

中国民航大学

本科毕业设计（论文）



基于蒙特卡洛搜索树的用户偏好路径推荐 算法设计和实现

学生姓名： 王雨星

专 业： 计算机科学与技术

学 号： 180341228

指导教师： 李建伏

学 院： 计算机科学与技术学院

二〇二二年五月

中国民航大学
本科毕业设计（论文）

**基于蒙特卡洛搜索树的用户偏好路径推荐
算法设计和实现**

**Design and Implementation of Route
Recommendation Algorithm Based on
Preferences of Individual User Using
Monte Carlo Tree Search**

学生姓名：王雨星

专 业：计算机科学与技术

学 号：180341228

指导教师：李建伏

学 院：计算机科学与技术学院

2022 年 05 月

创见性声明

本人声明：所呈交的毕业论文是本人在指导教师的指导下进行的工作和取得的成果，论文中所引用的他人已经发表或撰写过的研究成果，均加以特别标注并在此表示致谢。与我一同工作的同志对本论文所做的任何贡献也已在论文中作了明确的说明并表示谢意。

毕业论文作者签名：王雨星 签字日期：2022 年 05 月 日

本科毕业设计（论文）版权使用授权书

本毕业设计（论文）作者完全了解中国民航大学有关保留、使用毕业设计（论文）的规定。特授权中国民航大学可以将毕业设计（论文）的全部或部分内容编入有关数据库进行检索，并采用影印、缩印或扫描等复制手段保存、汇编以供查阅和借阅。同意学校向国家有关部门或机构送交毕业设计（论文）的复印件和磁盘。

（保密的毕业论文在解密后适用本授权说明）

毕业论文作者签名：王雨星 指导教师签名：

签字日期： 年 月 日 签字日期： 年 月

摘 要

路径推荐系统在人们的生活中得到了最为广泛的应用。对于路径推荐算法，已经有了很多的不同维度的实现以及讨论。从用户偏好的角度出发，本文设计并实现了使用蒙特卡洛树搜索算法来实现对用户个人偏好路径的计算。主要工作包括以下三点：

- 1) 针对用户偏好的道路特征的研究，提取道路的特征向量表示。
- 2) 构建一个 SVM 分类器以获取的用户的偏好。
- 3) 基于蒙特卡洛决策树的路径推荐系统的构建，其中包括多次模拟仿真路径、基于节点的 PUCB 值的节点选择和基于 SVM 评估器的 reward 值生成等。

关键词：用户偏好路径；支持向量机(SVM)；蒙特卡洛树搜索(MCTS)；置信度上界(UCB)

Abstract

Route recommendation is a common application we are using every single day, especially when going for outdoor activities, going to office. There were already large amount of implementations and discussion for this algorithm in the industry. There are two major parts in the proposed algorithm:

1) Using Supported Vector Machines to build the classifier model based on user preference routes and random generated unpreferred route samples

2) Applying Monte Carlo Tree Search simulation to simulate possible routes between origin and destination, together with SVM model reward, to suggest the route recommendation for user

3) Implementing the code of algorithm, including testing, and provide several ideas for future improvement

Key Words: Individual User's Preferences router; Support Vector Machine (SVM); Monte-Carlo Tree Search (MCTS); Upper Confidence Bound (UCB)

目 录

第 1 章 绪论	1
1.1 研究背景、目的及意义.....	1
1.2 国内外相关领域研究现状.....	1
1.3 本文组织结构.....	1
第 2 章 理论基础	2
2.1 地图及其表示.....	2
2.2 监督学习模型.....	2
2.2.1 支持向量机 (Support Vector Machine, SVM)	3
2.3 蒙特卡洛树搜索 (MCTS Monte Carlo Tree Search)	6
2.3.1 MCTS 基本思路.....	6
2.3.2 置信度上界 (Upper Confidence Bound)	7
2.4 本章小结.....	7
第 3 章 基于 MCTS 的用户偏好路径推荐算法设计与实现.....	8
3.1 算法论述.....	8
3.2 算法设计与实现.....	9
3.2.1 开发环境	9
3.2.2 道路特征提取及向量化表示	9
3.2.3 利用 SVM 以获取用户偏好	10
3.2.4 基于 MCTS 的路径推荐算法实现.....	12
3.2.5 地图的绘制	14
3.2.6 测试	14
3.3 本章小结.....	16
第 4 章 结论	17
4.1 研究成果总结.....	17
4.2 展望.....	17
参考文献.....	19
致 谢	20

第 1 章 绪论

1.1 研究背景、目的及意义

随着手机 APP 的广泛应用，路径导航推荐已经成为了大众日常出行的必备应用，特别是当用户外出活动、旅游、购物、上班。一个好的路由推荐导航系统能够帮用户节省出行时间、提高办事效率、节约出行成本，带给用户好的外出体验。路径推荐顾名思义是在用户输入起点和终点后，给出用户最为推荐的路径提示。现在普遍流行的路径推荐算法往往是基于出行消耗时间，或者路径距离，给出用户推荐。已有算法不能满足用户个性化的出行需求是现在路径推荐服务普遍存在的问题。特别是不同年龄段的用户，出行偏好会有很大差异，比如年龄偏大的用户步行时会更加倾向于主路，少转弯和少斜坡的路径，最大程度满足用户出行对安全和舒适度的要求。然而对于年轻人，步行会选择一些台阶和小路，这样既避开拥挤的人群和车道，也达到了锻炼身体的目的。趋于个性化的出行推荐在业界俨然是一种新的方向。

1.2 国内外相关领域研究现状

比较经典的路径推荐算法有迪杰斯特拉（Dijkstra）最短（优）路径算法。在此算法中，用户偏好会被量化为权值赋给每一条子路径，然后根据广度优先搜索求出最优路径。此算法存在着一个天然的缺陷，算法的时间空间复杂度非常高，不适合大规模数据的处理。还有一些路由推荐算法比如遗传算法（Genetic Algorithms，简称 GA），使用 GA 编码路径信息作为基因。然后由特定的评价函数计算得出优秀的个体，重复个体的交叉和变异 GA 生成一条路由。其算法优点是通过设计多用途评估函数同时进行多用途优化，并且可以得出次优解。例如，在参考文献中^{错误！未找到引用源。}，一种使用多目标的方法提出了用于汽车导航的遗传算法（MOGA）。在这种方法中，每条路线都被编码到一个基因中，并且通过重复交叉和变异向每个用户推荐最佳可能路线。

1.3 本文组织结构

本文后续章节组织如下：第 2 章介绍算法设计的理论基础，包括地图及其构成要素，监督学习的分类和回归，蒙特卡洛决策树及搜索，UCB 置信度上界等；第 3 章介绍针对基于用户偏好的路径推荐的具体算法实现、测试验证、基于用户偏好的道路特征描述；第 4 章对全文进行总结以及算法持续改进的建议。

第2章 理论基础

本章主要介绍问题研究过程中涉及到的基本概念和主要算法。

2.1 地图及其表示

提到出行推荐，首先要了解地图。地图一种图像，构建于一定的符号系统，依据数学法则概括一定地理区域内各种自然和社会现象。最早出现纸质地图被用于绘制道路，河流，山脉，重要地理标志，纸质地图今天仍然被广泛使用。（图 2-1）

