

基于用户定位的广告投放服务研 究

(申请清华大学工学硕士学位论文)

培养单位: 电子工程系
学 科: 信息与通信工程
研 生: 李 知 赫
指导教师: 钟 晓 峰 副 研 究 员

二〇一九年四月

Research on the Information Push Service Based on Users' Location

Thesis Submitted to
Tsinghua University
in partial fulfillment of the requirement
for the degree of
Master of Science
in
Electronics Science and Technology
by
Li Zhihe

Thesis Supervisor : Associate Research Fellow Zhong Xiaofeng

April, 2019

关于学位论文使用授权的说明

本人完全了解清华大学有关保留、使用学位论文的规定，即：

清华大学拥有在著作权法规定范围内学位论文的使用权，其中包括：（1）已获学位的研究生必须按学校规定提交学位论文，学校可以采用影印、缩印或其他复制手段保存研究生上交的学位论文；（2）为教学和科研目的，学校可以将公开的学位论文作为资料在图书馆、资料室等场所供校内师生阅读，或在校园网上供校内师生浏览部分内容。

本人保证遵守上述规定。

（保密的论文在解密后应遵守此规定）

作者签名：_____

导师签名：_____

日 期：_____

日 期：_____

摘要

随着智能手机与移动互联网的高速发展，在定位精度日益精准的情况下，基于用户定位的网络服务呈现出蓬勃的发展，尤其是随着互联网公司的发展步伐加快，基于用户定位的广告投放服务获得了与日俱增的关注。然而目前主要依赖导航卫星定位的方式只能在用户接收端定位解算且在室内等卫星信号弱的地方定位精度较差。此外，在已经根据用户位置筛选出广告投放候选用户群的情况下，如何在保证投放量的同时尽可能得到最优投放效果也是一个有待研究的问题。为了解决上述问题，我们提出了一种基于用户定位的广告投放服务机制，它只需要用户手机或者无线网络接入点的接收信号强度实现用户定位，并且可以获得更好的广告投放效果。在本文中，我们先提出了两种用户定位方法，分别是以用户作为信号发射源的定位解算算法和以用户作为信号接收端的指纹定位算法，二者相比于各自方向的经典算法均能提高定位精准度。在获得用户位置之后，我们提出一种基于凸优化的保量推荐下的最优广告投放算法，在提高投放效果的同时还有较低的在线计算复杂度。

本文的主要贡献如下：

- 提出一种新的定位算法实现对发射源定位，并分析其克拉美罗下界（Cramér-Rao Lower Bound）和置信区间。仿真实验和实测数据实验证实我们的新算法可以取得比经典算法更小的误差；
- 将切线距离引入指纹定位的距离度量方法，并提出基于曼哈顿距离的切线距离的计算方法及其近似算法。通过在校园内采集的接收信号强度数据上开展实验，验证了切线距离相比于简单距离度量方式可以提高定位精度；
- 给出一种保量推荐下的最优广告投放算法，基于凸优化原理推导出广告投放方案，并介绍一些工程实现细节增强算法的稳健性和适用性。仿真实验证实了该算法相比于简单贪心算法可以获得巨大的投放效果提升。该算法被部署在快手短视频平台上，持续一个月的线上实验表明该算法在关键指标上优于之前部署的算法且性能可以经受住大流量的考验。

关键词：定位；保量推荐；最优投放，优化算法；接收信号强度

Abstract

With the rapid development of smartphones and mobile Internet, the network service based on users' location is developing vigorously in the case that localization technology is becoming increasingly accurate. In particular, the information allocation service based on users' location has drawn increasing attention with the acceleration in the step of Internet companies' development. However, the current main localization technology is based on satellite signal and location can only be computed at users' clients. Furthermore, the localization accuracy will decrease severely when the satellites' signal is weak, such as in indoor localization. Afterward, suppose that the candidate user group has been selected according to their location, to whom we will allocate information. The algorithm which can achieve an optimal allocation effect with allocation quantity guaranteed should be studied and analyzed. In order to solve problems above, we proposed an information allocation service mechanism based on users' location, where localization only needs the received signal strength of users' mobile phone or wireless access points and information allocation effect is better. In this article, firstly we propose two user localization algorithms with respect to localizing user as a signal transmitter and localizing user as a receiver with Fingerprint localization. These two algorithms outperforms the classical algorithms in each field. After users' location is achieved, we propose an optimal information allocation algorithm based on convex optimization with allocation quantity guaranteed, which can improve allocation effect with low online computational complexity.

The main contributions of this article are as follows:

- We propose a novel localization algorithm to localize transmitters. The Cramér-Rao Lower Bound and confidence interval are analyzed. Experiments based on simulation and real data verify that our algorithm can achieve less error compared with classical algorithm.
- We introduce the tangent distance to the distance metrics of Fingerprint localization. Meanwhile, computational method of the tangent distance based on the Manhattan distance and its approximate computational method are proposed. Experiments are carried out with received signal strength data collected on campus, which verify that tangent distance can improve the accuracy of localization compared with simple distance metrics.

- We propose an optimal information allocation algorithm with allocation quantity guaranteed. Allocation strategy is derived with convex optimization theory and some engineering details are also introduced to make the algorithm more robust and generalized. Simulation reveals the significant performance improvement than the existed greedy algorithms. Afterwards, the algorithm was deployed at Kwai video platform for a month. The result of the online experiment demonstrates that the algorithm outperforms the previously deployed algorithm on key metrics and it is applicable for huge network traffic.

Key Words: localization; guaranteed delivery advertising; optimal allocation; optimization algorithm; received signal strength

目 录

第1章 引言	1
1.1 研究背景	1
1.1.1 定位问题	1
1.1.2 广告投放问题	2
1.2 定位与广告投放算法的研究现状	3
1.2.1 定位方法的研究现状	3
1.2.2 广告推送算法的研究现状	5
1.3 论文主要研究内容及组织结构	7
第2章 基于用户定位的广告投放服务系统架构	9
2.1 总体系统结构	9
2.1.1 广告服务器系统架构	10
第3章 基于接收信号强度的几何模型发射源定位算法	12
3.1 路径损耗模型和估计器	12
3.1.1 路径损耗模型	12
3.1.2 传统最大似然估计器	12
3.1.3 基于几何的模型	13
3.2 克拉美罗下界 (Cramér-Rao Lower Bound, CRLB)	14
3.2.1 无偏估计的 CRLB	15
3.2.2 有偏估计的 CRLB	15
3.3 RMSE 的置信区间	16
3.4 数值仿真实验	17
3.4.1 仿真场景与估计器设置	17
3.4.2 仿真结果	19
第4章 基于曼哈顿切线距离的指纹定位算法	20
第5章 保量推荐下的最优广告投放算法	21
第6章 结论	22
插图索引	23
表格索引	24
公式索引	25

目 录

参考文献	27
致 谢	30
声 明	31
附录 A 外文资料原文	32
A.1 Single-Objective Programming	32
A.1.1 Linear Programming	33
A.1.2 Nonlinear Programming	34
A.1.3 Integer Programming	35
附录 B 外文资料的调研阅读报告或书面翻译	36
B.1 单目标规划	36
B.1.1 线性规划	36
B.1.2 非线性规划	37
B.1.3 整数规划	37
附录 C 其它附录	38
个人简历、在学期间发表的学术论文与研究成果	39

主要符号对照表

WAP	无线网络接入点 (Wireless Access Point)
RSS	接收信号强度 (Received Signal Strength)
CTR	点击率 (Click-Through Rate)
FTR	关注率 (Follow Rate)
ML	最大似然 (Maximum Likelihood)
GBM	基于几何的模型 (Geometry-Based Model)
MPI	聚酰亚胺模型化合物, N-苯基邻苯酰亚胺
PBI	聚苯并咪唑
MPBI	聚苯并咪唑模型化合物, N-苯基苯并咪唑
PY	聚吡咯
PMDA-BDA	均苯四酸二酐与联苯四胺合成的聚吡咯薄膜
ΔG	活化自由能 (Activation Free Energy)
χ	传输系数 (Transmission Coefficient)
E	能量
m	质量
c	光速
P	概率
T	时间
v	速度
劝学	君子曰：学不可以已。青，取之于蓝，而青于蓝；冰，水为之，而寒于水。木直中绳。輮以为轮，其曲中规。虽有槁暴，不复挺者，輮使之然也。故木受绳则直，金就砺则利，君子博学而日参省乎己，则知明而行无过矣。吾尝终日而思矣，不如须臾之所学也；吾尝跂而望矣，不如登高之博见也。登高而招，臂非加长也，而见者远；顺风而呼，声非加疾也，而闻者彰。假舆马者，非利足也，而致千里；假舟楫者，非能水也，而绝江河，君子生非异也，善假于物也。积土成山，风雨兴焉；积水成渊，蛟龙生焉；积善成德，而神明自得，圣心备焉。故不积跬步，无以至千里；不积小流，无以成江海。骐骥一跃，不能十步；驽马十驾，功在不舍。锲而舍之，朽木不折；锲而不舍，金石可镂。蚓无爪牙之利，筋骨之强，上食埃土，下饮黄泉，用心一也。蟹

主要符号对照表

六跪而二螯，非蛇鳝之穴无可寄托者，用心躁也。——荀况

第1章 引言

1.1 研究背景

近年来，随着智能手机的普及以及移动互联网的快速发展，基于移动互联网以及用户位置的应用正呈现井喷式的增长，而因为 LTE 网络的普及以及 5G 的即将到来，智能终端将与日俱增，与之对应的高精度定位也将变得更加重要，比如自动驾驶中的高精度定位。除此之外，定位技术还广泛应用于商业广告、购物消费、医疗保健、险情救援等诸多领域，从传统的手机定位导航到近几年兴起的网约车以及共享单车都是用户定位改变人们生活的典型范例。正因为定位是众多应用的基础必需模块，定位问题及其后续服务一直是学术界的研究热点。

1.1.1 定位问题

在开阔的室外环境中，以 GPS (Global Positioning System) 和北斗为代表的卫星定位系统已经能够实现准确的定位^[1]，这也是目前定位算法最成功的的实现之一。然而，卫星定位仍然存在一些目前无法妥善解决的问题。首先，卫星定位的结果只能在终端 (client) 解算得到，因此服务端 (server) 只能依靠用户上传自己的位置获得其定位。这在某些场景下是不适用的，比如对非法电台的定位。其次，卫星定位需要用户终端硬件支持卫星信号，这不仅增加手机制造的成本，而且对于不支持卫星定位的老旧手机无法定位。最后，由于卫星信号强度弱使得其抗干扰和遮挡能力弱，因此卫星定位在室内和高楼遮挡较多的市区无法准确定位。

