组件之间的关联,其中对于移动设备来说最主要的组件就是 SQL Server CE 客户端代理,它实现了移动设备操作本地数据库的引擎对象,和用于完成数据同步的复制(Replication)和远程数据访问(RDA)两个对象。应用程序可以通过使用这些对象,来实现管理本地数据库以及与 SQL Server 数据库同步的功能。

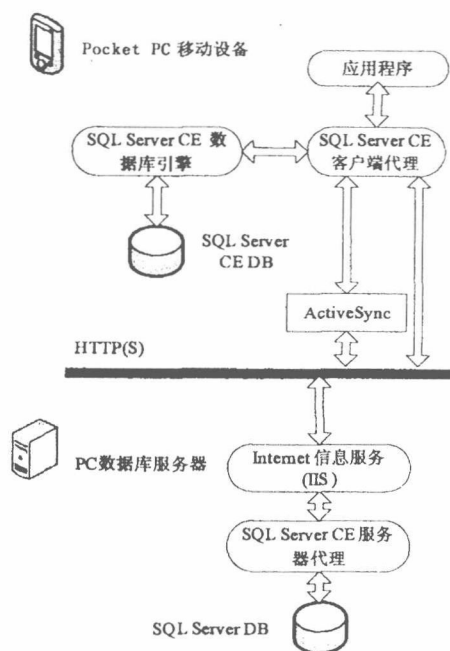


图 1 SQL Server CE 系统构架

2.2 RDA 和 Replication

在任何分布式移动应用环境中,移动终端与数据中心的数据交互一直是要讨论和解决的热点问题。特别是多个移动终端同时作业,网络连接时断时续时,通过数据同步技术来保证数据中心和终端的数据一致性显得尤为重要。

拿抄表系统的手持抄表器工作流程来讲,一旦有抄表任务,多个抄表员从数据中心下载用户相关信息(通过有线或者 Wi-Fi/GPRS 无线方式下载),然后他们到相应小区完成抄表任务,抄得表量数据并更改手持抄表器上的本地数据库后,将数据上载到数据中心,由数据中心进行冲突检测和解决,最后在中心完成统计和计算。在整个工作流程中,可以看到如何进行有效的数据通信和同步并合理解决冲突是关键。

SQL Server CE 2.0 提供了 RDA 和 Replication 两种数据同步技术来同 SQL Server 2000 完成数据交互。RDA(Remote Data Access),即远程数据访问技术,它提供拉数据(pull),推数据(push),远程提交 SQL 等三种方法来实现数据交互;Replication,即复制技术,基于 SQL Server 2000 的合并复制,利用订阅和发布来实现数据交互^[3]。两种技术有下述共同点:

- 1)功能上:两者都完成了从服务器下载数据;捕获并上载数据;下载、更新并上载数据的功能。
- 2)连接上:两种技术与中心数据库的通信连接均使用基于 Web 的协议:HTTP 或者 HTTPS。
- 3)传输上:两者的通信协议使用压缩数据来减少数据传输量,让它们更适应于无线网络传输。

4)安全上:在传输过程中都使用了 IIS 的加密技术来保护用户敏感数据,以及一系列鉴权和授权技术来避免非法入侵。

尽管有上述共同点,在实际应用中根据场合不同,仍然要对两种方法有所取舍。与复制相比,RDA 是一种比较简单的同步方法,只要服务器端进行简单配置,就能在移动端编程数据同步。但是这种方法仅能操作一张需要同步的表,在移动端也不能更改表的模式,并且没有完善的冲突检测和解决的机制^[4]。

手持设备选择数据同步设计策略,主要是看应用程序的用途、功能、规模、日后的升级和数据冲突情况。由于涉及多个表的下载、更新、上传,存在多个抄表员更新同一用户数据带来的冲突,又考虑到日后数据中心商业逻辑变化带来的升级问题,本抄表手持设备采用 Replication 方法完成和数据中心的数据同步。下面具体介绍使用 EVC4.0 开发复制同步程序的方法。