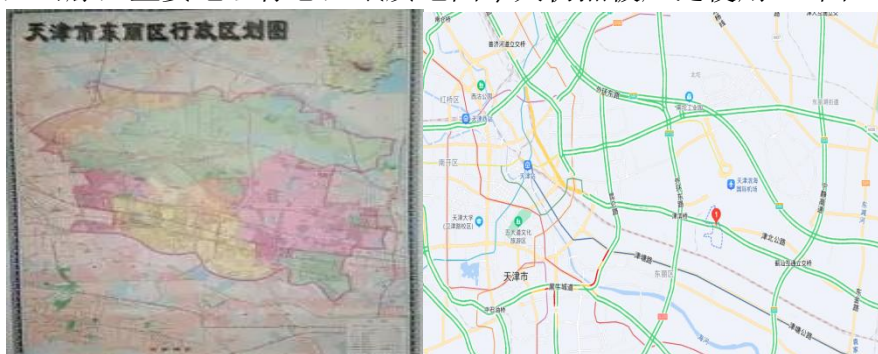


图 2-1 地图（来自百度图片）

随着数字化技术的发展，电子地图应运而生，电子地图的应用给人们的日常出行带来了巨大的便利，逐渐被更多人所认可和接受，也给电子地图的市场带来了广阔的发展空间^[1]。电子地图作为 LBS (location-based system) 系统的核心，包含了纸质地图所无法囊括的道路特征信息，是所有出行算法的基础。我们今天广泛使用的是一种电子数字地图，它将道路信息以数字化方式存储，方便用户及应用查阅与参考。

数字地图通常可以抽象描述为无向图 $G=\langle V, E \rangle$ 的，其中 V 表示节点的集合 $V=\{v_1, v_2, \dots, v_n\}$ ，对应于地图中道路的每个连接转弯点； E 为边的集合，其中每条边对应于地图中的道路，即路口与路口之间的路。地图中的路口和道路又均可有多个特征信息描述，如路口可以有经度纬度和高度三维坐标作为特征，道路的主要特征为长度、宽度，以及道路属性包括台阶，坡路，人行道等。

两点之间 v_i 和 v_j 的路径是由从 v_i 开始的、顺次相连的、以 v_j 为最终节点的边的集合。路径的长度通常被定义为其中所包含的边的个数或其中每条边的长度之和。

2.2 监督学习模型

本文中基于用户偏好的路径推荐是一个典型的监督学习问题，此问题始于已知的结合了路径特征和用户出行偏好（人工标注，通过用户问卷得到）的监督训练结果集，通过强化学习，最终形成模型用于评估路径满足用户出行偏好的程度。学习

中的训练集可以包括一个或多个维度的输入矢量与一个已知的输出值（监督量）。监督学习通过分析该训练数据，生成一个公式推断，其用来预测新的输入数据是否可以被推断为某个监督信号，或近似于某个监督信号。（图 2-2）

针对路径推荐问题，我们可以将评估器数学建模为：

- 通过问卷和随机生成路径，得到用户出行偏好输出结果集： $Y = [y_1, y_2 \cdots, y_n]$ 。

其中 $y_n = \{0, 1\}$ 。

- 抽取路径的特征并建立特征集合： $X = [x_1, x_2 \cdots, x_n]$ ，其中 x_n 是一个维度为 t 特征组合，即每条路径有 t 个特征。

- 通过监督学习，建立评估器模型，最大程度（减小误差）的预测 x_p 的 y_p ，其中 $x_p \notin X$ 。

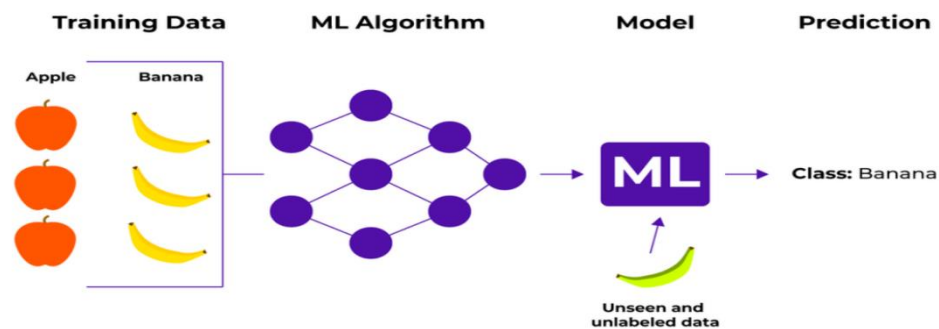


图 2-2 监督学习

常用的监督学习算法主要包括：CNN, RNN, 随机森林, GBDT, 决策树, SVM, 朴素贝叶斯等。以下对 SVM 的特性及流程做出详细介绍，以得出本方法选择 SVM 的主要原因。

2.2.1 支持向量机（Support Vector Machine, SVM）

支持向量机（Support Vector Machine, SVM）使用非决策树模型，是完全基于统计数学理论，实现结构风险最小化的一类监督学习方法^[3]。SVM 使用不同的核函数对数据进行回归和分类，形成平面或高纬度特征空间，它的决策依据是对已学习样本边距超平面（maximum-margin hyperplane）的最大化。分类问题 SVC（Supported Vector Classifier）对应学习目标变量是标称型的数据，比如动物中的猫，狗，大象。回归（Supported Vector Regression）则是对应目标变量为连续数值型数据，如人的年龄，寿命。如图 2-3 为 SVM 对分类特征的学习结果。SVM 针对问题的线性拟合能力又可分为两类模型：线性可分模型和线性不可分模型。线性可分即寻找求解能满足约束条件，使得损失最小化的分类超平面，形成有效的决策边界（分类）。但在高纬度特征空间，存在着许多非线性可分的问题，这时 SVM 需要依赖超曲面进行分类，方法是将问题用非线性函数投射到高维的空间（希尔伯特空间），转化为

线性问题求解，出于对空间内积运算的简化，SVM 使用核函数对内积进行描述。使用 SVM 分类或回归，核函数的选择尤为重要，常用的线性可分对应线性核，线性不可分有多项式核（多元多次），高斯核（指数）等可供选择。SVM 核选择可以根据实际问题分析，也可针对不同核的损失计算进行优选。