目前基于非卫星信号的定位主要应用于室内定位 (Indoor Localization) 和无线传感器网络 (Wireless Sensor Network) 定位。在这些场景下，多种特征被用于定位，包括接收信号强度 (Received Signal Strength, RSS)^[2-5]、信号到达时间 (time-of-arrival)^[6]、到达时间差 (time-difference-of-arrival)^[7] 和到达角 (angle-of-arrival)^[8]。其中，到达时间需要终端和无线接入点 (Wireless Access Point, WAP) 时间同步，到达时间差一般是无线电信号和另一个慢速传播信号（比如超声波）的传播时间差因此需要额外设备，到达角需要天线阵列从而提高了该方法的成本和能耗。只有基于 RSS 的方法不需要额外的硬件因为信号强度是实现通信的最基本要求。此外，美国国家通讯委员会于 2005 年提出了 E911 紧急定位要求：定位精度在 67% 的概率下处于 50m 100m 区间，以 95% 的概率处于 150m 300m 区间^[9]。只有基于 RSS 的定位算法可以在当前条件下可以对所有手机定位。因此我们的研究将专注于基于 RSS 的定位算法。

1.1.2 广告投放问题

在解决定位问题获得用户位置后，如何更好的使用也是一个有意义的课题。其中，基于用户定位的信息和广告投放吸引了越来越多的关注。“2016年网络广告市场规模已达2902.7亿元，其中移动网络广告超过60%”^[10]，将用户位置信息应用于移动网络广告使得广告投放更精准是一个重要的课题。保量推荐广告（Guaranteed Delivery Advertisement）是互联网企业的主要收入来源之一^[11-12]，广告主事先设定好广告量和投放时长，平台则是确保广告在结束投放之前获得足够的投放量的条件下，获得尽量好的投放效果（比如点击率，转化率等）。本文将研究基于用户定位的保量推荐算法。

每次页面访问（Page View, PV）都会携带候选投放广告以及预测出的该用户对于这些广告的打分，我们将在候选广告中选取一个或几个广告投放给该用户或者不投放。在用户流中选择用户投放广告来最大化总的用户分数且保证曝光量并不是一件显而易见的事，因为决定投放哪条广告必须在秒量级的时间内决定，因此不可能将所有访问请求累积起来然后从中选几个最优的投放。一种最简单的实现则是针对每次访问，选择分数最高的广告，若分数最高的广告投放量已满则选择次高，以此类推。因为如下缺点，现实中这种实现方式并不适用：

- 高质量广告即几乎所有用户对其打分都高的广告会快速投放完毕而低质量广告甚至可能无法保证曝光量。因为平稳投放也是我们的一个次要目标，所以该方法不适用；
- 该方案的投放结果与最优结果相去甚远。例如表1.1所示，有3次访问和2个广告，每个广告的投放量都是1。显然，最优投放策略应该是广告1→PV1，广告2→PV3，该策略总分是1.2。然而上文的贪心法策略是广告1→PV2，广告2→PV1，总分只有0.7。

表 1.1 广告投放举例

分数	广告1	广告2
PV 1	0.5	0.6
PV 2	0.1	0.2
PV 3	0.3	0.7

为了解决上述问题，我们提出了一种保量推荐下的最优广告投放算法

快手（Kwai）作为世界上最大的短视频平台之一，为视频作者提供名为“粉丝头条”的服务来帮助他们推广自己的作品，是一种保量推荐广告。粉丝头条的

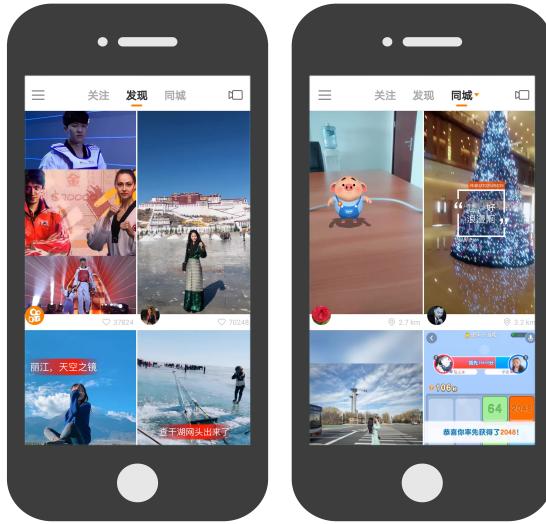


图 1.1 如图所示为快手发现页和同城页的页面设计，本文主要关注右子图即同城页。在同城页展现给用户的视频会先根据用户与视频作者之间的距离筛选。

购买者需设定期望的曝光量（即该视频出现在他人视频页面上的数量）和投放时长，我们在确保曝光量的同时使得投放结束后用户获得最多的涨粉数（即关注量或订阅量）增加。快手的视频页面分为“关注”、“发现”和“同城”三栏，其中同城页的视频按照访问者与视频作者之间的距离筛选视频。我们的算法将部署在快手同城页粉丝头条服务中。

1.2 定位与广告投放算法的研究现状

1.2.1 定位方法的研究现状

上一小节中我们根据定位所采用的信号特征将定位算法分类，其中只有基于 RSS 的方法不需要额外硬件兼容现有通信设备，因此这里仅分析研究基于 RSS 的定位算法。

我们可以按照定位目标是信号发射源还是接收端来分类算法。当用户作为信号发射源时，他的位置是由分散在其周围的结点根据 RSS 联合计算获得的，若用户想获知自己的位置需要从服务器下载。与之对应的，当用户作为信号接收端时，通过汇总信号解算在终端本地解算获得其位置信息或者上传到服务器解算。非法电台定位场景下的算法就是前者，而卫星定位是后者的典型代表。

此外，在基于 RSS 的定位中，如果按照定位算法的求解方式分类，还可以将算法分为基于求解优化问题或是基于模式识别。前者需要对信号传输建模，设计误差函数后找出定位位置值使其最小。后者需要大量采集当地信号作为指纹（Fingerprint）

/数据库（Database），在定位时设计算法将信号与指纹/数据库进行匹配得到位置，这种方法又被称为“指纹定位”（Fingerprint Localization）或“数据库相关算法”。前者不需要大量的事先数据采集工作且泛化能力强，但是信道建模是一个难点，因为简单模型不能反应真实情况会降低定位准确性，而复杂模型又会提高计算复杂度。同时，前者的误差函数一般都是非凸的从而导致求解困难。反之，后者不需要复杂的建模工作而且一般来说定位精度更高，不过需要大量的数据采集而且一旦在一个新的区域定位就得重新采集数据。发射源定位多采用前者因为用户作为发射源时其发射功率无法保证恒定，而且一旦用户移动，所有位置的 RSS 都会变化。接收端定位则二者兼有实现实例，但在室内定位中多采用指纹定位，因为定位精度高且定位区域小，数据采集简单。

接下来我们将分别从基于求解优化问题定位和指纹定位两个方面综述。

1.2.1.1 基于求解优化问题的定位

使用该方法定位有一个最基本假设即发射源功率是恒定的，一般来说这个假设都可以满足。该方法可以被分为两类：有锚点（Anchor Point）和无锚点，其中锚点是一个距离发射源距离已知的点。在无线传感器网络中锚点很常见，但是在某些场景下这个假设过强，比如定位非法电台。在后续讨论中我们只关心无锚点的情况。

在无锚点的情况下，最大似然法（Maximum Likelihood, ML）是最常用的估计器和基准（Baseline）。许多其他基于 ML 的估计器被提出了，但是无论是半正定规划还是线性最小二乘（Linear Least Square, LLS）都不能取得比 ML 更低的误差^[3]。他们的改进点在于将原来的非凸优化转化为凸优化问题，虽然改变后可以保证取得最优解从而提高了求解效率，但是改变目标函数也使得新问题的最优解依然不是原问题的最优解。

两种基于 LLS 的算法被提出^[13]，其推导过程表明每两个信号接收点可以形成一个发射源坐落在其上的圆。但是，作者之后提出了两种 LLS 解法而没有在针对这个现象深入研究。我们将提出一种算法，基于这些圆的几何意义定位发射源，即找到一个点到所有圆边缘的距离之和最小。另一种基于圆定位发射源的算法已经被提出^[4]，但是这篇文章的应用场景是有锚点的，而且克拉美罗下界（Cramér-Rao Lower Bound, CRLB）没有被分析。CRLB 是估计器误差的理论下界。

1.2.1.2 指纹定位

如本节开篇所述，指纹定位是对基于模式识别的定位算法的别称。指纹定位能够比传统算法表现更好是因为后者需要视线内通信^[14]，而这个条件对于城市内和室内定位过于严苛。指纹定位由线下和线上两部分组成。线下部分组件数据库，数据是由物理空间中的坐标和信号空间中的 RSS 结对组成。线上部分则根据输入的 RSS 计算定位。

指纹定位有很多种实现方式，从 K 近邻（K Nearest Neighbors, KNN）到支持向量机（Support Vector Machine, SVM）和深度学习（Deep Learning, DL）。因为其计算成本低且定位效果好，KNN 及其衍生算法在指纹定位中被广泛使用^[15]。加权 KNN（Weighted-KNN）是 KNN 的诸多衍生算法中的一个，它的定位精度优于经典 KNN^[16]。

除了代表近邻数的参数 k ，距离度量方式也是 KNN 中的一个重要参数。只有一些常用的度量方式被经常采用和比较定位效果，比如欧氏距离（Euclidean Distance）、曼哈顿距离（Manhattan Distance）和余弦相似度（Cosine Similarity）。目前已经有一些文章针对这些常用度量方式进行比较。当曼哈顿距离与欧氏距离和谷本距离（Tanimoto Distance）比较时，曼哈顿距离定位精度更高^[17]。在某些情况下，余弦相似度也会取得比欧氏距离更小的误差^[18]。但是，上述所有度量方式都给予大 RSS 和小 RSS 相同的权重，但这可能并不是一种理想的选择。指数变换法被提出来解决这个问题^[19]。但是变换中参数对结果的影响没有被分析，相关的实验会在本文中开展。

切线距离（Tangent Distance）最早被提出以解决手写数字识别问题^[20]，它是对于流形（Manifold）之间距离的局部线性近似。流形是机器学习领域中的经典假设，即高维输入数据一般都居于或邻近低维流形上^[21]，并且数据的微小扰动会形成流形。在这种情况下，两点之间的距离并不是简单的距离而是这两个点所在的不同流形之间的距离。在原文中，切线距离是基于欧氏距离的但是在我们的实验中欧氏距离表型并不如曼哈顿距离。因此我们将提出一种基于曼哈顿距离的切线距离来提高定位精度。