3 复制技术在手持抄表设备上的应用

在整个抄表系统中,手持设备需要与中心数据库同步时可能的位置如图 2 所示。

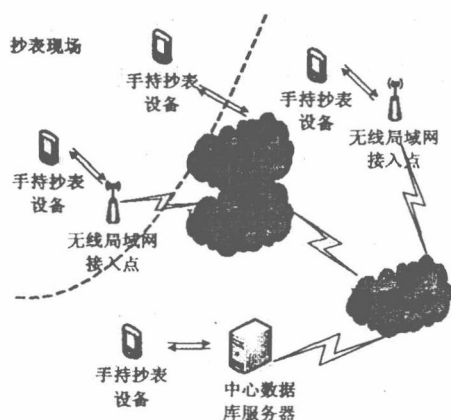


图 2 手持设备同步复制系统图

手持设备与数据中心进行复制同步有多种连接方式,这主要取决于抄表员所处的地点和当时的网络状况。可以采取的连接方式根据抄表员位置不同如表 1 所示。

表 1 同步连接方式

抄表员位置	同步通信方式
抄表现场,距数据中心>1km	Wi-Fi/GPRS
数据中心的无线局域网覆盖范围内	Wi-Fi
中心数据库服务器附近<10m	ActiveSync 工具(USB/蓝牙/红外/串口等)

3.1 手持抄表设备编程工具的选取

笔者使用 Microsoft eMbedded Visual C++ 4.0 作

为编程工具,而放弃使用 .NET 框架,主要考虑到手持设备要通过底层硬件采集用户表量数据,而 .Net 框架对硬件的控制编程能力明显要弱于 EVC;另外 EVC 用 OLEDB 方式访问本地 SQL Server CE 数据库速度要明显快于使用 .NET,在嵌入式开发中,应用程序运行速度的提高就意味着设备功耗的降低。

3.2 服务器端环境配置

SQL Server CE 的复制是基于 SQL Server 2000 合并复制技术的,因此在服务器端对两者进行安装配置,是开发和实现复制的第一步。下面列举出常见的单服务器环境配置步骤:

1)安装 IIS、SQL Server 2000 + SP3、SQL Server CE + SP3;

2)在 SQL Server CE 连接配置管理工具下,为合并复制创建基于 NTFS 格式的虚拟目录,并设置该目录的访问权限;

3)在 SQL Server 2000 下新建一个服务器注册,同时服务中的 MSSQLSERVER 和 SQLSERVERAGENT 更改为域帐户登录,不能用本地系统帐户来登录;

4)在 SQL Server 2000 下创建一个合并发布,订阅服务器类型为 SQL Server CE 设备,选择需要发布的表,最后选择冲突检测和解决策略^[3];

在完成上述安装和配置后,只要在移动设备端编写订阅程序,当和服务端有线或者无线连接时就可以完成数据复制。

3.3 手持抄表设备端复制程序实现

手持设备复制功能是通过在 EVC 下利用 COM 技术编程实现的^[5],具体的程序流程为:

①初始化 COM 库,对组件实例初始化:

```
CoInitializeEx(NULL, COINIT_MULTITHREAD);
```

②创建复制接口对象实例:

```
CoCreateInstance(CLSID_Replication, NULL, CLSCTX_INPROC_SERVER,
```

```
IID_ISSCEMerge, (LPVOID *) &pISSCEMerge);
```

③设置 Internet,发布及订阅服务器属性:

```
pISSCEMerge -> put_InternetURL(L"http://phil/sqlce/ssce-sa20.dll");
```

```
//phil 主机名,sqlce 虚拟目录
```

```
pISSCEMerge -> put_InternetLogin(L"administrator"); //administrator:系统用户名
```

```
pISSCEMerge -> put_InternetPassword(MyPassword); //MyPassword:系统用户密码
```

```
pISSCEMerge -> put_Publisher(L"phil"); //phil:发布服务器名
```

```
pISSCEMerge -> put_PublisherDatabase(L"DB"); //DB:发布数据库
```

```
pISSCEMerge -> put_Publication(L"PubDB"); //PubDB:发布
```

