Indoor Localization设计报告

胡威2012012430、李竺霖2012011419、孔令航2012011340

1 程序功能

Indoor Localization是一个Android平台上的手机应用,利用Wifi信号强度实现了室内定位功能。

- 1. 查询位置时,只需要点击"LOCATE"按钮,应用就会开始扫描当前位置的Wifi信号,然后将数据上传到服务器。服务器会返回预测到的房间号,以文本形式展示在屏幕上。同时在地图上会显示服务器返回的位置信息和用户当前面向的方向。整个过程大约需要3到4秒时间,过程中会有进度条指示进度,并且也会以文字形式说明"Scanning Wifi"或"Wifi scanned, now locating"。如果网络出现错误则提示"Fail to connect"。
- 2. 上传位置时,需要输入房间号和当前的X、Y坐标,然后点击"UPLOAD",应用会在当前位置扫描5组数据,取平均后上传到服务器。整个过程持续20秒左右,有进度条标示进度,并且也会以文本形式说明当前已经扫描完多少组数据。
- 3. 应用在启动时会显示一个启动画面,之后进入主界面。在主界面中可以通过点击"LOCATE"和"UPLOAD"两个标签(不是前面所说的按钮,见下面示意图)或者滑动屏幕来切换功能。标签下方有一个色带,可以标示当前所在的功能页面。页面切换时滑动条会以动画的形式滑动到对应的新标签。

本应用的运行界面如下:

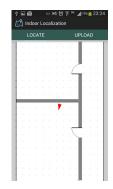












2 定位算法

本应用采用室内定位常用的基于Wifi强度的方法 [1]。移动终端需要能够扫描到其所在位置附近的Wifi名称、强度等信息,Android 系统提供的接口可以很方便地实现这一功能。终端扫描到的所有Wifi信号有一个RSSI(Radio Signal Strength Indications)值表示它的强度,我们使用这些RSSI组成的向量作为这个位置的特征。定位算法建立在实验数据基础上,它分为两个阶段:

- 1) 离线(训练)阶段:在这一阶段我们测量多个位置的RSSI向量,并与它们的位置信息一起保存在数据库中。
- 2) 在线阶段:在这一阶段中移动终端扫描当前的Wifi信息,通过其RSSI向量与数据库中已保存信息的比对推测出当前的位置。具体算法请见后文。

假设在离线阶段共测了l个点,其中第i个点的RSSI向量是 $x_i \in \mathbb{R}^n$,位置是 $y_i \in \mathbb{R}^d$,这里n是不同Wifi信号的个数,d是我们考虑的物理空间的维数。如果我们只考虑分类问题(如只需确定点在哪个房间),则可认为d=1, y_i 是类型的一个id(如房间号)。考虑一个在在线阶段测得的RSSI向量 $x \in \mathbb{R}^n$,为推测它的位置y我们采用了WKNN和SVM-Regression两类算法,其中SVM的实现使用了libSVM包 [2]。对于分类问题我们还可以使用SVM-Classification算法计算。

2.1 Weighted *k* Nearest Neighbours (WKNN)

设 $k \le l$ 是一个固定的正整数,一个简单的算法是在训练集 $\{x_i | 1 \le i \le l\}$ 中找与x距离(例如欧几里得距离)最近的k个点 x_{i_1}, \cdots, x_{i_k} ,然后对这k个点的位置取一个加权平均作为预测的位置:

$$y = \frac{\sum_{j=1}^{k} \frac{y_{i_{j}}}{d(x, x_{i_{j}}) + d_{0}}}{\sum_{j=1}^{k} \frac{1}{d(x, x_{i_{j}}) + d_{0}}}$$

其中 $d(x,x_{i_j})$ 是两个n维向量的距离(例如欧几里得距离), d_0 是一个很小的正常数以防出现分母为0的情况。

一个更简单的算法是KNN,也就是k Nearest Neighbours。顾名思义,它直接对k个点取(不加权)平均值。

2.2 Support Vector Machines(SVM)

SVM是机器学习中分类和回归问题非常有效的解法。我们对它做简单的介绍,更详细的介绍请参见[3]。

2.2.1 线性可分离问题

先考虑最简单的二类分类问题,即 $y_i \in \{-1,1\}$ 。假如存在n维空间中的一个超平面 $w^Tx + b = 0$ 将两类点分开,如图(1)。

SVM在满足这个要求的超平面中选出到最近数据点距离最远的一个,这等价于下面的二次规划问题:

minimize
$$||w||$$

subject to $y_i(w^Tx_i + b) \ge 1$ (1)