1.2.2 广告推送算法的研究现状

预算广告（Budget Advertising）在过去几年正在吸引越来越多的关注。快手的粉丝头条广告和目标广告（Target Advertising）^[22]以及搜索广告（Search Advertising）^[23]有很多相似之处。广告主在目标广告中设定一些目标用户的属性而在搜索广告中设定一些在线搜索关键字。我们的场景与二者的不同之处在于我们的约束是实

际曝光量最好等于期望曝光量，而后两者的约束是广告消费金额不能超过广告主的预算，同时几乎所有的目标广告和搜索广告的目标都是最大化收入或者平稳投放，因此这些算法需要修改以适应我们的问题。Feldman et al.^[24] 证明了基于训练的对偶法（primal-dual）的有效性，但是因为文中的目标函数采用的线性函数，导致在线投放机制是启发式的。Devanur 和 Hayes^[25] 提出了一种平滑的线性规划（Linear Programming, LP）来避免竞价时出现相同竞价权重的问题。但是，该方法目标是最大化收入，而我们的目标是最大化点击率（Click-Through Rate, CTR）或者关注率（Follow Rate, FTR）。此外，他们的约束是广告平台从广告主的收费不能超过广告主的预算，不同于我们的实际曝光量最好和期望曝光量相等。针对该问题的解决，类似的公式曾被 Turner 提出过^[26]，他的目标函数是二次函数且是等式约束。但是求解过程引入了除法操作，这在我们的算法实践中可能会造成严重问题，因为用户对视频的打分在 10^{-5} 到 10^{-2} 范围内变化，所以分数上的微小变化将会引起倒数的剧烈变化，即该解法使得问题病态。最后，实时竞价广告（Real-Time Bidding Advertising）和预算广告也有很多相似之处，Chen et al.^[27] 提出了一种类似的基于 LP 的算法。

此外，一些研究分析了 LP 算法的对最优解的逼近程度。Devanur et al.^[28] 证明了在独立同分布的情况下，算法结果和最优解之比为 $1 - O(\epsilon)$ ，其中 ϵ 是一个常数。深入的研究证明即使分布随时间变化，这个比例仍然能够达到 $1 - \frac{1}{\sqrt{k+3}}$ ，其中 k 代表最小容量^[29]。

我们的算法要部署在快手的商业化平台上，而快手的日均访问量是百亿级别的，因此除了广告投放效果之外，算法的计算时间和响应时间也是至关重要的。为了实现从理论到实践的过渡，有三大类实现方式：贪心法，启发式算法和凸优化。

- Karande et al.^[30] 提供了一种快速贪心算法并且他们也把优化 CTR 纳入了考虑范围。但是贪心法的问题是没有不考虑到广告之间的互相影响。比如某次访问对广告 1 来说虽然分数比广告 2 高，但是广告 1 自身看来并不是高分，却可能在广告 2 看来已经是高分了。那么贪心地把广告 1 分配给该次访问就会降低总分数；
- Agarwal et al.^[31] 提出了预算调整算法（Budget Pacing Algorithm），这也是之前在快手粉丝头条平台部署的算法，又叫做“流量控制”或“流控”（Flow Control, FC）。算法原理是根据历史数据针对每个广告设置分数阈值，并且周期性的调整。对于每次访问中的候选广告，通过阈值的广告将加入最高分数竞价，即选出分数最高的广告。这个算法原理简单、容易实现，并且在快手表现良好，不过仍然有一些问题：

- * 这是一个次优的启发式算法。算法过程相当于把不可能是最优解的情况排除掉，但是从某种程度上依然会出现和贪心法同样的问题；
- * 阈值不易设置，大量的精力需要投入其中以得到稳定的投放效果。

虽然如此，但是流控只需要少量的计算并且只依赖于分数的偏序关系而不是绝对数值，这使得它抗噪能力更强。流控在本文后续的实验中是作为 A/B 测试的基准；

- 基于凸优化的算法有许多变种。**SHALE**^[32] 和 Vee et al.^[33] 的方法启发了我们用 KKT 条件和坐标下降的方法解凸优化问题。但是，仅仅依靠概率是不够保证曝光量尽量接近广告主的期望量的。Agrawal et al.^[34] 求解了一个 LP 问题，其中对偶法中的对偶变量变成了出价阈值，决定着是否投放该广告。然而该算法没有约束每次访问最多投放广告数量，从而导致较难扩展以适应我们的需求。Huang et al.^[35] 通过屏障（Barrier）函数将约束优化问题转化为无约束优化问题，但是在线计算梯度下降法可能会严重影响响应时间。Kesselheim et al.^[36] 通过按比例求解部分已知的原问题并且随机地多次循环求解，最终针对每次访问得到全部的投放策略，而且文中还分析了最优逼近率。但是和上一个方法一样，在线求解 LP 问题可能会严重影响响应时间。

最后，每天的访问流量并不是平稳的，因此 Lee et al.^[37] 针对每天中不同的时间段分配不同的预算权重。这种方法和我们的“小时需求”策略相似。

从上文可以发现，所有算法都需要事先知道用户对广告的打分，而在我们的情况下分数就是 CTR 和 FTR 的线性组合，因此 CTR 和 FTR 的预测也是广告投放中的重要组成部分。但是限于篇幅原因，这些不会在本文中被详细介绍。如果您感兴趣，Chapelle et al.^[38] 描述了 CTR 和转化率预测的细节。

1.3 论文主要研究内容及组织结构

本文提出了一种基于用户定位的广告投放服务机制，并介绍其系统架构。文章由定位和广告投放两大部分组成。在定位部分，分别基于用户是信号发射源或接收端提出基于几何模型的定位算法和基于曼哈顿切线距离的指纹定位算法，仿真实验和实测数据验证了新算法均优于基准算法的定位精度。广告投放部分，提出一种保量推荐下的最优广告投放算法，利用凸优化中的对偶法求解广告投放策略，同时介绍一些工程实现上的细节，最后进行仿真实验和持续一个月的线上实验来验证算法性能。

论文后续章节如下组织：

第2章介绍基于用户定位的广告投放服务的总体系统架构，之后重点介绍广告

投放系统的架构。

第3章在用户作为信号发射源时对用户定位。首先介绍基于 RSS 的几何模型定位算法原理，理论推导与蒙特卡洛法（Monte Carlo）相结合给出新算法的 CRLB。为了确认定位精度的提升具有统计显著性，后续给出均方根误差（Root Mean Square Error, RMSE）的置信区间的推导方法。最后介绍仿真场景设置以及真实路测数据的采集情况，分析实验结果。

第4章在用户作为信号接收端时对用户定位。首先介绍指纹定位中常用的几种距离度量方式并分析其存在的缺陷，从而引出指数变换法和切线距离。之后按照 Simard et al.^[20] 的定义介绍基于欧氏距离的切线距离，进而提出基于曼哈顿距离的切线距离。我们分别提出了曼哈顿切线距离的相对精确解法和近似解法，并分析其计算复杂度。最后介绍实验数据采集情况，分析上述方法在实验中的表现。

第5章介绍保量推荐下的最优广告投放算法。首先给出问题的数学定义，利用 KKT 条件求解对偶变量，进而得到广告投放策略。其后，介绍几个该算法在工程实现中的细节，使得算法能够真正部署到大流量的广告平台上。通过设置简单的仿真实验，前期验证算法相比于简单贪心法可以获得投放效果的提升后，开展为期一个月的线上实验，测试算法的性能以及效果。

第6章总结本文主要研究内容，并根据目前的工作展望进一步工作。

第2章 基于用户定位的广告投放服务系统架构

2.1 总体系统结构

图2.1所示为基于用户定位的广告投放系统总体框架。该系统由两大模块构成：定位服务模块和广告服务模块。每次用户访问该系统时，首先获取自己的定位信息，之后连同自己的位置信息发起广告请求，广告服务器经过计算返回所投放的广告。

- 在定位模块中，如果终端是信号发射源，则数据库中存储着 WAP 对于该终端的 RSS；若终端是信号接收端，则数据库中存储着历史上不同位置的 RSS。从数据库中提取的数据被发送到定位服务器计算定位，返回给终端。
- 在广告模块中，广告服务器准确地说应当是广告服务器群，因为这一部分由多个子模块组成，下一小节将详细介绍其系统架构和模块功能。数据库存储着广告的具体内容，即视频、图片或文本形式的广告内容，在广告服务器决定所投放的广告之后到数据库提取相应的广告内容，之后推送给用户。

当然图2.1所展示的结构只是多种可能实现中的一种，比如定位信息的获取不是必须从定位服务器获取，也可以是在终端本地计算获得（比如卫星定位），只不过本文所提出的两种定位算法需要在服务器计算获得定位信息。

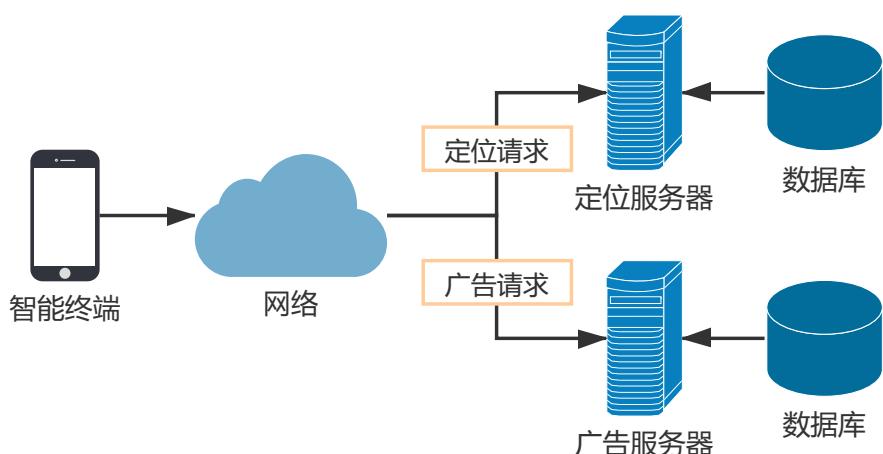


图 2.1 如图所示为整个服务机制的系统架构图。智能终端会先向定位服务器发送定位请求，定位服务器根据用户是信号发射源或接收端采取不同的算法计算用户位置，之后返回给终端。获得位置后向广告服务器发送广告请求，服务器计算完成后返回要投放给用户的广告。