物名

```
pISSCEMerge -> put_SubscriberConnectionString(L"DataSource
= \\ \ MRDB.sdf");
```

//MRDB.sdf:移动设备同步数据库名

```
pISSCEMerge -> put_Subscriber(L"sub");//sub:订阅服务器名
```

如果是使用 ActiveSync 工具进行同步,还需要设置一下代理服务器属性,如:

```
pISSCEMerge -> put_InternetProxyServer(L"phil:23");//phil
主机名,23 端口
```

④向 SQL Server 主机增加订阅:

```
pISSCEMerge -> AddSubscription(CREATE_DATABASE);
```

仅第一次同步使用订阅时,需要调用该方法。

⑤进行同步复制:

```
pISSCEMerge -> Initialize();
```

```
pISSCEMerge -> Run();
```

```
pISSCEMerge -> get_PublisherChanges(&lPubChanges);
```

```
pISSCEMerge -> get_PublisherConflicts(&lPubConflicts);
```

```
pISSCEMerge -> get_SubscriberChanges(&lSubChanges);
```

```
pISSCEMerge -> Terminate();
```

一个完整的复制处理过程需要一定要依次调用 Initialize(), Run(), Terminate()方法^[2]。

4 总结与展望

SQL Server CE 复制技术的采用,完善了移动设备

(上接第 231 页)

解释。解释器对推理过程的跟踪是通过解释器内部的跟踪函数实现的。跟踪函数保存了推理机计算出最终结果的推理过程,并将使用的规则和数据的信

3 结语

基于 B/S 结构的森林病虫害专家系统成功地将专家系统技术、GIS 技术、数据库技术和网络技术有机地结合起来。该系统通过浏览器让专家系统以网络的形式得到更加广泛的应用。它可以为用户提供对于森林病虫害发生期、发生量和危害趋势的预测预报;提供对于森林病虫害的专家防治建议。系统由于同 GIS 技术相结合,可以直观地将灾害发生的区域面积显示出来。另外,通过收集、整理森林病虫害专家的知识

系统和经验、国家公布的防治技术、常识性知识,使得专家系统有着较高的精确程度。这对保护森林资源不被病虫害侵扰有着非常重要的意义。

系统的关键技术是将专家系统技术、GIS 技术、数据库技术和网络技术相结合,提供直观、有效的预测防

与数据中心的数据交互过程,有效地解决了同步中带来的数据冲突问题,使抄表员的工作效率大大提高。

但是由于 GPRS 网络的带宽问题,有比较大的表量数据需要通过该无线方式同步时,同步时间仍然较长,应用程序短时间内将不会对用户输入作出响应。为了使应用程序在数据同步过程中对用户更为友好,拟在下一个应用程序版本中,采用 SQL Server 2005 Compact Edition 版本的异步数据同步功能,使用户在等待数据同步完成的同时能够继续处理其他信息,进而改进应用程序性能。

参考文献:

- [1] 张祺中,孙莉. 嵌入式移动数据库在手持抄表器上的应用研究[J]. 微型电脑应用, 2003, 19(11): 23-25.
- [2] Microsoft. Microsoft SQL Server 2000 Windows CE Edition 2.0 Books Online [M/CD]. 2002.
- [3] Microsoft. Microsoft SQL Server 2000 联机丛书[M/CD]. 2002.
- [4] 吴飞,王昕. 嵌入式移动数据库 SQL Server for Windows CE 的应用研究[J]. 微计算机信息, 2006, 22(S): 122-124.
- [5] 汪兵,李存斌,陈鹏. EVC 高级编程及其应用开发[M]. 北京:中国水利水电出版社, 2005.