问题(1)的对偶问题是:

maximize
$$\sum_{i=1}^{l} \lambda_{i} - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^{l} \sum_{j=1}^{l} \lambda_{i} \lambda_{j} y_{i} y_{j} x_{i}^{T} x_{j}^{T}$$
subject to
$$\sum_{i=1}^{l} \lambda_{i} y_{i} = 0$$

$$\lambda_{i} \geq 0, i = 1, 2, \cdots, l$$
(2)

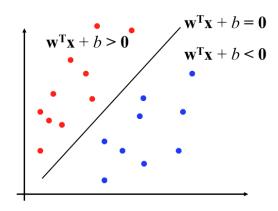


Figure 1: Linear separable

给定问题(2)的一个最优解($\lambda_1^*,\cdots,\lambda_l^*$),可得到问题(1)的最优解为

$$w* = \sum_{i=1}^{l} \lambda_i^* y_i x_i$$
$$b* = y_i - w *^T x_i, \forall \lambda_i > 0$$

最后的分类器为

$$f(x) = sign(\sum_{i=1}^{l} \lambda_i^* y_i x_i^T x + b^*).$$
(3)

2.2.2 线性不可分离问题

如果两类点不可用超平面分开,我们可以引入一组松弛变量 $\xi_i \geq 0$ 然后解决下面的二次规划问题:

minimize
$$\frac{1}{2}||w||^2 + C\sum_{i=1}^{l} \xi_i$$
subject to
$$y_i(w^T x_i + b) \ge 1 - \xi_i, i = 1, \dots, l$$

$$\xi_i \ge 0, i = 1, \dots, l$$

$$(4)$$

类似地,我们也可以考虑(4)的对偶问题,然后得到类似于(3)的解。

2.2.3 非线性问题

对于非线性问题,常见的做法是将它转变成另一个空间上的线性问题,即将一个函数 $\varphi: \mathbb{R}^n \to \mathbb{R}^m$ 作用到向量 x_i 上:

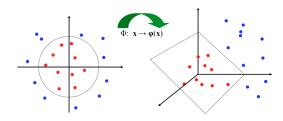


Figure 2: Linear non-separable

这样SVM分类器变成了

$$f(x) = sign(\sum_{i=1}^{l} \lambda_i^* y_i K(x, x_i) + b^*).$$
 (5)

其中 $K(x,x_i) = \varphi(x_i)^T \varphi(x)$ 。我们称函数K(x,y)为一个核函数。常见的一些核函数有:

- (1) 点乘: $K(x,y) = x^T y$ (这即为原来的线性问题)。
- (2) 多项式: $K(x, y) = (x^T y + 1)^d$ 。
- (3) Radial basis functions (RBF): $K(x, y) = e^{-\gamma ||x-y||^2}$.
- (4) Sigmoid kernel: $K(x, y) = \tanh(ax^Ty + b)$.

2.2.4 多类分类与回归

SVM也可以被推广到多类分类和回归问题中,这也是我们的定位问题中需要的。事实上对于多类分类问题一般是将它分为多个二类分类解决,常用的有"一对一(one against one)"和"一对其他(one against rest)"。对于回归问题,即 $y_i \in \mathbb{R}$,我们解决下面的二次规划问题:

minimize
$$\frac{1}{2}||w||^2 + C\sum_{i=1}^{l}(\xi_i^* + \xi_i)$$
subject to
$$y_i - w^T x_i - b \le \varepsilon - \xi_i^*, i = 1, \dots, l$$

$$w^T x_i + b - y_i \le \varepsilon - \xi_i, i = 1, \dots, l$$

$$\xi_i^* \ge 0, i = 1, \dots, l$$

$$\xi_i \ge 0, i = 1, \dots, l$$
(6)

其中 $C, \varepsilon > 0$ 是参数。对于 y_i 的维数大于1的情况可以变成多个回归问题解决。

3 实现方法

3.1 服务器端的实现方法

服务器的类JsonServlet继承了HttpServlet,用于通过http接受客户端发来的数据,根据请求的类型调用类JsonFromDatabase的相关方法访问数据库。客户端请求包括上传、上传结束和定位三类。对于上传请求,服务器会将客户端传来的Wifi名称、强度信息存入数据库,如果遇到以前没见过的Wifi信号会在数据库中添加新的一列;对于上传结束请求,服务器会对已有数据进行SVM的训练并将得到的模型保存以供定位时使用;对于定位请求,服务器会根据客户端传来的Wifi强度计算出位置信息再传回给客户端。DBUtil类中包括了与数据库建立连接的操作。最后,Train类中实现了所有的算法。