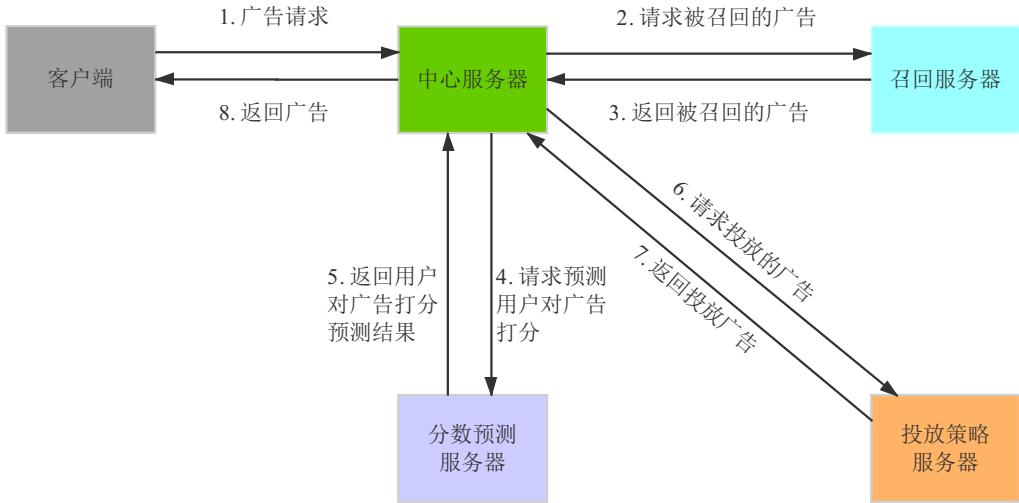


图 2.2 如图所示为针对一次访问投放广告的工作流程，其中箭头上的序号代表了执行顺序。流程从客户端发起广告请求开始，之后中心服务器依次请求召回广告，预测用户对被召回广告的打分和决定投放广告。我们的算法部署在投放策略服务器上。中心服务器、召回服务器、分数预测服务器和投放策略服务器共同构成了广告服务器（群）。

2.1.1 广告服务器系统架构

广告服务器（群）的具体结构如图2.2所示。每次客户端发起广告请求，广告服务器将按照如下四步执行操作：

1. 召回。因为广告数量与服务器计算能力之间的矛盾，只有部分广告会参与后续流程，这个粗略过滤的操作被称作“召回”（Retrieval）或“候选集生成”（candidate generation）。因为我们的算法要部署在同城页，这里仅介绍同城页的召回策略。候选广告是根据访问用户与广告主之间的距离筛选的，这里需要用到上文的定位信息；
2. 分数预测。虽然我们的算法会因预测算法的误差而影响效果，但是目前只能采用这个。在召回广告返回后，中心服务器会向分数预测服务器发送请求预测这些广告的用户打分。预测服务器会根据广告特征、用户特征和过往行为数据对当前广告预测分数。更详细的，预测服务器会返回 CTR 和 FTR 的线性组合：

$$score = CTR \times (b + a \times FTR), \quad (2-1)$$

其中 a 和 b 是线性组合系数；

3. 投放广告，这也是第5章主要描述的部分。中心服务器向投放策略服务器请求投放的广告的同时，也会把召回的广告及其分数一起发送。我们的算法和之前部署的流控算法唯一区别就在投放策略服务器上；
4. 获取广告内容后，中心服务器将广告返回客户端。

上述流程和框图是广告服务器的大致框架。限于篇幅原因，其他一些与算法无关的底层实现将不会在这里讨论。

第3章 基于接收信号强度的几何模型发射源定位算法

本章将要介绍基于接收信号强度的几何模型发射源定位算法，即用户作为信号发射源时实现对用户定位的算法。具体应用场景可以描述为：一个用户终端以恒定功率发射信号（比如蜂窝网或 WLAN 中用户上行通信），通信范围内的多个 WAP（基站或是无线路由器）接收到信号并测得 RSS，最后根据这些 RSS 实现对用户定位。

3.1 路径损耗模型和估计器

3.1.1 路径损耗模型

不妨设总共有 N 个 WAP 即信号接收者，则第 i 个接收者的 RSS 可用下式表示^[39]：

$$P_i = C - 10\alpha \log_{10}(\|\boldsymbol{\theta} - \mathbf{x}_i\|_2) + n_i, i = 1, 2, \dots, N, \quad (3-1)$$

其中 P_i 是接收者的 RSS， $\boldsymbol{\theta}$ 是发射源即用户的位置， α 是路径损耗指数， C 是一个与 $\boldsymbol{\theta}$ 和 \mathbf{x}_i 无关的常数， n_i 则是均值为 0、方差为 σ_i^2 的高斯白噪声。为了简化表达，我们用下式代表发射源与接收端之间的距离：

$$d_i = \|\boldsymbol{\theta} - \mathbf{x}_i\|_2, \forall i. \quad (3-2)$$

因为 C 是常数，所以它可以通过与另一个接收者的 RSS 相减被消除，即：

$$P_{ij} = 10\alpha(\log_{10}d_j - \log_{10}d_i) + n_{ij}, i \neq j, \quad (3-3)$$

其中 $P_{ij} = P_i - P_j$ ， n_{ij} 变为 0 均值、方差为 $\sigma_i^2 + \sigma_j^2$ 的高斯白噪声。注意到，因为我们没有锚点，因此这里让 i 作为 RSS 最大的接收者的下标。为了使表达更清晰，在接下来的部分我们将用 \mathbf{x}_M, d_M 代表 \mathbf{x}_i, d_i 。

3.1.2 传统最大似然估计器

传统最大似然（Maximum Likelihood, ML）估计器通过求解如下优化问题从而找到定位 $\hat{\boldsymbol{\theta}}$ ：

$$\hat{\boldsymbol{\theta}} = \arg \min_{\boldsymbol{\theta}} \sum_{j=1}^N [P_{Mj} - 10\alpha(\log_{10}d_j - \log_{10}d_M)]^2, j \neq M. \quad (3-4)$$

因为这是一个非凸优化问题，许多凸优化估计器（比如半正定规划）和线性最小二乘估计被提出，正如第1章所述。因为 ML 估计器是作为算法比较基准线的，我们需要选择一个能够取得最小误差的作为基准，因此直接优化非凸的非线性最小二乘问题。为了尽可能找到最优解，我们会多次随机初始点，选择损失函数最小的作为最终定位。

3.1.3 基于几何的模型

S. Wang 和 R. Inkol^[13] 提出了一种线性最小二乘估计器（Linear Least Square, LLS），在推导过程中发现每两个接收端 RSS 可以形成一个发射源坐落在其上的圆。但是这个结论没有被作者直接用来优化，而是提出了一种线性最小二乘法。接下来我们将用这个知识得到基于几何的模型（Geometry-Based Model, GBM）。

如果我们忽略 (3-3) 中的噪声项，可以得到：

$$P_{ij} - 5\alpha \log_{10}\left(\frac{d_j}{d_i}\right)^2 = 0, i \neq j. \quad (3-5)$$

令：

$$\gamma = 10^{\frac{P_{ij}}{5\alpha}}, \quad (3-6)$$

则 (3-5) 可以被改写为：

$$\|\boldsymbol{\theta} - \mathbf{x}_j\|_2^2 = \gamma_{ij} \|\boldsymbol{\theta} - \mathbf{x}_i\|_2^2. \quad (3-7)$$

如果 $\gamma_{ij} \neq 1$ ，即两个接收端的 RSS 不相等，(3-7) 可以被改写为：

$$\left\| \boldsymbol{\theta} - \frac{\mathbf{x}_j - \gamma_{ij} \mathbf{x}_i}{1 - \gamma_{ij}} \right\|_2^2 = \frac{\gamma_{ij} d_{ij}^2}{(1 - \gamma_{ij})^2}, \quad (3-8)$$

其中 $d_{ij} = \|\mathbf{x}_i - \mathbf{x}_j\|_2$ 。显然这是一个 $\boldsymbol{\theta}$ 坐落在其边缘上的圆，而圆心和半径分别为：

$$\mathbf{o}_j = \frac{\mathbf{x}_j - \gamma_{ij} \mathbf{x}_i}{1 - \gamma_{ij}}, r_j^2 = \frac{\gamma_{ij} d_{ij}^2}{(1 - \gamma_{ij})^2}. \quad (3-9)$$

让 i 座位最大 RSS 接收端的下标（如果有多个最大 RSS，则随机挑选一个而提出其余的）并用 M 替换 i 。假设 (3-8) 被下面的加性噪声影响：

$$\|\boldsymbol{\theta} - \mathbf{o}_j\|_2^2 = d_j + n_j, j \neq M, \quad (3-10)$$

其中 n_j 是一个服从均值为 0、方差为 σ_j^2 的截断高斯分布的噪声。因为 $\boldsymbol{\theta}$ 是实数，因此 (3-10) 等式右边必须大于等于 0，即 n_j 的取值范围是 $[-d_j, +\infty)$ 。所以我们建

立了一个带有噪声 n_j 的模型，服从截断高斯分布。注意到这里的 n_j 与 (3-1) 中的噪声无关，因为这是两个独立的模型。

利用上述模型，我们可以定义一个服从截断高斯分布的随机变量 $X_j = \|\boldsymbol{\theta} - \mathbf{o}_j\|_2$ ，其概率密度函数是：

$$f(x_j) = \frac{1}{C(r_j)} \exp\left(-\frac{(x_j - r_j)^2}{2\sigma_j^2}\right) I[0, +\infty), \quad (3-11)$$

其中 $C(r_j) = \int_0^{+\infty} \exp\left(-\frac{(x_j - r_j)^2}{2\sigma_j^2}\right) dx_j$ 是归一化系数， $I[0, +\infty)$ 是指示函数，在 $[0, +\infty)$ 范围内取值 1 其余为 0。

因此，最终的损失函数和优化问题可以表示为：

$$\hat{\boldsymbol{\theta}} = \arg \min_{\boldsymbol{\theta}} \frac{1}{2} \sum_{j=1}^{N^-} \frac{1}{\sigma_j^2} (\|\boldsymbol{\theta} - \mathbf{o}_j\|_2 - r_j)^2, \quad (3-12)$$

其中 N^- 代表剩余的接收端数量。因为 $C(r_j)$ 和 $\boldsymbol{\theta}$ 无关，因此在优化时可以忽略。

当假设所有接收端的噪声方差 σ_j^2 相同时，该优化问题就变成找到一个点，使得它到所有圆边缘的距离之和最小。因此这个优化问题有着清楚的几何意义，于是我们把 (3-12) 称为基于几何的模型（Geometry-Based Model, GBM）。