治结果。但由于目前网络带宽、计算能力等方面的限制,系统在进行多数据库操作(知识库、森林病虫害基本信息库和空间数据库)时,响应速度还需提高。此外,系统包含森林病虫害的种类仍然比较少,知识库有待进一步扩充和完善。

参考文献:

- [1] 叶建仁. 中国森林病虫害防治现状与展望[J]. 南京林业大学学报, 2000, 24(6): 1-5.
- [2] Potter W D, Deng X, Li J, et al. A web-based expert system for gyps moth risk assessment[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2000, 27(1-3): 95-105.
- [3] SUN Microsystems. J2EE Tutorial[EB/OL]. 2002. <http://java.sun.com/j2ee/tutorial/download.html>.
- [4] 何新贵. 知识处理与专家系统[M]. 北京:国防工业出版社, 1990.
- [5] Schmoldt D, Martin G. Development and Evaluation of an Expert System for Diagnosing Pest Damage of Red Pine in Wisconsin[J]. Forest Science, 1998, 35(2): 364-387.



Classifier learning with a new locality regularization method

Hui Xue^a, Songcan Chen^{a,*}, Xiaoqin Zeng^b^aComputer Science and Engineering College, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 210016, PR China^bDepartment of Computer Science and Engineering, HoHai University, Nanjing 210098, PR China

Received 22 September 2006; received in revised form 12 June 2007; accepted 28 September 2007

Abstract

It is well known that the generalization capability is one of the most important criterions to develop and evaluate a classifier for a given pattern classification problem. The localized generalization error model (R_{SM}) recently proposed by Ng et al. [Localized generalization error and its application to RBFNN training, in: Proceedings of the International Conference on Machine Learning and Cybernetics, China, 2005; Image classification with the use of radial basis function neural networks and the minimization of the localized generalization error, Pattern Recognition 40(1) (2007) 4–18] provides a more intuitive look at the generalization error. Although R_{SM} gives a brand-new method to promote the generalization performance, it is in nature equivalent to another type of regularization. In this paper, we first prove the essential relationship between R_{SM} and regularization, and demonstrate that the stochastic sensitivity measure in R_{SM} exactly corresponds to a regularizing term. Then, we develop a new generalization error bound from the regularization viewpoint, which is inspired by the proved relationship between R_{SM} and regularization. Moreover, we derive a new regularization method, called as locality regularization (LR), from the bound. Different from the existing regularization methods which *artificially and externally* append the regularizing term in order to smooth the solution, LR is *naturally and internally* deduced from the defined expected risk functional and calculated by employing locality information. Through combining with spectral graph theory, LR introduces the local structure information of the samples into the regularizing term and further improves the generalization capability. In contrast with R_{SM} , which is relatively sensitive to the different sampling of the samples, LR uses the discrete k -neighborhood rather than the common continuous Q -neighborhood in R_{SM} to differentiate the relative position of different training samples automatically and avoid the complex computation of Q for various classifiers. Furthermore, LR uses the regularization parameter to control the trade-off between the training accuracy and the classifier stability. Experimental results on artificial and real world problems show that LR yields better generalization capability than both R_{SM} and some traditional regularization methods.

© 2007 Elsevier Ltd. All rights reserved.

Keywords: Localized generalization error model; Stochastic sensitivity measure; Locality regularization (LR); Classifier Learning; Pattern classification

1. Introduction

A classifier design method is usually an algorithm that develops a classifier f to approximate an unknown input–output mapping function F from finitely available data, i.e., training samples. Once such a classifier has been elaborately designed, it can be used to predict the class labels corresponding to unseen samples. Hence, the goal of developing a good classifier

is to ensure the high prediction accuracy, i.e., generalization capability, for future unseen data [1].

Specifically, for a given pattern classification problem, the training samples, i.e., a set of input–output pairs $T = \{(x_i, y_i)\}_{i=1}^n$, are generated according to a fixed but unknown probability distribution $P(x)$, where y_i is the class label of the input x_i . The classifier f can be developed by minimizing the empirical risk on the training samples

$$R_{emp} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - f(x_i))^2 \quad (1)$$

The quality of f produced by a specific design method is measured by the discrepancy between the true output produced by

* Corresponding author. Tel.: +86 25 84896481x12106;

fax: +86 25 84498069.