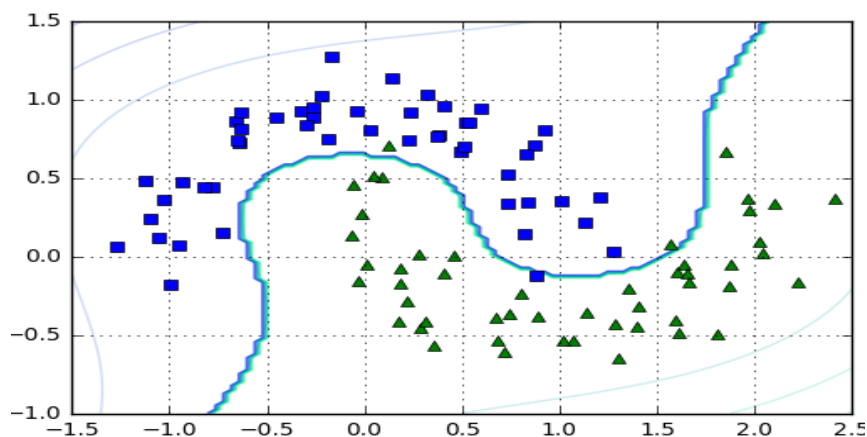


图 2-3 支持向量机

SVM 的建模流程图如下所示：首先加载带有标签的训练数据集，并将训练数据集进行标准化，数据标准化会将数据按照比例进行缩放，使之落入一个特定区间，方便不同单位或量级的数据进行比较和加权，使数据变成无量纲的纯数值。在根据线性可拟合性选择核函数（超参初始化）后，进入超参调优过程，这个过程通过不断循环计算测试数据集的误差，直到核函数中的超参调整到求解的误差小于阈值，模型建立完毕。

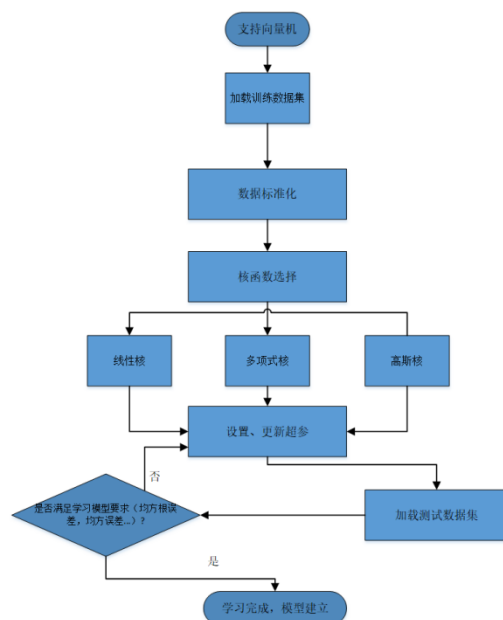


图 2-4 SVM 分类器建模流程图

在 SVM 中可以通过核函数将原本数据进行不同方式的组合计算，从而获得从低维到高维的数据。其中线性核函数（如公式 2-1）是对两个向量 \vec{x} 与向量 \vec{z} 做内积

计算，不对数据做变化，但是操作简单，计算方便，当数据量非常大时可以选择线性核函数，但是只能解决线性可分的问题。

$$k(\vec{x}, \vec{z}) = \vec{x} \cdot \vec{z} \quad (2-1)$$

其中 \vec{x} 和 \vec{z} 为向量。

多项式核函数（如公式 2-2）对内积进行了缩放和加减以及次数调整，其中 γ 、 r 、 d 参数都可以进行调整， r 是常数项进行加减上调整， γ 是对内积进行缩放， d 控制次数， $d=2$ 时是常见的二次形式，但是所有调整是先在内积上进行，也就是在低维先进行运算，这样的操作更加容易，因为如果先映射到高维在进行计算，计算量会远远大于在低维空间直接采用核函数计算。

$$k(\vec{x}, \vec{z}) = (\gamma \vec{x} \cdot \vec{z} + r)^d \quad (2-2)$$

其中 \vec{x} 和 \vec{z} 为向量， γ 、 r 、 d 为超参。

高斯核函数(如公式 2-3)， γ 越小，对数据划分越细致，也更容易导致过拟合。使用高斯函数作为核函数，高斯函数进行展开后（如公式 2-4）其中 $\phi(\vec{x})$ 如（公式 2-5），可以看出从 N 个样本点中拿出一个样本点，与所有样本点进行高斯计算，将每个样本点的特征都变成 N 维，不论原来的每一个样本点特征是多少维，经过高斯核函数处理，每个样本都变成与总样本数量相等的维数。维度越高，模型就会变得越复杂，功能也会变得越强。这样便扩充了数据的维度和多样性，但是要注意防止出现过拟合的问题。

$$k(\vec{x}, \vec{z}) = e^{-\gamma \|\vec{x} - \vec{z}\|_2^2} \quad (2-3)$$

其中 \vec{x} 和 \vec{z} 为向量， γ 为超参。

$$k(\vec{x}, \vec{z}) = \phi(\vec{x}) \cdot \phi(\vec{z}) \quad (2-4)$$

$$\phi(\vec{x}) = e^{-\vec{x}^2} \cdot \sum_{n=0}^{\infty} \sqrt{\frac{2^n}{n!}} \cdot \vec{x}^n \quad (2-5)$$

其中 \vec{x} 和 \vec{z} 为向量。

本论文的实现部分，我们选择支持向量机作为分类评估器，出于以下几点考虑：

- 1) SVM 拥有丰富的可选核函数，可有效量化和评估学习中不同核函数对特征集训练的损失(loss)。
- 2) 路径特征是一个典型的高维空间问题，对比决策树模型，基于统计数学的 SVM 非线性核在高维度特征学习中表现较为出色。

3) SVM 作为强分类器，准确度较高（ROC 偏大）。

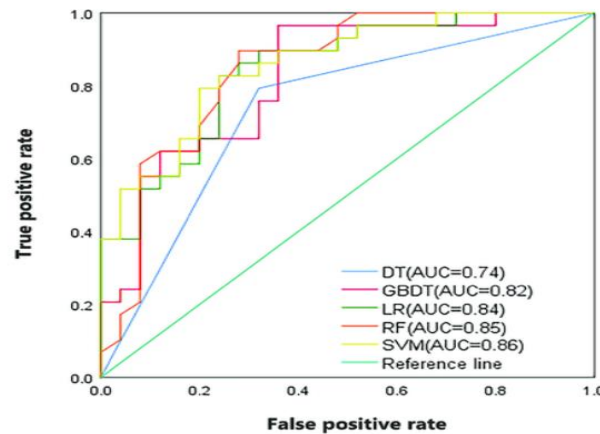


图 2-5 多种分类器比较

2.3 蒙特卡洛树搜索（MCTS Monte Carlo Tree Search）

蒙特卡洛树搜索是一种随机搜索算法，与其他的搜索算法一样，MCTS 的目标是寻找从起始节点到目标节点的最优路径。在传统的搜索算法中，如果网络规模较大，往往会使得搜索的深度和广度过高，无法在有限的时间内得到有效的决策。MCTS 算法不追求最好的决策，而是结合历史经验，在运算资源有限的情况下，得到较好的决策。

2.3.1 MCTS 基本思路

给定一个地图 G 和起始节点 a 和目标节点 b 蒙特卡洛树搜索^[3]的目标是寻找从 a 到 b 的最优路径。首先，构建一个以 a 节点为根节点的搜索树，然后按照以下四个步骤构建搜索树：

(1)选择（Selection）：每一次进行选择时，从当前已构造好的树的根节点出发，递归选择具有最好 UCB 值的子节点，直到到达叶子节点 V_u 。

(2)拓展（Expansion）：在博弈游戏中，若当前局面博弈游戏还未终止，还可以继续拓展，从叶子节点 V_u 出发拓展其在地图中随机相邻子节点 V_k ，作为下一步仿真的起点。