因为无法证明 GBM 的凸性，我们将采用和 ML 中相同的方法求解，即多次随机挑选初始点后选取使得损失函数最小的结果。

后续的仿真结果表明 GBM 估计器是有偏的。但是注意到，我们的目标是最小化均方根误差（Mean Square Error, MSE）而 MSE 可以写作：

$$\begin{aligned} MSE &= E[(\hat{\boldsymbol{\theta}} - \boldsymbol{\theta})^2] \\ &= (E[\hat{\boldsymbol{\theta}}] - \boldsymbol{\theta})^2 + E[(\hat{\boldsymbol{\theta}} - E[\hat{\boldsymbol{\theta}}])^2] \\ &= bias^2 + variance. \end{aligned} \quad (3-13)$$

即 MSE 是由估计器的偏差的平方和方差两部分组成，这也是机器学习领域经常出现的经典问题。若一个估计器有很小的偏差却有很大的方差则被称为“过拟合”（Over-Fitting）。在仿真和实测数据验证部分，我们会展示传统最大似然估计器相比于 GBM 是过拟合的。

3.2 克拉美罗下界（Cramér-Rao Lower Bound, CRLB）

CRLB 是估计器的理论误差下界，虽然不一定能够达到，但是对其进行分析有助于研究估计器的性能。

3.2.1 无偏估计的 CRLB

对于路径损耗模型, 因为第 i 个接收端的 RSS 的分布服从 $p_i \sim \mathcal{N}(-10\alpha \log_{10} d_i - C, \sigma_i^2)$, 因此费舍信息 (Fisher Information) 可表示为:

$$I(\boldsymbol{\theta}) = \left(\frac{10\alpha}{\sigma \ln 10} \right)^2 \sum_{i=1}^N \left(\frac{\boldsymbol{\theta} - \mathbf{x}_i}{\|\boldsymbol{\theta} - \mathbf{x}_i\|_2^2} \right) \left(\frac{\boldsymbol{\theta} - \mathbf{x}_i}{\|\boldsymbol{\theta} - \mathbf{x}_i\|_2^2} \right)^T, \quad (3-14)$$

其中 σ 是噪声的标准差。如果估计器是无偏的, 则协方差矩阵的 CRLB 为:

$$\begin{aligned} CRLB(\boldsymbol{\theta}) &= I(\boldsymbol{\theta})^{-1} \\ &\leq Cov(\hat{\boldsymbol{\theta}}_{ML}). \end{aligned} \quad (3-15)$$

因为最大似然估计器是渐进无偏的 [40], 根据 (3-13), 最大似然法的 RSME 的估计下界可以表示为:

$$RMSE \geq \sqrt{Tr(CRLB)}, \quad (3-16)$$

其中 $Tr(\cdot)$ 是矩阵的迹, 即对角线元素累加。

3.2.2 有偏估计的 CRLB

假设 GBM 估计器的期望是 $\boldsymbol{\phi}(\boldsymbol{\theta})$, 如果估计器有偏, 则协方差矩阵的 CRLB 可由下式所得:

$$\begin{aligned} CRLB_{GBM}(\boldsymbol{\theta}) &= \frac{\partial \boldsymbol{\phi}(\boldsymbol{\theta})}{\partial \boldsymbol{\theta}} I(\boldsymbol{\theta})^{-1} \frac{\partial \boldsymbol{\phi}(\boldsymbol{\theta})^T}{\partial \boldsymbol{\theta}} \\ &\leq Cov(\hat{\boldsymbol{\theta}}_{GBM}), \end{aligned} \quad (3-17)$$

其中 $\frac{\partial \boldsymbol{\phi}(\boldsymbol{\theta})}{\partial \boldsymbol{\theta}}$ 是雅可比 (Jacobian) 矩阵。注意到如果估计器是无偏的, 则 $\boldsymbol{\phi}(\boldsymbol{\theta}) = \boldsymbol{\theta}$ 即 $\frac{\partial \boldsymbol{\phi}(\boldsymbol{\theta})}{\partial \boldsymbol{\theta}} = \mathbf{I}$, 而这与 (3-15) 一致。

根据 (3-13), GBM 的 RMSE 的下界可表示为:

$$RMSE \geq \sqrt{(\boldsymbol{\phi}(\boldsymbol{\theta}) - \boldsymbol{\theta})^T (\boldsymbol{\phi}(\boldsymbol{\theta}) - \boldsymbol{\theta}) + Tr(CRLB_{GBM}(\boldsymbol{\theta}))}. \quad (3-18)$$

直接计算 $\boldsymbol{\phi}(\boldsymbol{\theta})$ 和 $\frac{\partial \boldsymbol{\phi}(\boldsymbol{\theta})}{\partial \boldsymbol{\theta}}$ 较困难, 但是我们知道接收者 RSS 的分布, 因此蒙特卡洛法适用于该问题。

首先, $\boldsymbol{\phi}(\boldsymbol{\theta})$ 比较容易用下式得到:

$$\begin{aligned} \boldsymbol{\phi}(\boldsymbol{\theta}) &= E[\hat{\boldsymbol{\theta}}] \\ &\approx \frac{\sum_{k=1}^K \hat{\boldsymbol{\theta}}}{K}, \end{aligned} \quad (3-19)$$

其中, K 是仿真次数。 $\frac{\partial \phi(\theta)}{\partial \theta}$ 可以直接用有限差分法得到, 但是这可能需要大量时间计算, 因为我们需要在二维平面内多次用不同的 θ 进行仿真。

接下来, 我们将推导一种不需要用不同的 θ 仿真就可以得到 $\frac{\partial \phi(\theta)}{\partial \theta}$ 的方法。首先 $\phi(\theta)$ 可以用如下公式表示:

$$\begin{aligned} \text{Let } f(\theta) &= \prod_{i=1}^N (2\pi\sigma_i^2)^{-\frac{1}{2}} e^{-\frac{(p_i+10\alpha\log_{10}d_i+C)^2}{2\sigma_i^2}}, \\ \text{then } \phi(\theta) &= \iiint_{\mathbb{R}^N} \hat{\theta} f(\theta) dp_1 \dots dp_N, \end{aligned} \quad (3-20)$$

其中 d_i 由 (3-2) 定义。若 $\hat{\theta} f(\theta)$ 和 $\frac{\partial \hat{\theta} f(\theta)}{\partial \theta}$ 是连续的, $\iiint_{\mathbb{R}^N} \hat{\theta} f(\theta) dp_1 \dots dp_N$ 和 $\iiint_{\mathbb{R}^N} \frac{\partial \hat{\theta} f(\theta)}{\partial \theta} dp_1 \dots dp_N$ 一致收敛, 则

$$\begin{aligned} \frac{\partial \phi(\theta)}{\partial \theta} &= \frac{\partial E[\hat{\theta}]}{\partial \theta} \\ &= \frac{\partial}{\partial \theta} \iiint_{\mathbb{R}^N} \hat{\theta} f(\theta) dp_1 \dots dp_N \\ &= \iiint_{\mathbb{R}^N} \frac{\partial \hat{\theta} f(\theta)}{\partial \theta} dp_1 \dots dp_N \\ &= \iiint_{\mathbb{R}^N} \sum_{i=1}^N \hat{\theta} \left(\frac{-10\alpha}{\sigma_i^2 \ln 10} \frac{\theta - \mathbf{x}_i}{\|\theta - \mathbf{x}_i\|_2^2} \right)^T f(\theta) dp_1 \dots dp_N \\ &= E \left[\sum_{i=1}^N \hat{\theta} \left(\frac{-10\alpha}{\sigma_i^2 \ln 10} \frac{\theta - \mathbf{x}_i}{\|\theta - \mathbf{x}_i\|_2^2} \right)^T \right]. \end{aligned} \quad (3-21)$$

需要注意 $\hat{\theta}$ 与 θ 无关, 而是关于 $(\mathbf{x}_1, \dots, \mathbf{x}_N)^T$ 和 $(P_1, \dots, P_N)^T$ 的函数。

根据 (3-21) 的结果, 我们可以通过计算 $\sum_{i=1}^N \hat{\theta} \left(\frac{-10\alpha}{\sigma_i^2 \ln 10} \frac{\theta - \mathbf{x}_i}{\|\theta - \mathbf{x}_i\|_2^2} \right)^T$ 的经验平均值来利用蒙特卡洛法近似估算 $\frac{\partial \phi(\theta)}{\partial \theta}$, 而不需要有限差分, 这会大量节省仿真时间。

3.3 RMSE 的置信区间

估计器的精度会受到噪声的影响, 因此为了判断不同的估计器是否统计显著地不同, 我们需要计算 RMSE 的置信区间 (Confidence Interval)。

虽然 RMSE 的分布未知, 但是幸运地, 依据中心极限定理 (Central Limit Theorem), 当仿真次数很多且 $(\hat{\theta}_k - \theta)^T (\hat{\theta}_k - \theta)$ 对于不同的 k 来说独立同分布, 则 MSE

的分布将会趋近于正态分布，即

$$\begin{aligned} \lim_{K \rightarrow \infty} MSE &= \lim_{K \rightarrow \infty} \frac{\sum_{k=1}^K (\hat{\theta}_k - \theta)^T (\hat{\theta}_k - \theta)}{K} \\ &\sim \mathcal{N}\left(\mu, \frac{\sigma^2}{K}\right), \end{aligned} \quad (3-22)$$

其中 μ 和 σ^2 是 $(\hat{\theta}_k - \theta)^T (\hat{\theta}_k - \theta)$ 的期望和方差。因为我们不知道方差和期望，所以应当使用经验均值代替期望，即我们应当使用 T 检验。但是，在仿真次数足够多的情况下（在我们的场景下仿真了 100,000 次），我们可以直接使用 Z 检验。因此 95% 置信区间可由下式获得：

$$CI = \left(\sqrt{RMSE^2 - 1.96 \frac{\sigma}{\sqrt{K}}}, \sqrt{RMSE^2 + 1.96 \frac{\sigma}{\sqrt{K}}} \right). \quad (3-23)$$

因此我们可以用 (3-23) 得到 RMSE 的置信区间并检验两个估计器的 RMSE 是否统计显著的不同。

3.4 数值仿真实验

3.4.1 仿真场景与估计器设置

为了比较基于几何的模型 (GBM)，最大似然法 (ML) 以及线性最小二乘 (LLS) 估计器，我们进行了仿真实验。仿真场景设置与 S. Wang 和 R. Inkol^[13] 的场景相同：发射源坐标为 (0, 0)，十个接收者的位置坐标为 (-126, 62), (-339, 166), (390, 76), (-178, 333), (482, 122), (-234, 141), (230, -45), (-352, 279), (-104, 465), (366, -139)。上述坐标的单位是米，分布如图3.1所示。在生成接收信号数据时，路径损耗系数 $\alpha = 4$ ，噪声服从 0 均值高斯分布，方差从 1 变化到 15，常数 $C = -40$ 。