3.2 客户端的实现方法

客户端的Java代码实现了四个Activity。

3.2.1 SplashScreen

SplashScreen实现了应用的启动画面,即将activity_splash.xml描述的布局加载并保持三秒的时间。布局里包括居中的应用logo和下面的小组成员名单。背景图片由drawable/gradient_background.xml文件描述。

3.2.2 HeaderActivity

HeaderActivity实现了标签的切换功能和相应的动画效果。这个Activity加载了header.xml布局文件,最上面一栏包含两个TextView形式的标签,中间一栏ImageView是展示色带滑动动画的区域,最下面一栏是一个android.support.v4.view.ViewPager,用于装载页面的内容,实现滑动效果。 在HeaderActivity中实现了三个内部类。

- 1) TagOnClickListener是标签点击事件的监听器,两个标签分别有对应的监听器,在点击后使ViewPager切换到对应页面。
- 2) MyPagerAdapter是一个ViewPager配置器类,用于控制ViewPager的行为。
- 3) MyOnPageChangeListener用于监听ViewPager中页面的改变,从而生成色带移动的动画,产生滑动效果。

3.2.3 QueryActivity

QueryActivity是一个实现位置查询功能的Activity。它加载了query_main.xml布局文件,包含一个"查询"按钮,一个默认隐藏的进度条,一个显示查询结果的TextView和一个存放地图的ImageView。查询按钮的监听器是一个内部类QueryTask的实例。

- 1) 内部类QueryTask继承了AsyncTask,用于后台执行查询请求。doInBackground方法中调用了startScan开始扫描Wifi。这个命令是非阻塞性的,因此需要不断sleep,直到扫描完成。这个方法接下来会把扫描结果发送给服务器。发送数据采用了JSON格式,"type"名称对应的值为"search","num"名称对应的值为扫描到的AP数量,之后的名称为"0","1",……,直到AP数量减一,值为AP的MAC地址加上"&"字符再加上对应强度。然后获取服务器给出的分析结果,调用PhaseJson函数获取房间号,X和Y坐标存QueryActivity的在全局变量里。最后把房间号以文本形式写出,将算出的坐标标在地图上。画完之后会自动调整滚动条,使得地图上的位置标记位于屏幕中央。
- 2) 内部类WifiReceiver继承了BroadCastReceiver。在doInBackground中实例化了一个WifiReceiver对象,注册接收WifiManager.SCAN_RESULTS_AVAILABLE_ACTION。收到信号之后,它会修改相应的全局变量,表明扫描完成。
- 3) 进度条的展示。QueryTask是以Integer类型记录进度的,具体来说用了两个整数。第一个整数表示已经过去的时间,因为时间主要用于sleep,这个值在每次sleep后更新。第二个整数只取0和1两个值,表示wifi扫描是否完成。进度条默认隐藏,因此在启动QueryTask之前先将其设置成可见,然后在onProgressUpdate里面修改,最后在onPostExecute里重新设成隐藏。QueryActivity里有一个变量expectedTime表示预估的扫描时间,进度是由经过的时间除以预估时间得到的。每次扫描完成之后把这一次用的时间赋给expectedTime以确保预测的准确性。
- 4) 为了获取手机的当前朝向画在地图上,QueryActivity实现了SensorEventListener接口。覆盖定义的onSensor Changed方法在获取朝向角之后调用displayMap方法,用于在每次探测到方向改变后更新画在地图上的位置标记。

3.2.4 InputActivity

InputActivity用于向数据库上传数据。界面由input_main.xml描述,包含一个"上传"按钮,输入房间号、X和Y坐标的文本框,一个隐藏的进度条,还有一个"上传结束"按钮。"上传"按钮由内部类WifiTask的实例监听,"上传结束"按钮由内部类TrainTask的实例监听。