(3)仿真（Simulation）：从选择的模拟子节点 V_k 开始模拟到达终点的路径，并对生成的路径进行评价，得到评价价值。树的终点可以是路径的终点，如本文论述的路径推荐问题，也可以是某种判定的结论，比如棋类运动的胜负结论，胜负决定基于规则定义，而没有固定的“终点”。

(4)回溯（Back propagation）：在得到模拟路径的评价价值后，将评价价值反馈到节点 V_u 更新 V_u 的计算值，同时反馈回已生成树的所有节点更新 UCB 值，直到整棵树的根节点。

图 2-6 给出了以上四步的示例。循环的执行这四步操作，直到计算资源允许的上限（执行时间），或者用户设定的扩展数上限，最终在所有的仿真路径中找到最优解。

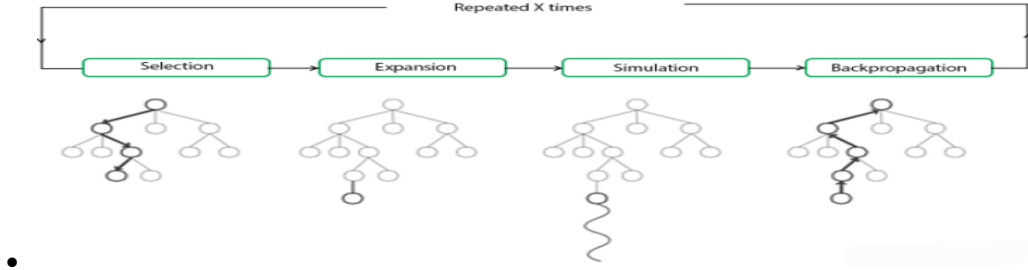


图 2-6 蒙特卡洛树搜索算法

蒙特卡洛树搜索算法在工业界和研究领域被广泛使用的一个重要原因是其算法内核的强可移植性，针对求解问题结论判定出现变动时，MCTS 的核心四步操作仍然成立，只需修改判定条件，即可完成算法移植。

2.3.2 置信度上界（Upper Confidence Bound）

为了更好地结合深度利用（exploitation）和广度探索（exploration）的搜索决策算式，UCB^[6]定义如下：

$$UCB = \bar{X}_j + \sqrt{\frac{2 \ln n}{n_j}} \quad (2-6)$$

其中， \bar{X}_j 为当前节点平均评估分， n 为其父节点访问次数， n_j 为当前节点访问次数。

UCB 是 MCTS 算法的核心，其由两部分算式组成，第一部分深度算子 \bar{X}_j 为平均搜索评估值（奖励），平均奖励值越高，就越容易选择步骤选中进行仿真，这体现出了算式的择优趋向，即平均奖励值高的节点，有更大的概率在未来的仿真中得到较高的奖励值。第二部分广度算子分母部分 n_j 为当前节点的访问次数，分子 n 为父节点的访问次数，注意父节点的访问次数为其所有子节点访问次数的总和，当某个子节点被选中仿真，其余的子节点 UCB 的广度部分算值会自动变大，可以理解为其余子节点被访问的倾向会加大。UCB 作为两部分算子的加和，平衡了深度利用和广度探索的被选择趋势。 $\sqrt{2}$ 作为经典参数被使用，但也可以根据不同的应用调整这个参数，来改变趋势边界，实现深度利用和广度探索的倾向性优化。

2.4 本章小结

本章主要针对本论文涉及的概念地图，监督学习模型，路径评估模型（SVM），蒙特卡洛决策树搜索及置信度上限做了详细介绍，为本文涉及的基于用户偏好的路由推荐系统奠定理论基础。

第3章 基于 MCTS 的用户偏好路径推荐算法设计与实现

3.1 算法论述

本文设计和实现了一个由支持向量机和蒙特卡洛树搜索构成的用户偏好路径推荐算法。整个算法主要包括以下三部分框架结构图如图 3-1 所示

- 构建地图，抽取路径特征。
- 获取用户出行偏好，并根据用户出行偏好生成 SVM 路径评估器。

用户输入<起点, 终点>对, 利用蒙特卡洛树搜索生成推荐路径。

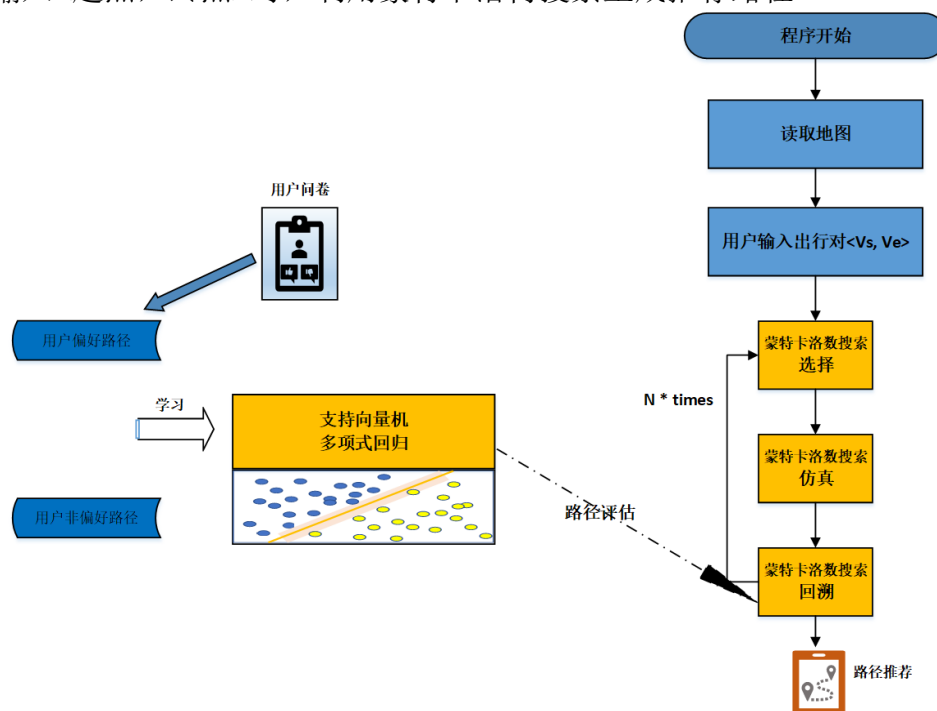


图 3-1 基于蒙特卡洛树搜索的路径推荐算法框架结构图

针对路径推荐搜索问题，本算法在实现中简化了传统蒙特卡洛树搜索的流程，以提高执行效率，到达执行运算资源和路径优选的平衡。

- [1] 将选择和拓展操作合并，即从被选择节点开始仿真，探索其潜在路径网络的用户偏好程度。
- [2] 将蒙特卡洛树搜索的循环次数由树级循环约束为同一连接节点层循环，次数为 N ，即父节点的所有子节点共进行 N 次选择→仿真。
- [3] 回溯操作中不再回溯从起点开始的整个路径，只到被选择的子节点和其父节点。由于不再回溯整个路径，当 N 次仿真结束后，父节点会选出子节点中偏好值最高（平均评估分）的节点作为下一层迭代的父节点，继续对潜在路径网络进行搜索。

