

# 城市居民认知距离透视认知变形 ——以北京市为例

薛露露, 申 思, 刘 瑜, 张 毅

(北京大学 遥感与地理信息系统研究所, 北京 100871)

**摘 要:** 对距离的认知是人类建立认知空间框架的重要基础。本文在相关研究的基础上, 对认知距离的特点进行了分析, 提出从数量认知距离与实际认知距离两种分析角度来分析这一概念。通过分别利用定义一元线性回归, 与采用多维标度法(MDS)及二维回归(BR), 对认知距离的标量变形和向量变形进行定量分析。在此基础上, 以北京市为例, 对北京市居民进行抽样调查。通过认知心理学实验的方式, 令被试估计城市主要地标两两之间的距离。对实验结果分别将上述方法应用于计算北京市居民在标量变形和向量变形的定量化表示, 并进一步通过方差分析(ANOVA)讨论了影响北京市居民对城市距离认知变形的因素, 包括年龄、居住地区等。

**关 键 词:** 认知距离; 距离估计; 变形; 多维标度法; 二维回归; 城市

## 1 引言

地理空间认知是指在日常生活中, 人类如何逐步地学习与了解地理空间, 进行地理分析和决策, 包括地理信息的知觉、编码、存储、记忆和解码等一系列心理过程<sup>[1,2]</sup>。在人成长过程中, 对地理空间认知经历了一个从顺序知识到拓扑知识, 最后到度量知识的发展过程<sup>[3,4]</sup>。其中对欧氏度量空间的认知或者说对距离的认知是其中重要的一个环节。由于人的自身经历、社会经济情况、环境因素等, 使得认知地图与现实的地理空间世界存在着较大的差异。总的来说它是不完整的、变形的、层次化的。这种认知地图与实际地图之间的差别被称为空间变形。虽然空间认知变形涉及许多不同的方面, 但通常会从两个角度来分析认知变形: 认知距离与认知方向<sup>[1,5,6]</sup>。人们对欧氏度量空间的认知不仅过程开始较晚, 而且变形程度更大。这种变形的度量知识在人们日常生活的空间行为决策中却发挥着重要的作用, 例如人们在交通工具或出行路线的选择时主要依靠的就是这种变形、缺失的信息。因而, 在许多预测人们行为, 如消费行为<sup>[7]</sup>和交通出行行为的模型中, 使用认知距离代替物理距离会得到更合理的结果<sup>[8]</sup>。此

外, 通过更多地了解居民对其所居住的城市的认知, 可以更好地改善城市的交通、布局等。

在不同尺度中, 由于人们感知地理空间的方式不同, 距离估计的方式可能也会有所不同。在小尺度上, 即人视力范围内, 人们的心理距离可以通过目测获得。在更大的尺度, 比如国家或全球, 人们对距离的估计更多的是来源于阅读地图<sup>[9]</sup>。而在中尺度上, 即城市, 定量信息的获取需要综合人们的自身的交通出行经验, 将不同的场景联系起来。这里, 城市尺度上的认知距离是本文所要讨论的核心。定量的认知距离及其变形通常是从以下两个角度进行分析: 一种只考虑距离的数值大小的研究方法, 我们将其认知距离定义为数值认知距离; 而另一种既考虑大小也考虑方向、所处地理位置的研究方法, 我们将其定义为实际认知距离。不过, 这样的划分并不是说有两种认知距离, 而是在各种研究中, 研究者关注的认知距离这一概念的两个不同侧面。

认知距离可以看作标量, 也就是人们单纯考虑距离这一数值, 不考虑其方向与地理位置环境。从这一角度来看, 数值认知距离变形旨在探讨认知距离长度和实际距离长度之间关系。Stevens指出主观距离和客观距离之间存在幂函数的关系<sup>[10]</sup>。

收稿日期: 2008-01; 修订日期: 2008-02.