因为 GBM 和 ML 都是非凸优化，因此我们将会以随机初始点进行 20 次迭代计算，使损失函数取得最小值的点作为最终定位点。初始点的二维坐标是从两个独立同分布的均匀分布 $\mathcal{U}(-500, 500)$ 中采样所得。注意到我们的场景中没有锚点，因此必须选择一个接收端作为被减数，这里我们选择 RSS 最大的点。对于 GBM，如果有多个最大值，则随机选择一个，其余的删除。GBM 算法中的 σ_j 均被设为 1。针对每个噪声方差，GBM、ML 和 LLS 三种算法都仿真 100,000 次，之后计算 RMSE 及其置信区间。此外，无偏估计的 CRLB 以及 GBM 的 CRLB 分别根据 (3-16) 和 (3-18) 计算。

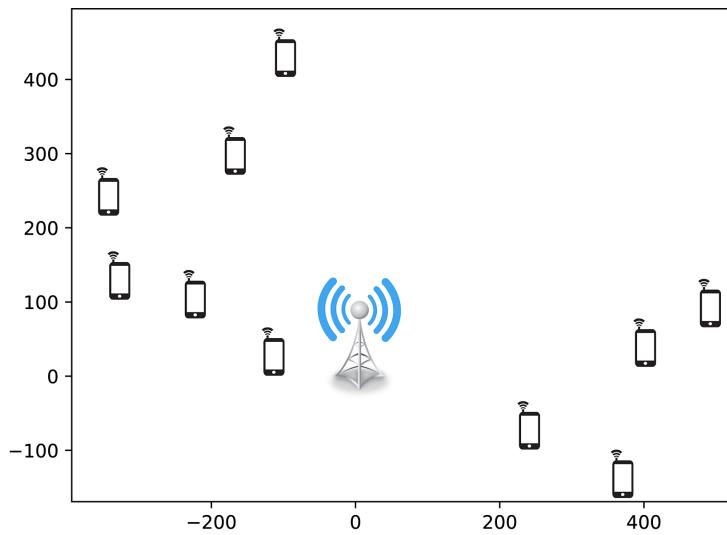


图 3.1 发射源坐标为 $(0, 0)$, 十个接收者的位置坐标为 $(-126, 62)$, $(-339, 166)$, $(390, 76)$,
 $(-178, 333)$, $(482, 122)$, $(-234, 141)$, $(230, -45)$, $(-352, 279)$, $(-104, 465)$, $(366, -139)$ 。

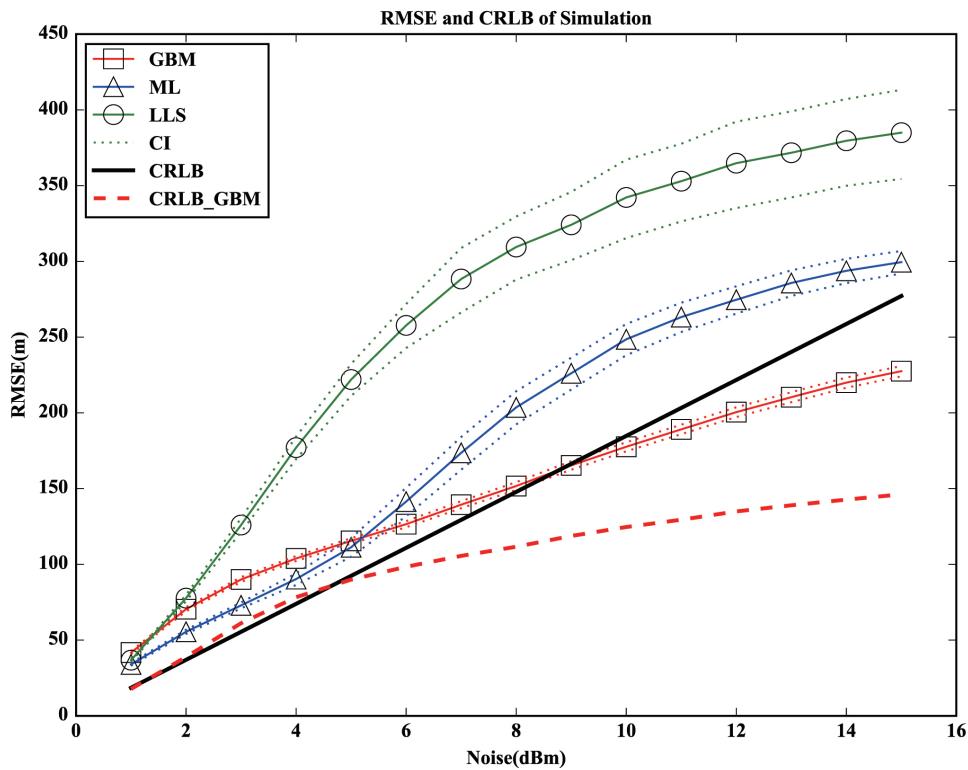


图 3.2 100,000 次仿真下, RMSE、置信区间和 CRLB 的结果。正方形是我们的算法 GBM,
上三角是 ML, 圆圈是 LLS。点线为 RMSE 的 95% 置信区间。实线是无偏估计的 CRLB,
虚线是通过蒙特卡洛法估计的 GBM 的 CRLB。

3.4.2 仿真结果

如图3.2所示为100,000次仿真下，RMSE及其95%置信区间和CRLB的结果。从仿真结果中可以看到，当噪声标准差 $\sigma < 5\text{dBm}$ 时ML的RMSE略低于GBM。然而当标准差 $\sigma > 5\text{dBm}$ 时，GBM的RMSE明显小于ML而且统计显著。因为多径效应和阴影效应的影响，真实世界场景中往往噪声功率较大。下一小节中，我们将上述三种算法用于实测数据，结果将为我们提供一些深入的见解。除此之外，CRLB的结果和GBM与ML的情况相似。虽然GBM的CRLB比它的RMSE小得多，但是我们不知道是否存在一种估计器可以取得这个下界。这或许是下一步研究的可能突破点。

注意到，当噪声的标准差大于9之后，GBM的RMSE会比无偏估计的CRLB还低，这也暗示了GBM是有偏估计否则CRLB是RMSE的下界。根据(3-13)，即虽然GBM是有偏估计，但是相比于方差的减小，偏置的稍微增加也不会使得总体MSE更大。从机器学习的角度来看，ML是一个低偏置、高方差的估计器，也就是说ML对于路径损耗模型“过拟合”了。而GBM类似于一种正则化版本，能够更好地适应高噪声数据。

最后，LLS估计器的RMSE最大。相比于LLS，ML能取得更小的RMSE已经被验证过^[3]，而且当噪声较大时，LLS的性能会严重恶化^[2]。我们的仿真结果与这些前人的结论一致。

3.4.3 实测数据验证

第4章 基于曼哈顿切线距离的指纹定位算法

第5章 保量推荐下的最优广告投放算法

第6章 结论

插图索引

- 图 1.1 如图所示为快手发现页和同城页的页面设计，本文主要关注右子图即同城页。在同城页展现给用户的视频会先根据用户与视频作者之间的距离筛选。 3
- 图 2.1 如图所示为整个服务机制的系统架构图。智能终端会先向定位服务器发送定位请求，定位服务器根据用户是信号发射源或接收端采取不同的算法计算用户位置，之后返回给终端。获得位置后向广告服务器发送广告请求，服务器计算完成后返回要投放给用户的广告。 9
- 图 2.2 如图所示为针对一次访问投放广告的工作流程，其中箭头上的序号代表了执行顺序。流程从客户端发起广告请求开始，之后中心服务器依次请求召回广告，预测用户对被召回广告的打分和决定投放广告。我们的算法部署在投放策略服务器上。中心服务器、召回服务器、分数预测服务器和投放策略服务器共同构成了广告服务器（群）。10
- 图 3.1 发射源坐标为 $(0, 0)$ ，十个接收者的位置坐标为 $(-126, 62), (-339, 166), (390, 76), (-178, 333), (482, 122), (-234, 141), (230, -45), (-352, 279), (-104, 465), (366, -139)$ 。 18
- 图 3.2 100,000 次仿真下，RMSE、置信区间和 CRLB 的结果。正方形是我们的算法 GBM，上三角是 ML，圆圈是 LLS。点线为 RMSE 的 95% 置信区间。实线是无偏估计的 CRLB，虚线是通过蒙特卡洛法估计的 GBM 的 CRLB。 18

表格索引

表 1.1 广告投放举例	2
--------------------	---

公式索引

公式 2-1	10
公式 3-1	12
公式 3-2	12
公式 3-3	12
公式 3-4	12
公式 3-5	13
公式 3-6	13
公式 3-7	13
公式 3-8	13
公式 3-9	13
公式 3-10	13
公式 3-11	14
公式 3-12	14
公式 3-13	14
公式 3-14	15
公式 3-15	15
公式 3-16	15
公式 3-17	15
公式 3-18	15
公式 3-19	15
公式 3-20	16
公式 3-21	16
公式 3-22	17