E-mail addresses: xuehui@nuaa.edu.cn (H. Xue), s.chen@nuaa.edu.cn (S. Chen), xzeng@hhu.edu.cn (X. Zeng).

the mapping function F and the estimated value produced by f for unseen samples. The expected value of the discrepancy is defined as the generalization error [2]

$$R_{gen} = \int_{\Pi \setminus T} (F(x) - f(x))^2 dP(x), \quad (2)$$

where Π denotes the entire input space.

Many techniques have been proposed to improve generalization capability for the classifier design. Regularization method was presented originally by Tikhonov [3,4] for solving ill-posed problem. The basic idea of regularization is to stabilize and smooth the solution by means of some auxiliary nonnegative functional that embeds prior information about the solution [5]. The quantity to be minimized in regularization method is the *Tikhonov* functional, including both the empirical risk functional and the regularizing term, which are connected with a regularization parameter. Through optimizing the parameter, a satisfactory balance can be achieved between the training accuracy (bias) and the classifier complexity (variance) to gain good generalization capability [6]. An alternative method to promote generalization performance is cross validation (CV). In CV, the training dataset is randomly split into k disjoint subsets. A classifier is trained for k times on stochastic $k-1$ subsets and a subset is left out as the validation set to be used for estimating the generalization error at the same time [7]. Finally, the classifier with the lowest average estimated risk is chosen. However, CV is heuristic and cannot guarantee the classifier to have good generalization performance in every case [7–9]. Moreover, the computational cost of CV grows linearly with the number of samples and often becomes intolerable for practical application [9]. In addition, early stopping is another widely used technique to improve the generalization capability because it is simple to understand and implement. Just as CV, it splits the training data into a training set and a validation set, and stops training as soon as some stopping criterions being achieved in the validation set [10,11]. However, the method is also heuristic in nature and it is easy to prematurely stop at the local minimum. How to choose a proper stopping criterion is a key issue in the technique. Furthermore, as an alternative major approach, Vapnik–Chervonenkis (VC) theory [1] provides analytical generalization bounds that can be used for estimating generalization error by defining a new measure of complexity, called as the VC-dimension, which coincides with the number of parameters for linear classifier [9]. However, VC-theory cannot be rigorously applied to nonlinear classifiers, such as neural networks, where the VC-dimension cannot be accurately estimated and the empirical risk cannot be reliably minimized [8,9].

Different from the above state-of-the-art methods, the localized generalization error model (R_{SM}) recently proposed by Ng et al. [2,12] provides a new look at the generalization error, although it has not received sufficient attention yet. R_{SM} is illuminated by the classifiers such as support vector machine (SVM) [13], radial basis function neural network (RBFNN) [5] and multilayer perceptron neural network (MLPNN) [5], which are really local learning machines and consider the

unseen samples close to the training samples more important [2]. Hence, in R_{SM} , the generalization error for unseen samples is bounded within a Q -neighborhood of the training samples using stochastic sensitivity measure [14–16], i.e., the expectation of the squared output perturbation. And the Q -neighborhood is designed to be the regular shape, such as a hyper-square, a sphere or a rectangle. Accordingly, a model selection method based on R_{SM} has been presented to train RBFNN [2]. For a given threshold, the method selects the optimal classifier by maximizing the value of Q , assuming that the mean square error (MSE) of all samples within the union of all Q -neighborhoods, including the training and testing samples, is smaller than the threshold [2]. The resulting RBFNN has better testing accuracy, fewer hidden neurons and less training time than the ones trained respectively using multiple folds CV and sequential learning. In addition, R_{SM} can also be generalized to feature selection [17], active learning [18], multiple classifier systems [19], image classification [12], and so on.