1) 内部类WifiTask继承AsyncTask,可以扫描当前位置的Wifi信号,将扫描结果和输入的房间号、坐标一并上传给服务器,并返回结果说明上传是否成功。为了提高精度,我们在同一个位置连续进行五次扫描,然后根据强度的定义,取指数后取平均,再取对数作为平均值。具体实现比较类似QueryTask,每次发起startScan请求,然后处理上次扫描结果并等待,直到扫描完成。记录数据时采用了Map类,以MAC地址作为Key,强度的指数作为Value,每次把相同Key对应的Value加起来,最后除以五后取对数。结果发送给服务器时采用JSON格式,"type"名称对应的值为"input","pos"对应输入的房间号,"x"和" y"对应输入的坐标,然后AP数量和对应强度与QueryTask相同。最后会根据上传结果显示"上传成功"或者"连接失败"。

- 2) 内部类WifiReceiver的功能类似于QueryActivity里面的WifiReceiver,同样是用于监听扫描完成的广播 并通知WifiTask继续进行。只是这里需要的全局变量表示的是已经完成的扫描次数。
- 3) 进度条的展示也和QueryActivity类似,只是由于这里除了时间之外组数也可以指示完成进度,所以进度条除了每次sleep之后更新之外,每扫描完成一组后还会将进度条更改到对应的位置(五分之一,五分之二,……)。根据sleep时间更新进度条时,会刻意避免超出这一组扫描完成对应的进度,避免扫描完这一组之后进度条倒退。类似QueryActivity,预估的总时间也是动态更新的。
- 4) 内部类TrainTask可以监听"上传结束"按钮,向服务器发送一个名称为"type"值为"train"的JSON信息,使得服务器对已经接收到数据做处理,训练SVM,为后序查询做准备。

4 程序功能示意图

我们将手机客户端、服务器端和数据库间交互关系总结为图(3)。

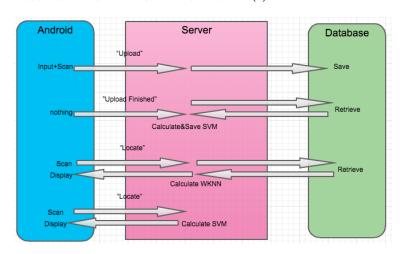


Figure 3: 功能示意图

5 测试结果

我们在清华学堂111、112和它们外面的走廊测试了我们的应用。我们间隔约1米取了119 = 7×17 个点作为训练集(见图(4))。

为了测试算法效果我们进行了"leave-one-out"实验,即每次用一个点测试,用剩下的118个点作训练集进行实验。

5.1 回归问题

对回归问题我们测试了WKNN, KNN和SVM-regression三种算法, 其中经调整后参数选择如下:

- WKNN: k = 2 •
- KNN: k = 3 •
- SVM: RBF kernel, $\gamma = 0.001$, C = 3.8.

三种算法得到的预测点位置见图(5)-(7)。

三种方法中各点到其预测点的平均距离见下页表格,由表可见三种算法在leave-one-out实验中的平均误差都在1.5米左右。

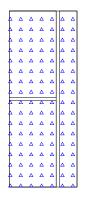


Figure 4: Map

Figure 5: SVM-regression



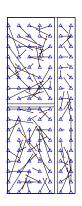


Figure 6: WKNN

Figure 7: KNN

Algorithm	Average distance
SVM	1.499
WKNN	1.501
KNN	1.568

5.2 分类问题

我们把地图分为112教室、111教室和走廊三类。以上三种回归算法自然也可以用来分类,此外我们也用SVM-classification算法(RBF kernel, $\gamma=0.0001$, C=1)进行了leave-one-out测试。除了SVM-regression算法有2个预测错误外(见图(5)),其他算法都没有错误。

6 人员分工

- 胡威: 位置预测算法的实现, 服务器与数据库、服务器与客户端的部分接口。
- 李竺霖:客户端的部分界面设计(启动画面,按钮设计,整体布局,地图加载与位置标记的绘制),服务器与数据库、服务器与客户端的部分接口。
- 孔令航: 客户端的Wifi扫描,与服务器的交互,部分界面设计(分栏设计与管理,整体布局,色带滑动的动画,进度条)。

References

- [1] Martin, E., Vinyals, O., Friedland, G., and Bajcsy, R. Precise Indoor Localization Using Smart Phones. *MM*, 2010.
- [2] Chang, Chih-Chung and Lin, Chih-Jen. LIBSVM: A library for support vector machines Software available at http://www.csie.ntu.edu.tw/~cjlin/libsvm
- [3] Christopher, M. Pattern Recognition and Machine Learning. Springer, 2006.