公式索引

公式 3-23	17
公式 A-1	32
公式 A-2	33

参考文献

- [1] Xiao J, Zhou Z, Yi Y, et al. A survey on wireless indoor localization from the device perspective [J]. ACM Computing Surveys (CSUR), 2016, 49(2): 25.
- [2] Vaghefi R M, Gholami M R, Buehrer R M, et al. Cooperative received signal strength-based sensor localization with unknown transmit powers[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2013, 61(6): 1389-1403.
- [3] Jackson B R, Wang S, Inkol R. Received signal strength difference emitter geolocation least squares algorithm comparison[C]//Electrical and Computer Engineering (CCECE), 2011 24th Canadian Conference on. [S.l.]: IEEE, 2011: 001113-001118.
- [4] Liu B C, Lin K H, Wu J C. Analysis of hyperbolic and circular positioning algorithms using stationary signal-strength-difference measurements in wireless communications[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2006, 55(2): 499-509.
- [5] Bahl P, Padmanabhan V N. Radar: An in-building rf-based user location and tracking system [C]//INFOCOM 2000. Nineteenth Annual Joint Conference of the IEEE Computer and Communications Societies. Proceedings. IEEE: volume 2. [S.l.]: Ieee, 2000: 775-784.
- [6] Guvenc I, Chong C C. A survey on toa based wireless localization and nlos mitigation techniques [J]. IEEE Communications Surveys & Tutorials, 2009, 11(3).
- [7] Catovic A, Sahinoglu Z. The cramer-rao bounds of hybrid toa/rss and tdoa/rss location estimation schemes[J]. IEEE Communications Letters, 2004, 8(10): 626-628.
- [8] Cong L, Zhuang W. Hybrid tdoa/aoa mobile user location for wideband cdma cellular systems [J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2002, 1(3): 439-447.
- [9] Junglas I A, Watson R T. Location-based services[J]. Communications of the ACM, 2008, 51 (3): 65.
- [10] 赵杨, 袁析妮, 陈亚文, 等. 基于机器学习混合算法的 app 广告转化率预测研究[J]. 数据分析与知识发现, 2018, 2(11): 2-9.
- [11] Korula N, Mirrokni V S, Nazerzadeh H. Optimizing display advertising markets: Challenges and directions.[J]. IEEE Internet Computing, 2016, 20(1): 28-35.
- [12] McAfee R P, Papineni K, Vassilvitskii S. Maximally representative allocations for guaranteed delivery advertising campaigns[J]. Review of Economic Design, 2013, 17(2): 83-94.
- [13] Wang S, Inkol R. A near-optimal least squares solution to received signal strength difference based geolocation[C]//Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP), 2011 IEEE International Conference on. [S.l.]: IEEE, 2011: 2600-2603.
- [14] Gentile C, Alsindi N, Raulefs R, et al. Geolocation techniques: Principles and applications[M]. [S.l.]: Springer Science & Business Media, 2012
- [15] Xia S, Liu Y, Yuan G, et al. Indoor fingerprint positioning based on wi-fi: an overview[J]. ISPRS International Journal of Geo-Information, 2017, 6(5): 135.
- [16] Yen L, Yan C H, Renu S, et al. A modified wknn indoor wi-fi localization method with differential coordinates[C]//Applied System Innovation (ICASI), 2017 International Conference on. [S.l.]: IEEE, 2017: 1822-1824.

- [17] Marques N, Meneses F, Moreira A. Combining similarity functions and majority rules for multi-building, multi-floor, wifi positioning[C]//Indoor Positioning and Indoor Navigation (IPIN), 2012 International Conference on. [S.l.]: IEEE, 2012: 1-9.
- [18] Han S, Zhao C, Meng W, et al. Cosine similarity based fingerprinting algorithm in wlan indoor positioning against device diversity[C]//Communications (ICC), 2015 IEEE International Conference on. [S.l.]: IEEE, 2015: 2710-2714.
- [19] Torres-Sospedra J, Montoliu R, Trilles S, et al. Comprehensive analysis of distance and similarity measures for wi-fi fingerprinting indoor positioning systems[J]. Expert Systems with Applications, 2015, 42(23): 9263-9278.
- [20] Simard P Y, LeCun Y A, Denker J S, et al. Transformation invariance in pattern recognition —tangent distance and tangent propagation[M]//Neural networks: tricks of the trade. [S.l.]: Springer, 1998: 239-274
- [21] Roweis S T, Saul L K. Nonlinear dimensionality reduction by locally linear embedding[J]. science, 2000, 290(5500): 2323-2326.
- [22] Xu J, Lee K c, Li W, et al. Smart pacing for effective online ad campaign optimization[C]// Proceedings of the 21th ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining. [S.l.]: ACM, 2015: 2217-2226.
- [23] Mehta A, Saberi A, Vazirani U, et al. Adwords and generalized on-line matching[C]//46th Annual IEEE Symposium on Foundations of Computer Science (FOCS'05). [S.l.]: IEEE, 2005: 264-273.
- [24] Feldman J, Henzinger M, Korula N, et al. Online stochastic packing applied to display ad allocation[C]//European Symposium on Algorithms. [S.l.]: Springer, 2010: 182-194.
- [25] Devanur N R, Hayes T P. The adwords problem: online keyword matching with budgeted bidders under random permutations[C]//Proceedings of the 10th ACM conference on Electronic commerce. [S.l.]: ACM, 2009: 71-78.
- [26] Turner J. The planning of guaranteed targeted display advertising[J]. Operations research, 2012, 60(1): 18-33.
- [27] Chen Y, Berkhin P, Anderson B, et al. Real-time bidding algorithms for performance-based display ad allocation[C]//Proceedings of the 17th ACM SIGKDD international conference on Knowledge discovery and data mining. [S.l.]: ACM, 2011: 1307-1315.
- [28] Devanur N R, Jain K, Sivan B, et al. Near optimal online algorithms and fast approximation algorithms for resource allocation problems[C]//Proceedings of the 12th ACM conference on Electronic commerce. [S.l.]: ACM, 2011: 29-38.
- [29] Alaei S, Hajiaghayi M, Liaghat V. Online prophet-inequality matching with applications to ad allocation[C]//Proceedings of the 13th ACM Conference on Electronic Commerce. [S.l.]: ACM, 2012: 18-35.
- [30] Karande C, Mehta A, Srikant R. Optimizing budget constrained spend in search advertising[C]// Proceedings of the sixth ACM international conference on Web search and data mining. [S.l.]: ACM, 2013: 697-706.
- [31] Agarwal D, Ghosh S, Wei K, et al. Budget pacing for targeted online advertisements at linkedin [C]//Proceedings of the 20th ACM SIGKDD international conference on Knowledge discovery and data mining. [S.l.]: ACM, 2014: 1613-1619.

- [32] Bharadwaj V, Chen P, Ma W, et al. Shale: an efficient algorithm for allocation of guaranteed display advertising[C]//Proceedings of the 18th ACM SIGKDD international conference on Knowledge discovery and data mining. [S.l.]: ACM, 2012: 1195-1203.
- [33] Vee E, Vassilvitskii S, Shanmugasundaram J. Optimal online assignment with forecasts[C]//Acm Conference on Electronic Commerce. [S.l.: s.n.], 2010.
- [34] Agrawal S, Wang Z, Ye Y. A dynamic near-optimal algorithm for online linear programming[J]. Operations Research, 2014, 62(4): 876-890.
- [35] Huang J C, Jenatton R, Archambeau C. Online dual decomposition for performance and delivery-based distributed ad allocation[C]//Proceedings of the 22nd ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining. [S.l.]: ACM, 2016: 117-126.
- [36] Kesselheim T, Tönnis A, Radke K, et al. Primal beats dual on online packing lps in the random-order model[C]//Proceedings of the forty-sixth annual ACM symposium on Theory of computing. [S.l.]: ACM, 2014: 303-312.
- [37] Lee K C, Jalali A, Dasdan A. Real time bid optimization with smooth budget delivery in online advertising[C]//Proceedings of the Seventh International Workshop on Data Mining for Online Advertising. [S.l.]: ACM, 2013: 1.
- [38] Chapelle O, Manavoglu E, Rosales R. Simple and scalable response prediction for display advertising[J]. ACM Transactions on Intelligent Systems and Technology (TIST), 2015, 5(4): 61.
- [39] Erceg V, Greenstein L J, Tjandra S Y, et al. An empirically based path loss model for wireless channels in suburban environments[J]. IEEE Journal on selected areas in communications, 1999, 17(7): 1205-1211.
- [40] Kay S M. Fundamentals of statistical signal processing[M]. [S.l.]: Prentice Hall PTR, 1993

致 谢

衷心感谢导师 xxx 教授和物理系 xxx 副教授对本人的精心指导。他们的言传身教将使我终生受益。

在美国麻省理工学院化学系进行九个月的合作研究期间，承蒙 xxx 教授热心指导与帮助，不胜感激。感谢 xx 实验室主任 xx 教授，以及实验室全体老师和同学们的热情帮助和支持！本课题承蒙国家自然科学基金资助，特此致谢。

感谢 L^AT_EX 和 THUTHESIS^[?]，帮我节省了不少时间。

声 明

本人郑重声明：所呈交的学位论文，是本人在导师指导下，独立进行研究工作所取得的成果。尽我所知，除文中已经注明引用的内容外，本学位论文的研究成果不包含任何他人享有著作权的内容。对本论文所涉及的研究工作做出贡献的其他个人和集体，均已在文中以明确方式标明。

签 名： _____ 日 期： _____

附录 A 外文资料原文

The title of the English paper

Abstract: As one of the most widely used techniques in operations research, *mathematical programming* is defined as a means of maximizing a quantity known as *objective function*, subject to a set of constraints represented by equations and inequalities. Some known subtopics of mathematical programming are linear programming, nonlinear programming, multiobjective programming, goal programming, dynamic programming, and multilevel programming^[1].

It is impossible to cover in a single chapter every concept of mathematical programming. This chapter introduces only the basic concepts and techniques of mathematical programming such that readers gain an understanding of them throughout the book^[2,3].

A.1 Single-Objective Programming

The general form of single-objective programming (SOP) is written as follows,

$$\left\{ \begin{array}{l} \max f(x) \\ \text{subject to:} \\ g_j(x) \leq 0, \quad j = 1, 2, \dots, p \end{array} \right. \quad (123)$$

which maximizes a real-valued function f of $x = (x_1, x_2, \dots, x_n)$ subject to a set of constraints.

Definition A.1: In SOP, we call x a decision vector, and x_1, x_2, \dots, x_n decision variables. The function f is called the objective function. The set

$$S = \{x \in \Re^n \mid g_j(x) \leq 0, j = 1, 2, \dots, p\} \quad (456)$$

is called the feasible set. An element x in S is called a feasible solution.

Definition A.2: A feasible solution x^* is called the optimal solution of SOP if and only if

$$f(x^*) \geq f(x) \quad (\text{A-1})$$

for any feasible solution x .

One of the outstanding contributions to mathematical programming was known as the Kuhn-Tucker conditions A-2. In order to introduce them, let us give some definitions. An inequality constraint $g_j(x) \leq 0$ is said to be active at a point x^* if $g_j(x^*) = 0$. A point x^* satisfying $g_j(x^*) \leq 0$ is said to be regular if the gradient vectors $\nabla g_j(x)$ of all active constraints are linearly independent.