3.2 算法设计与实现

3.2.1 开发环境

该系统是在 Window10 系统 Anaconda3 下的 Jupyter notebook6.4.8 下开发测试完成的。Anaconda 指的是一个开源的 Python 发行版本，其包含了 conda、Python 等上百个科学包及其依赖项。Jupyter Notebook 是当下比较流行的基于网页的用于交互计算的应用程序。其可被应用于全过程计算：开发、文档编写、运行代码和展示结果。

3.2.2 道路特征提取及向量化表示

(1) 地图节点特征描述

地图中的节点除了节点位置的三维坐标信息 (x, y, z) 外，还含有以下属性：

- [1] **name**: 节点名称（例如 $v1, v2$ ）用于标识一个路口；
- [2] **lv**: 该节点周边一系列可见的路标，以集合形式表示；
- [3] **edges**: 以此路口节点为终点或起点的边，以集合形式表示；
- [4] **visitN**: 节点访问次数，即仿真的次数，当前节点为父节点时，表示所有其子节点的仿真次数总和，用于蒙特卡洛树搜索 UCB 公式的平均评估值（作为子节点）以及广度算子（作为父节点和其子节点）计算；每个节点的该属性值初始化为 0；
- [5] **reward**: 节点的评估值总和，累加节点每次仿真后的评估分，在蒙特卡洛树搜索中用于计算当前节点的 UCB 值。；
- [6] **branch number**, 该节点关联的边的个数；

(2) 地图边特征描述和路径特征

地图中的道路，在实现中被定义为边，边的属性有：

- [1] **name**: 边名称（例如 $e1, e2$ ）用于标识一条道路；
- [2] **nodes**: 边所关联的所有节点，以集合形式表示；
- [3] **feature**: 边的特征对象，是道路特征的集合，目前系统实现基于以下描述的边特征：道路长度、是否为主路、是否人行道或人行横道、是否为台阶。

路径特征是一条路径包含的所有道路的特征总和，目前系统实现基于以下描述的路径特征，根据用户体验的不同角度可分为四大类，每类包含一个或多个主要路径特征向量：

- 出行时间需求

distance: 整条路径的长度。在计算路径特征值时将每段道路长度相加。

- 容易迷失程度

branches: 当前路口节点具有的分叉数，引用节点的属性（参见路口描述）

turns: 路径转弯数，该特征不是节点或边的特征，而是针对整个路径的综合考量，实现中会考虑最长三个路口的共线问题，即三点共线。如图 3-3，例如路径(v1,v2,v3,v7)，连续的三路口 v1, v2, v3 在一条直线上转弯次数即为 0，而子路径 v2, v3, v7 转弯次数为 1，综合考量路径(v1,v2,v3,v7)的转弯次数为 1。

- 安全性

rlos: 人行道长度（Route length of sidewalks）整条路径的人行道长度是由每段道路的人行道长度相加总和。

nose: 人行道的边的数量（Number of sidewalk edges）整条路径中具有人行道的边的数量总和。

rloc: 人行横道的路由长度（Route length of crosswalks）整条路径的人行横道长度是由每段道路的人行横道长度相加而成，在应用此特征值时该长度会除以路径总长度以得到人行横道长度的占比。

noce: 人行横道的边的数量（Number of crosswalk edges）整条路径中具有人行横道的边的数量总和，同样在应用时以占比值出现。

rlomr: 主路长度（Route length of main roads）整条路径中主路的长度总和，在应用此特征值时该长度会除以路径总长度以得到主路长度的占比。

- 舒适度:

rlos & nos: 台阶的长度（Route length of stairways）和台阶数（Number of stairways）整条路径的台阶长度总和以及台阶数总和。

rloS & noS: 斜坡的长度（Route length of slopes）和斜坡数（Number of slopes）整条路径的斜坡长度总和以及斜坡数总和。

作者认为以上的四点，基本涵盖了大多数用户选择偏好的路径特征依据，所以在本文涉及的算法中也主要以这些路径特征对用户偏好进行评估。

3.2.3 利用 SVM 以获取用户偏好

在该基于用户偏好的路径推荐系统中，实现运用了 SVM 的二元分类特征将路径基于用户偏好路径分为两大类：用户喜欢和不喜欢的路径。

该系统运用 Python 的 numpy 和 pandas 库提供的函数来处理特征数据的读取解析和数据集的划分等工作，运用 sklearn 提供的机器学习工具完成路径的训练测试评估。sklearn 是基于 python 语言的机器学习工具包，集成了数据预处理、数据特征选择、数据特征降维、分类\回归\聚类模型、模型评估等模块。错误!未找到引用源。错误!未找到引用源。

评估器的实现主要分以下两个步骤：

- (1) 训练数据集准备

为获取用户出行偏好，系统会自动生成一条路径的起始点和终点，用户根据个人喜好输入最好的路径以及系统自动生成随机路径当作非偏好路径来构建数据集，用户偏好路径和非偏好的路径条目数保持 1：1 的比例来保证评估器学习模型非偏向性。如程序用例如图 3-2 所示用户根据起点 V4，终点 V3 输入自己喜好的路径。

输入你喜欢的路径节点v4到v3以逗号分隔：

input: v4, v1, v2, v3

图 3-2 用户偏好路径准备

如图 3-3 系统显示用户偏好路径所示，系统在地图中找到用户偏好路径，此时系统随机生成从 V4 到 V3 的一条路径作为用户不偏好路径。

[['v4', 'v1', 'v2', 'v3']]

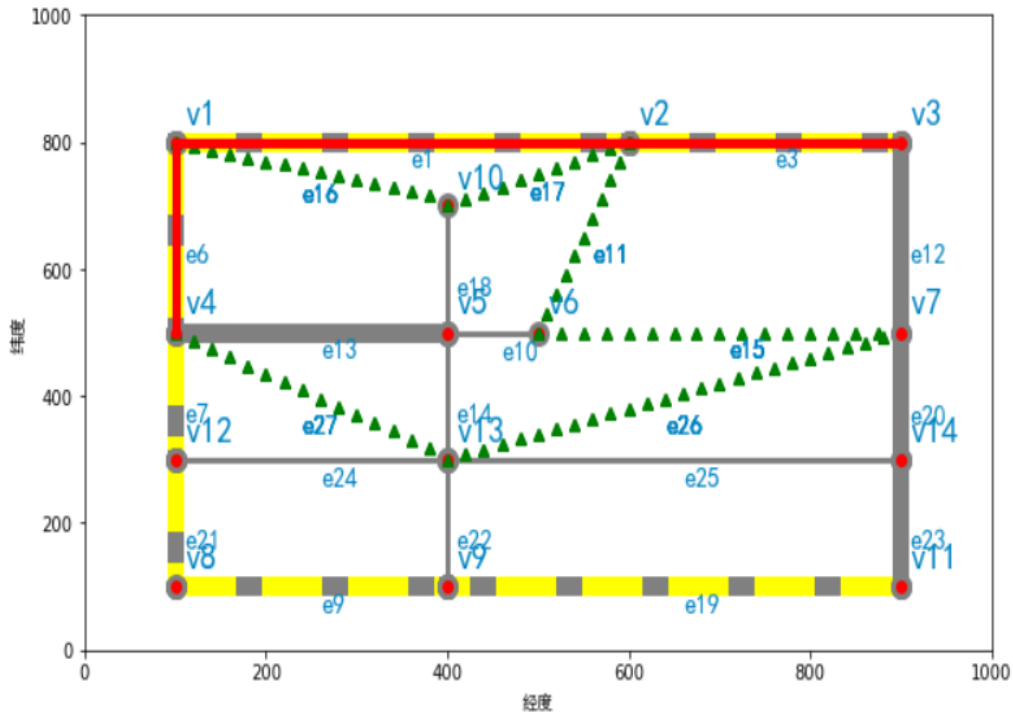


图 3-3 系统显示用户偏好路径

获取路径的相关特征，并生成路径的向量化表示。最后再将用户偏好的路径标注为“1”类，将系统生成的路径标注为“0”类。这样就构成了 SVM 分类器的训练集。图 3-4 给出了路径向量化列表。