Although R_{SM} seems to provide a brand-new method to promote the generalization performance, in this paper, we will first prove the important relationship between R_{SM} and regularization, i.e., it is in nature another type of regularization, and demonstrate that the stochastic sensitivity measure in R_{SM} exactly corresponds to a regularizing term. Moreover, R_{SM} controls the generalization error for unseen samples through maximizing the Q -neighborhoods of training samples, which requires the Q -neighborhoods share common shape. However, in practice, R_{SM} can guarantee neither unseen samples always residing within the limited union of Q -neighborhoods, nor thus the comparable generalization performance for these samples. In order to tackle the above problem, we further develop a new generalization error bound from the regularization viewpoint, which is inspired by the proved relationship between R_{SM} and regularization. Moreover, we derive a new regularization method, called as locality regularization (LR), from the bound. Instead of optimizing Q , LR seeks for the classifier function $f(x)$ which minimizes a *quasi-Tikhonov functional* directly on the basis of selecting a proper regularization parameter, just as in traditional regularization [5]. However, different from the existing regularization methods [5,6] which *artificially and externally* append the regularizing term in order to smooth the solution, LR is *naturally and internally* deduced from the defined expected risk functional following R_{SM} . Furthermore, LR calculates the regularizing term by employing locally variable k -neighborhood rather than the common continuous Q -neighborhood in R_{SM} such that it cannot only differentiate the relative position of different training samples automatically and avoid the complex computation of Q for various classifiers, but also further improve the generalization capability. Therefore, LR, on one hand, has the common advantage of traditional regularization method that can achieve a trade-off between the training accuracy and the classifier stability [6], which leads to the resulting classifier more stable than R_{SM} in terms of the different sampling of the samples. On the other hand, thanks to the introduction of the local structure information of the samples into the regularizing term through combining with spectral graph theory [20], LR yields more likely

better generalization performance than traditional regularization method.

The rest of this paper is organized as follows. Section 2 briefly reviews the basic theory of R_{SM} . In Section 3, we prove the relationship between R_{SM} and regularization, and give the corresponding deduction. The new generalization error bound and the corresponding regularization method LR are proposed in Section 4. Section 5 shows some experimental results to demonstrate the better generalization performance of our method. Some conclusions are given in Section 6.

2. The localized generalization error model (R_{SM})

Let $S_Q^{(b)}$ denotes the Q -neighborhood of a training sample $\mathbf{x}^{(b)}$. And $S_Q^{(b)}$ is defined as $S_Q^{(b)} = \{\mathbf{x} = \mathbf{x}^{(b)} + \Delta\mathbf{x}\}$ that fulfils $0 < |\Delta x_i| \leq Q, \forall i = 1, \dots, N$, where N denotes the number of features of the training sample and $\Delta\mathbf{x} = (\Delta x_1, \dots, \Delta x_N)$ [17]. Then S_Q denotes the union of all $S_Q^{(b)}$, called as Q -Union.

R_{SM} is defined as the generalization error for the unseen samples, i.e., expected risk, within the Q -Union. With probability $1 - \eta$, we have

$$\begin{aligned} R_{SM}(Q) &= \int_{S_Q} (f(\mathbf{x}) - F(\mathbf{x}))^2 p(\mathbf{x}) d\mathbf{x} \\ &\leq \frac{1}{n} \sum_{b=1}^n \int_{S_Q^{(b)}} (f(\mathbf{x}) - F(\mathbf{x}))^2 \frac{1}{(2Q)^N} d\mathbf{x} + \varepsilon \\ &\leq [\sqrt{R_{emp}} + \sqrt{E_s((\Delta y)^2) + A}]^2 + \varepsilon = R_{SM}^*(Q). \end{aligned} \quad (3)$$

Following [2], the notations in Eq. (3) are explained as follows:

- (1) $R_{emp} = 1/n \sum_{b=1}^n (err^{(b)})^2$ is the usual empirical risk, where $err^{(b)} = f(\mathbf{x}^{(b)}) - F(\mathbf{x}^{(b)})$.
- (2) $E_s((\Delta y)^2) = 1/n \sum_{b=1}^n \int_{S_Q^{(b)}} (\Delta y)^2 p(\mathbf{x}) d\mathbf{x}$ is the stochastic sensitivity measure, where $\Delta y = f(\mathbf{x}) - f(\mathbf{x}^{(b)})$ is the output perturbation which measures the output difference between the training sample $\mathbf{x}^{(b)} \in T$ and unseen sample in its Q -neighborhood $\mathbf{x} = \mathbf{x}^{(b)} + \Delta\mathbf{x} \in S_Q^{(b)}$.
- (3) $A = (\max(F(\mathbf{x})) - \min(F(\mathbf{x})))$, $\varepsilon = B\sqrt{\ln \eta(-2n)}$, where $B = \max((f(\mathbf{x}) - F(\mathbf{x}))^2)$. Both A and ε are constants for a given training dataset and a pre-selected upper bound of the classifier output values.

For RBFNN, with probability $1 - \eta$, we have

$$R_{SM}^* \approx \left(\sqrt{\frac{1}{3} Q^2 \sum_{j=1}^M v_j + \frac{0.2}{9} Q^4 N \sum_{j=1}^M \zeta_j} + \sqrt{R_{emp}} + \sqrt{A} \right)^2 + \varepsilon, \quad (4)$$

where $v_j = \varphi_j (\sum_{i=1}^N (\sigma_{x_i}^2 + (\mu_{x_i} - u_{ji})^2)/v_j^4)$, $\zeta_j = \varphi_j/v_j^4$, detailed in Ref. [2].

Therefore, for a given threshold ρ , i.e., $R_{SM}^* = \rho$, the value Q can be computed by solving the following quadratic equation [2]:

$$Q^4 \frac{0.2}{3} N \sum_{j=1}^M \zeta_j + Q^2 \sum_{j=1}^M v_j - 3(\sqrt{\rho} - \varepsilon - \sqrt{R_{emp}} - \sqrt{A})^2 = 0. \quad (5)$$

There are maximum four solutions for Eq. (5) and the smallest real solution will be used as final result [2,17].

In a word, for the trained classifier whose concrete functional form is known, one could compute the maximum value of Q and the value indicates the coverage of the unseen samples whose generalization error in MSE is less than ρ [2,16]. So if two classifiers yield the same $R_{SM}^*(Q)$ with different Q values respectively, the one that yields the larger Q has better generalization performance.

3. The relationship between R_{SM} and regularization

In this section, we reveal that the R_{SM} is actually another type of regularization method and the stochastic sensitivity measure corresponds to a generalized regularizing term.

We assume that the unknown learning classifier function $f(\mathbf{x})$ belongs to a specified reproducing kernel Hilbert space (RKHS) $\mathcal{H}$ [21,22]. Let us denote the reproducing kernel of a functional Hilbert space $\mathcal{H}$ by $K(\mathbf{x}, \mathbf{x}')$. We will employ the following kernel model:

$$f(\mathbf{x}) = \sum_{i=1}^n \alpha_i K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}), \quad (6)$$

where $\{\alpha_i\}_{i=1}^n$ are parameters to be estimated from the training examples.

Theorem 1. If $f(\mathbf{x})$ belongs to $\mathcal{H}$, then the stochastic sensitivity measure in R_{SM} is equivalent to a generalized regularizing term, i.e.,

$$E_s((\Delta y)^2) = c \|\alpha\|_{\bar{\mathbf{K}}}, \quad (7)$$

where $\alpha = [\alpha_1, \dots, \alpha_n]^T$, $\bar{\mathbf{K}}$ is a symmetric and positive semi-definite matrix depending on the training samples $\mathbf{x}_i$ ($i = 1, \dots, n$), and c is a constant.

Proof. We apply Eq. (6) in the stochastic sensitivity measure. Note that, here we also define that the shape of Q -neighborhood is a hyper-square just as in Ref. [2] for convenience. Then