Let x^* be a regular point of the constraints of SOP and assume that all the functions $f(x)$ and $g_j(x), j = 1, 2, \dots, p$ are differentiable. If x^* is a local optimal solution, then there exist Lagrange multipliers $\lambda_j, j = 1, 2, \dots, p$ such that the following Kuhn-Tucker conditions hold,

$$\begin{cases} \nabla f(x^*) - \sum_{j=1}^p \lambda_j \nabla g_j(x^*) = 0 \\ \lambda_j g_j(x^*) = 0, \quad j = 1, 2, \dots, p \\ \lambda_j \geq 0, \quad j = 1, 2, \dots, p. \end{cases} \quad (\text{A-2})$$

If all the functions $f(x)$ and $g_j(x), j = 1, 2, \dots, p$ are convex and differentiable, and the point x^* satisfies the Kuhn-Tucker conditions (A-2), then it has been proved that the point x^* is a global optimal solution of SOP.

A.1.1 Linear Programming

If the functions $f(x), g_j(x), j = 1, 2, \dots, p$ are all linear, then SOP is called a *linear programming*.

The feasible set of linear is always convex. A point x is called an extreme point of convex set S if $x \in S$ and x cannot be expressed as a convex combination of two points in S . It has been shown that the optimal solution to linear programming corresponds to an extreme point of its feasible set provided that the feasible set S is bounded. This fact is the basis of the *simplex algorithm* which was developed by Dantzig as a very efficient method for solving linear programming.

Roughly speaking, the simplex algorithm examines only the extreme points of the feasible set, rather than all feasible points. At first, the simplex algorithm selects an extreme point as the initial point. The successive extreme point is selected so as to improve the objective function value. The procedure is repeated until no improvement in objective function value can be made. The last extreme point is the optimal solution.

Table 1 This is an example for manually numbered table, which would not appear in the list of tables

Network Topology		# of nodes	# of clients			Server			
GT-ITM	Waxman Transit-Stub	600	2%	10%	50%	Max. Connectivity			
	Inet-2.1	6000							
Xue	Rui	Ni	THUTHESIS						
	ABCDEF								

A.1.2 Nonlinear Programming

If at least one of the functions $f(x), g_j(x), j = 1, 2, \dots, p$ is nonlinear, then SOP is called a *nonlinear programming*.

A large number of classical optimization methods have been developed to treat special-structural nonlinear programming based on the mathematical theory concerned with analyzing the structure of problems.



Figure 1 This is an example for manually numbered figure, which would not appear in the list of figures

Now we consider a nonlinear programming which is confronted solely with maximizing a real-valued function with domain \Re^n . Whether derivatives are available or not, the usual strategy is first to select a point in \Re^n which is thought to be the most likely place where the maximum exists. If there is no information available on which to base such a selection, a point is chosen at random. From this first point an attempt is made to construct a sequence of points, each of which yields an improved objective function value over its predecessor. The next point to be added to the sequence is chosen by analyzing the behavior of the function at the previous points. This construction continues until some termination criterion is met. Methods based upon this strategy are called *ascent methods*, which can be classified as *direct methods*, *gradient methods*, and *Hessian methods* according to the information about the behavior of objective function f . Direct methods require only that the function can be evaluated at each point. Gradient methods require the evaluation of first derivatives of f . Hessian methods require the evaluation of second

derivatives. In fact, there is no superior method for all problems. The efficiency of a method is very much dependent upon the objective function.

A.1.3 Integer Programming

Integer programming is a special mathematical programming in which all of the variables are assumed to be only integer values. When there are not only integer variables but also conventional continuous variables, we call it *mixed integer programming*. If all the variables are assumed either 0 or 1, then the problem is termed a *zero-one programming*. Although integer programming can be solved by an *exhaustive enumeration* theoretically, it is impractical to solve realistically sized integer programming problems. The most successful algorithm so far found to solve integer programming is called the *branch-and-bound enumeration* developed by Balas (1965) and Dakin (1965). The other technique to integer programming is the *cutting plane method* developed by Gomory (1959).

Uncertain Programming (BaoDing Liu, 2006.2)

References

NOTE: These references are only for demonstration. They are not real citations in the original text.

- [1] Donald E. Knuth. The \TeX book. Addison-Wesley, 1984. ISBN: 0-201-13448-9
- [2] Paul W. Abrahams, Karl Berry and Kathryn A. Hargreaves. \TeX for the Impatient. Addison-Wesley, 1990. ISBN: 0-201-51375-7
- [3] David Salomon. The advanced \TeX book. New York : Springer, 1995. ISBN:0-387-94556-3

附录 B 外文资料的调研阅读报告或书面翻译

英文资料的中文标题

摘要：本章为外文资料翻译内容。如果有摘要可以直接写上来，这部分好像没有明确的规定。

B.1 单目标规划

北冥有鱼，其名为鲲。鲲之大，不知其几千里也。化而为鸟，其名为鹏。鹏之背，不知其几千里也。怒而飞，其翼若垂天之云。是鸟也，海运则将徙于南冥。南冥者，天池也。

$$p(y|\mathbf{x}) = \frac{p(\mathbf{x}, y)}{p(\mathbf{x})} = \frac{p(\mathbf{x}|y)p(y)}{p(\mathbf{x})} \quad (123)$$

吾生也有涯，而知也无涯。以有涯随无涯，殆已！已而为知者，殆而已矣！为善无近名，为恶无近刑，缘督以为经，可以保身，可以全生，可以养亲，可以尽年。

B.1.1 线性规划

庖丁为文惠君解牛，手之所触，肩之所倚，足之所履，膝之所倚，砉然响然，奏刀騞然，莫不中音，合于桑林之舞，乃中经首之会。

表 1 这是手动编号但不出现在索引中的一个表格例子

Network Topology		# of nodes	# of clients			Server
GT-ITM	Waxman Transit-Stub	600	2%	10%	50%	Max. Connectivity
	Inet-2.1	6000				
Xue	Rui	Ni				THUTHESIS
	ABCDEF					

文惠君曰：“嘻，善哉！技盖至此乎？”庖丁释刀对曰：“臣之所好者道也，进乎技矣。始臣之解牛之时，所见无非全牛者；三年之后，未尝见全牛也；方今之时，臣以神遇而不以目视，官知止而神欲行。依乎天理，批大郤，导大窾，因其固然。技经肯綮之未尝，而况大瓠乎！良庖岁更刀，割也；族庖月更刀，折也；今臣之刀十九年矣，所解数千牛矣，而刀刃若新发于硎。彼节者有间而刀刃者无厚，以无厚入有间，恢恢乎其于游刃必有余地矣。是以十九年而刀刃若新发于硎。虽然，

每至于族，吾见其难为，怵然为戒，视为止，行为迟，动刀甚微，謌然已解，如土委地。提刀而立，为之而四顾，为之踌躇满志，善刀而藏之。”

文惠君曰：“善哉！吾闻庖丁之言，得养生焉。”

B.1.2 非线性规划

孔子与柳下季为友，柳下季之弟名曰盗跖。盗跖从卒九千人，横行天下，侵暴诸侯。穴室枢户，驱人牛马，取人妇女。贪得忘亲，不顾父母兄弟，不祭先祖。所过之邑，大国守城，小国入保，万民苦之。孔子谓柳下季曰：“夫为人父者，必能诏其子；为人兄者，必能教其弟。若父不能诏其子，兄不能教其弟，则无贵父子兄弟之亲矣。今先生，世之才士也，弟为盗跖，为天下害，而弗能教也，丘窃为先生羞之。丘请为先生往说之。”



图 1 这是手动编号但不出现索引中的图片的例子

柳下季曰：“先生言为人父者必能诏其子，为人兄者必能教其弟，若子不听父之诏，弟不受兄之教，虽今先生之辩，将奈之何哉？且跖之为人也，心如涌泉，意如飘风，强足以距敌，辩足以饰非。顺其心则喜，逆其心则怒，易辱人以言。先生必无往。”

孔子不听，颜回为驭，子贡为右，往见盗跖。

B.1.3 整数规划

盗跖乃方休卒徒大山之阳，脍人肝而餔之。孔子下车而前，见谒者曰：“鲁人孔丘，闻将军高义，敬再拜谒者。”谒者入通。盗跖闻之大怒，目如明星，发上指冠，曰：“此夫鲁国之巧伪人孔丘非邪？为我告之：尔作言造语，妄称文、武，冠枝木之冠，带死牛之胁，多辞缪说，不耕而食，不织而衣，摇唇鼓舌，擅生是非，以迷天下之主，使天下学士不反其本，妄作孝弟，而侥幸于封侯富贵者也。子之罪大极重，疾走归！不然，我将以子肝益昼餔之膳。”

附录 C 其它附录

前面两个附录主要是给本科生做例子。其它附录的内容可以放到这里，当然如果你愿意，可以把这部分也放到独立的文件中，然后将其 \input 到主文件中。

个人简历、在学期间发表的学术论文与研究成果

个人简历

1993 年 11 月 20 日出生于辽宁省沈阳市。

2012 年 9 月考入清华大学电子工程系电子信息科学类专业，2016 年 7 月本科毕业并获得工学学士学位。

2016 年 9 月免试进入清华大学电子工程系攻读信息与通信工程学位至今。

发表的学术论文

- [1] Li, Zhihe, Xiaofeng Zhong, and Zechen Cui. "Evaluating forecasting algorithm of realistic datasets based on machine learning." Proceedings of the 2nd International Conference on Innovation in Artificial Intelligence. ACM, 2018. (EI 收录, 检索号:20183905853244.)
- [2] Li, Zhihe, Xiaofeng Zhong, and Jie Wei. "A Novel Geometry-Based Model for Localization Based on Received Signal Strength." 2018 IEEE 87th Vehicular Technology Conference (VTC Spring). IEEE, 2018. (EI 收录, 检索号:20183205660551.)
- [3] Li, Zhihe, et al. "The Application of Manhattan Tangent Distance in Outdoor Fingerprint Localization." 2018 IEEE Global Communications Conference (GLOBECOM). IEEE, 2018.
- [4] Chen, Huangqing, et al. "Energy-Saving Algorithm with Dimension Reduction on the Uplink for Multimedia Push." 2017 IEEE 86th Vehicular Technology Conference (VTC-Fall). IEEE, 2017. (EI 收录, 检索号:20181605013949 .)

综合论文训练记录表

学生姓名		学号		班级	
论文题目					
主要内容以及进度安排	<p style="text-align: right;">指导教师签字: _____</p> <p style="text-align: right;">考核组组长签字: _____</p> <p style="text-align: right;">年 月 日</p>				
中期考核意见	<p style="text-align: right;">考核组组长签字: _____</p> <p style="text-align: right;">年 月 日</p>				

指导教师评语	
	指导教师签字: _____ 年 月 日
评阅教师评语	
	评阅教师签字: _____ 年 月 日
答辩小组评语	
	答辩小组组长签字: _____ 年 月 日

总成绩: _____

教学负责人签字: _____

年 月 日