	distance	w	ct	sl	nb	nt	nvl	ntvl	nntvl	rls	...	nohe	rios	nos	rioslopes	noslopes	riostep	nost	riofr	nofre	prefer
0	1000	0.60	0	0	0.00	0	0	0	0	0	...	0.00	0	0.0	0	0	0.00	0	1.00	0.0	1
1	2000	0.00	0	0	0.00	0	0	0	0	0	...	0.00	0	0.0	0	0	0.00	0	0.50	0.0	0
2	1000	0.60	0	0	0.00	0	0	0	0	0	...	0.00	0	0.0	0	0	0.00	0	0.80	0.0	1
3	1800	0.25	0	0	0.00	0	0	0	0	0	...	0.00	0	0.0	0	0	0.00	0	0.10	0.0	0
4	1100	0.66	0	0	0.00	0	0	0	0	0	...	0.00	0	0.0	0	0	0.00	0	0.90	0.0	1
5	2000	0.00	0	0	0.00	0	0	0	0	0	...	0.00	0	0.0	0	0	0.00	0	0.10	0.0	0

图 3-4 特征值列表

(2) SVM 学习过程

训练集准备就绪后，第一步就是利用支持向量机（SVM）的训练过程，划分数据集和标签：利用 sklearn 中的 `train_test_split` 对原始数据集进行划分 `X_train`, `X_test`, `y_train`, `y_test` = `train_test_split(X, y, test_size = 0.20, random_state = 82)` 数据集被分为四部分，`X_train` 为整体数据集的 80%（`test_size=0.20`）部分为训练数据集，`X_test` 为整体数据集的 20% 部分作为测试集，`y_train`, `y_test` 分别为训练集和测试集的标签集，分别用于学习和验证训练的准确性。数据经过标准化处理后可以调用第二步训练函数进行模型训练。

首先，利用 sklearn 中的 `SVC()` 创建分类器对象，其中常用的参数有 `C`（惩罚力度，默认值为 1，该系统使用默认参数）、`kernel`（核函数，该系统使用‘poly’核函数）、`gamma`（核函数的参数设置，该系统使用默认值 `auto`，代表其值为样本特征数的倒数，即 `1/n_features.`）、`decision_function_shape`（因变量的形式，使用默认值 `None`），`probability`（是否启用概率估值，默认为 `False`，这里设置为 `True`，启用概率估值是为了能够更好的区分每条路径的喜好偏好，以便在后续利用蒙特卡洛做决策时更准确的反应用户偏好程度）。最后再利用 `fit()` 用训练数据拟合分类器模型。

分类预测函数 `svcclassifier.predict` 可以得到一组预测结果为 1 或 0 的分类值，而调用概率预测函数 `svcclassifier.predict_proba` 则会得到一组两阶段的分类值 `{dislike, like}={0, 1}`，最终调用 `vstack` 函数可验证测试的准确率。

保存模型成 sklearn 自带的文件格式，这样路径评估器的模型产生完毕，可以将这个模型运用在蒙特卡洛树搜索中。

3.2.4 基于 MCTS 的路径推荐算法实现

单次路径蒙特卡洛搜索可以结合图示描述为：从起点 `Vs` 出发，根据 PUCB 值选择一个相邻点 `V1`（图 3-5），`V1` 点出发到达终点（`Ve`）随机路径仿真（图 3-6），得到这条路径的 SVM 评估 `reward` 值后，对 `V1` 和 `Vs` 进行回溯（图 3-7）。



图 3-5 选择与扩展



图 3-6 仿真



图 3-7 回溯

详细算法实现：

过程 1：设置出行起点路口 V_s 为 V_{now} ，从 V_{now} 出发，选择与 V_{now} 相邻节点中 PUCB（公式 3-1）值最大的节点作为当前节点 V_{select} ，如果有未被访问的节点，则优先选择此节点（UCB 为正无穷）。

$$PUCB = \frac{\sum_{k=1}^{n_j} rw_j(k)}{n_j} + \sqrt{\frac{2 \ln n}{n_j}} \quad (\text{公式 3-1})$$

结合 MCTS 基本原理以及路径推荐问题的特殊性，在路径推荐中将 UCB 中的第一部分定义如公式 3-2：

$$\overline{X_j} = \frac{\sum_{k=1}^{n_j} rw_j(k)}{n_j} \quad (\text{公式 3-2})$$

其中， $\overline{X_j}$ 为 n_j 次仿真平均评估值， rw_j 为节点 k 仿真路径的评估分， n_j 为节点仿真次数。

过程 2：由 V_{select} 出发，使用构建好的地图信息，包括路口、道路、连接关系，随机生成到达出行终点 V_e 的路径 $\langle V_{select} \dots V_e \rangle$ ，此处算法由随机仿真改进为始终选择未被仿真过的最少连接点路径（多数用户偏好较短路径）。在此过程中，重复和循环路径是必须避免的情况，因为不符合正常用户偏好。

过程 3：加入初始节点 V_{now} （使得 V_{now} 到 V_{select} 之间的道路也得到评估），计算此路径的路径特征向量集，而后使用已训练完毕的 SVM 路径偏好评估器，计算 $\langle V_{now}, V_{select} \dots V_e \rangle$ 路径特征向量集的评估 reward 值，并完成对 V_{select} 和 V_{now} 的回溯 $V_{select}.rewardsum += reward$ ， $V_{select}.n++$ ， $V_{now}.n++$ （ n 为访问次数）。

过程 4：过程 1-过程 3 循环进行 N 次后选出平均评估 reward 值最高的节点为 V_{now} ，继续从过程 1 开始迭代，直到 $V_{now} == V_e$ 退出。

结论： V_{now} 构成的路径轨迹即为用户偏好路径推荐。

注意：在选择新的 V_{now} 之后，需要将图中除了既往 V_{now} 节点之外的所有节点评估值 reward 以及访问次数 n 清空，才能在路径问题中保证下一次 MCTS 迭代的正确性。

3.2.5 地图的绘制

结合路口，道路，道路特征的创建，本文使用 Matplotlib 作为地图绘制工具库，它能让使用者直观地将数据图形化表现出来，并且提供多样化的输出格式。Matplotlib 可以用来绘制各种线图、散点图、柱状图、图形动画以及静态，动态，交互式的图表。^[10]

利用 Matplotlib 库提供的丰富的绘图功能，实现部分将道路特征很好的展示在地图上，比如节点名称，边名称，人行道，主路，斜坡等。但鉴于地图绘制的各种局限性目前无法将所有道路特征完全表现在一张有限可视化地图中。（图 3-8）

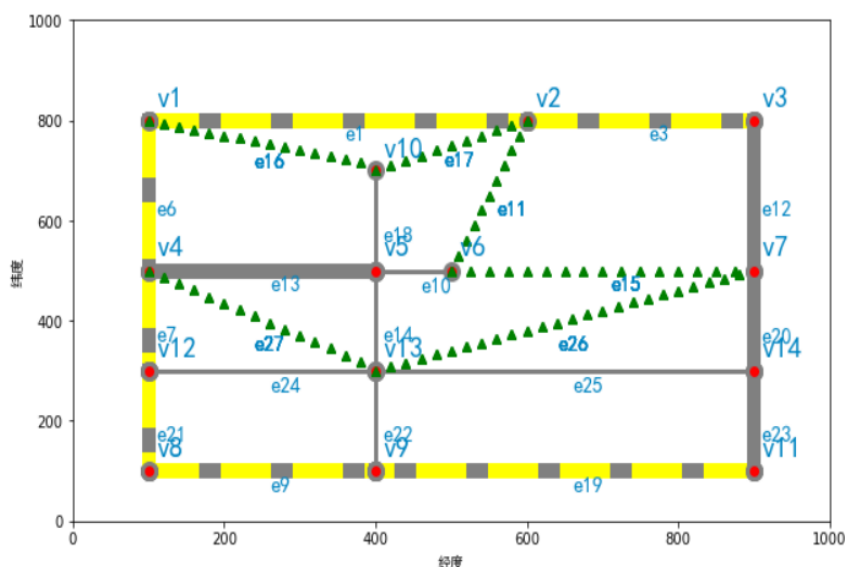


图 3-8 包含道路特征的地图

3.2.6 测试

本测试构造和选取两组不同的具有典型特征的两组人群作为测试集合，一组为老年人偏好为代表的路径选择，另一组为青年人。测试地图的构建尽量选择较为复杂的地形及路径状况，但受限于绘制地图的局限性，测试用地图要比实际的地图道路状况要简单很多，仅限于展示算法。目前地图的特征包括地理位置（ x, y, z 坐标），道路距离信息，是否为主路或者小路，是否有人行道，是否有人行横道，是否为坡路，台阶等。该系统地图具有可扩展性，开发者可以根据实际需要扩展道路及其特征。

➤ SVM 评估器与测试训练集的构建测试

测试所使用的 SVM 训练数据集由测试人员手工输入，生成起点和终点后，由测试人员输入偏好路径，系统会自动生成随机路径来模拟测试人员非偏好路径，系统会自动生成路径特征值并存入特征文件。

在构建数据集时，选择两组代表性明显的任务作为对象，第一组为老年人数据集，老年人喜好特征偏向走平坦的大路以及距离相对较近的路，构建数据集为 100 组特征向量。第二组设计为青年人，青年人喜好特征偏向于走山坡，构建数据集为 100 组特征向量。通过两组不同的数据集，体现基于 MCST 的推荐算法中对于用户偏好的考虑。数据集的 80% 作为训练集 20% 作为测试集用以验证训练的准确度。经过测试，模型的准确度可以达到 85% 以上。

➤ 蒙特卡洛路径推荐系统测试

老年人和青年人组在地图上随机选取两节点输入作为起点和终点（见图 3-9）
输入你需要推荐的起点和终点以逗号分隔：

input:

图 3-9 推荐路径输入框

系统最终推荐给老年人组的路径为（图 3-10），路径以平坦的主路为主，并且优先推荐有人行道的路径，符合老年人出行的安全性和舒适性需求。

[['v1', 'v4', 'v12', 'v8', 'v9', 'v11']]

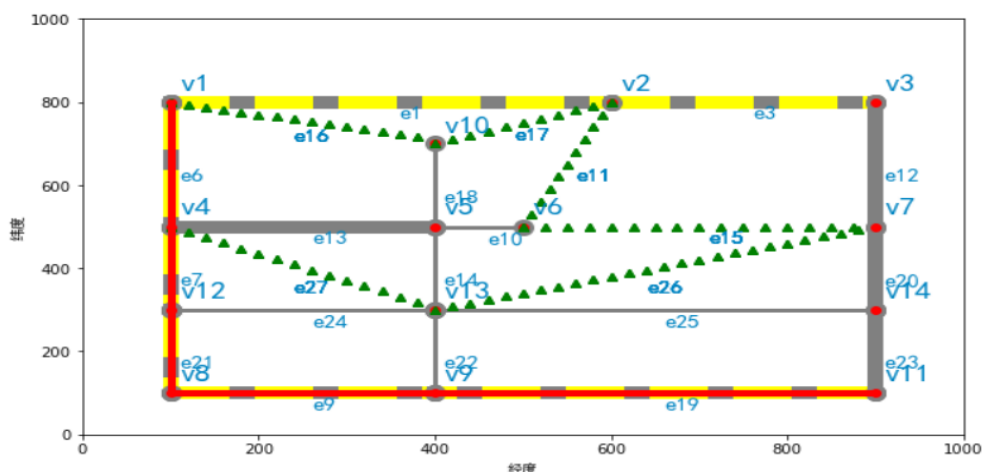


图 3-10 系统推荐的路径（老年人组）

系统最终推荐给青年人组的路径为（图 3-11），路径以小路且具有斜坡为主，符合年轻人晨练喜欢小路坡路的偏好。

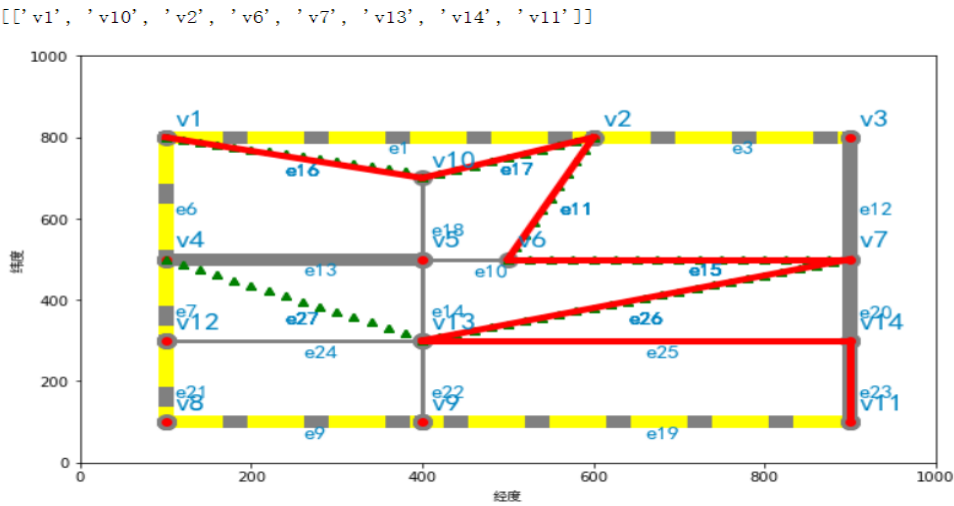


图 3-11 系统推荐的路径（青年人组）

3.3 本章小结

本章通过对具体的路径算法分析，结合应用场景，详细描述了算法的代码实现，测试验证及针对算法在实现中的不足之处，提出改进意见。

第 4 章 结论

4.1 研究结果总结

随着互联网技术的高速发展，人工智能，深度学习技术的广泛运用，人们对出行的需求个性化也随之提高，希望结合自身的出行偏好，系统能够智能的推荐路径信息。

该项目研究和完成的主要工作如下：

（1） 导航地图及基于用户偏好的路径特征的构建。

（2） 研究了机器学习领域几种典型分类器的特点，阐述了支持向量机（SVM）作为适合路径推荐系统评估器的理由，并实现了基于 SVM 的路径评估器特征数据采集，模型训练以及验证测试。

（3） 实现基于蒙特卡洛树搜索的仿真算法，提供给用户个性化路径推荐。

针对当前的研究成果及实验，本文也提出算法设计的不足及需要改进的方面，在下一节展望中做出论述。

4.2 展望

算法的持续改进有以下三个方向：

置信度上界动态调整：根据当前节点 V_{now} 到 V_e 的直线距离，广度探索参数逐渐下降，同时可以下调仿真次数 N ，这样可以更好的平衡随机路径复杂度和计算资源之间的平衡。

最佳仿真选择：MCTS 推荐随机仿真，但针对我们的路径问题，用户大多数的选择都是以路径长度（出行时间需求）以及节点数（出行容易度）为基本偏好依据，随机仿真会浪费大量的运算时间，也会降低路径的平均 reward 值。对此，代码实现上做出了优化，MCTS 仿真总是以会选择节点较少的路径。但是，出于用户偏好的复杂性，节点较少的路径并不一定会有 $reward_{max}$ ，进一步的改进可以对所有有效仿真路径计算 SVM reward，总是选择最好的 reward 值路径，达到算法迭代中的最快收敛。

非线性拟合优化：在路径偏好问题中，我们注意到了多个非线性拟合问题，其中最为明显的是路径长度对用户出行偏好的影响。由于我们设置了数个<起点，终点>出行对用户进行问卷，路径长度与偏好呈现明显的不依赖。例如我们有两个出行对，第一个对<S1, E1>，用户偏好路径的长度为 2000 米，非偏好为 2800 米，而第二个出行对<S2, E2>由于较短，用户偏好路径长度为 1300 米，非偏好为 2050 米。

当这两个特征集被监督学习时，会出现 distance 对 preference 呈现出线性不拟合（如图 4-1），造成较大的损失，由于在路径特征集中并没有和路径长度强相关的特征，最终会使得路径长度被拟合“丢弃”。

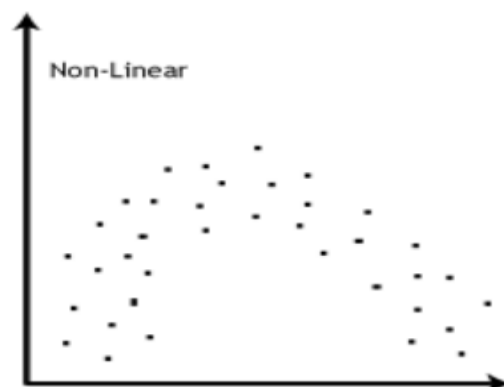


图 4-1 非线性依赖

在这里可以提出两个可行方案：

第一种方案是使用图神经网络(GNN)或卷积神经网络(CNN)，对路径距离进行监督学习，再与 SVM 生成的模型进行结合。图神经网络和卷积神经网络可以对地图的信息构建有限的隐藏层，再通过有效激活，使隐藏层中的属性得到拟合。

第二种方案也是针对路径问题比较推荐的：添加地图“缺失”特征。举例而言，当我们的监督学习集为人的胖瘦，而输入特征为体重时，就会出现明显的非线性依赖，如果在输入特征集中加入人的身高，使用非线性核函数可以很好的完成学习和预测，如我们已知由<身高, 体重>构成的人体的 BMI (Body Mass Index)就是很好的胖瘦表征指数。在这里需要引入的特征是直线距离，即当前路径节点到终点之间的直线距离。路径距离和直线距离的比值可以更好的与偏好线性拟合。

参考文献

- [1] Hara, K. and Kanoh, H. Hybrid genetic algorithm for dynamic multi-objective route planning with predicted traffic in a real-world road network, Proc. 10th Annual Conference on Genetic and Evolutionary Computation, pp.657–664 (2008)
- [2] 路艳君. 电子地图研制的实践及其发展方向略述[J]. 信息化建设, 2015(10)
- [3] Support vector machine[D].M.M. Adankon and M. Cheriet,2009
- [4] Value of the Application of CE-MRI Radiomics and Machine Learning in Preoperative Prediction of Sentinel Lymph Node Metastasis in Breast Cancer[J]. Yadi Zhu, Ling Yang, Hailin Shen. [Frontiers in Oncology](#),2021(11)
- [5] [A Survey of Monte Carlo Tree Search Methods](#)[J]. Browne, C. B.;Powley, E.;Whitehouse, D.;Lucas, S. M.;Cowling, P. I.;Rohlfshagen, P.;Tavener, S.;Perez, D.;Samothrakis, S.;Colton, S.. IEEE transactions on computational intelligence and AI in games,2012(1)
- [6] [The Grand Challenge of Computer Go: Monte Carlo Tree Search and Extensions](#)[J]. Sylvain Gelly;Marc Schoenauer;MicheleSebag;Olivier Teytaud;Levente Kocsis;David Silver;Csaba Szepesvari. Communications of the ACM, 2012(3)
- [7] MIT Opening course “Monte Carlo Tree Search”[A]. cognitive-robotics-spring-2016
- [8] 功能强大的 python 包（五）： sklearn <https://zhuanlan.zhihu.com/p/393113910>
- [9] Sklearn 到底是什么？ <https://blog.csdn.net/gxc19971128/article/details/106467024/>
- [10] Matplotlib 教程 <https://www.runoob.com/matplotlib/matplotlib-tutorial.html>

致 谢

时光荏苒，写到这里意味着将要完成的毕业设计及论文，这一路艰辛，从定题，学习新的知识，读论文，编写代码，改正代码，思考创新，优化代码，测试，分析结果，编撰毕业论文，在完成时我感受到了前所未有的成就感，学会了很多东西，获得了一次大的成长，感谢很多人在我求学生涯中给我的帮助，感谢老师对我的指导和不断教诲，以及不辞辛劳给我的帮助。

历时四年的大学学习生活即将结束，多月的毕业设计创作之路，是我四年的大学生活最令人难忘的一段时间，在此期间我经历了在计算机的知识海洋里博览群书充分吸收和感受前人的伟大智慧，同时也经历的许多困惑和不解，最后一旦走出困境发现前路豁然开朗，自己得到了进一步的提升。无论前路如何我都会铭记这段时光，以及在这段时光中我获得的东西。最后的最后仍要表达自己的感激之情。