基金项目: 国家自然科学基金(40701134), 国家高科技研究发展计划(863计划)(2007AA12Z216)。

作者简介: 薛露露(1983-), 硕士研究生, 主要研究方向地理信息系统。Email: xuelulu@pku.edu.cn

\* 通讯作者: 刘瑜, Email: liuyu@urban.pku.edu.cn

Crompton 在大学生范围内进行的实验表明在城市尺度内,随着在同一地区所待的时间的增长,对认识距离也会拉长<sup>[11]</sup>。与之相对应,实际的认知距离可以被看作一个向量,即包括大小,也包括方向及地理位置。Qi 认为这样的认知距离属于“准度量(quasi-metric)空间”<sup>[12]</sup>。一般认为认知距离并不完全满足度量空间的三个性质:即非负性、对称性和三角不等式。例如, Lee 发现居民从市中心向外估计的距离总是比从外向内估计的距离偏大<sup>[13]</sup>。由于认知距离的特征,为许多研究带来了诸多不便,因而一些研究中,往往假设认知距离是对称的,并且三角不等式也在一般的情况下成立<sup>[9]</sup>,这样认知距离就能够在二维欧氏空间上进行描述与可视化。这些研究更注重将认知距离还原到二维地图上后,比较与真实地图之间的差异,通常多采用多维标度法(Multidimensional Scaling, MDS)根据认知距离估计矩阵计算出地标的绝对位置(称为 MDS 图);通过二维回归(Bidimensional Regression, BR)将 MDS 图与实际地图作比较,计算或者可视化显示出不同地理位置上的认知距离的变形。例如, Paskin 采用手绘草图和二维回归,讨论儿童头脑中认知距离变形<sup>[14]</sup>。Friedman 与 Montello 通过让被试者估计北美几个主要城市之间距离,利用 MDS 与 BR 分析人们在全球尺度下的认知距离与地区之间的关系<sup>[9]</sup>,类似的有 Xiao 和 Liu 对于中国城市的研究<sup>[15]</sup>。

此外,影响认知距离的因素还有城市的结构、个人的社会经济状况、采用的交通方式和性别等。Qi 将影响认知距离变形的因素总结为四类:空间物体、环境、个体之间的差异、环境与人的交互<sup>[12]</sup>。Montello 将影响人们对城市中距离的知觉的因素归结为以下三种:地标的明显程度、出行时间、出行的费力程度<sup>[16]</sup>。Ishikawa 通过实验说明人们在学习度量空间也就是认知距离中,存在着自身学习能力上的区别<sup>[9]</sup>。总之,可能对距离认知产生影响的因素错综复杂,需要针对具体情况进行分析。

本文首先通过归纳各类文献,对认知距离的特点进行分析,进而从认知距离的单纯数值与向量距离两个角度来分析定量的认知距离。分别通过定义一元线性回归得到的距离估计指数(distance estimate index, DEI)与二维回归中的变形指数(distortion index, DI)对认知距离标量变形与向量变形进行定量度量。在此基础上,我们以北京市为例,采用调查问卷的方式,令被试(北京市居民)估计城市主要地

标两两之间的距离。对于调查结果,分别采用上述的方法进行量化,并简单地讨论这种量化的变形是受何种因素的影响,包括年龄、居住地区等。

## 2 认知距离变形的定量分析

很明显,人们在认识地理度量空间时,会产生多种变形。如何能够定量化认知距离与实际距离之间的变形,使得人们能够将这种定量关系用于空间行为预测模型,或者用于对其影响因子的进一步分析中,一直是人们主要讨论的问题。根据上节中对认知距离研究的划分,我们从数量认知距离与实际认知距离两个角度对认知距离的变形进行量化的表示。其中,前者只涉及数值的大小,称为标量变形;而后者对于二维 MDS 认知结构上的每一个点相对于实际地图上的相应点,都存在一个变形的方向和变形大小的数值,具有向量场的性质,故称之为认知距离的向量变形。

### 2.1 认知距离的标量变形

Stevens 认为大多数情况下,认知距离和实际距离之间呈幂函数关系(图 1)<sup>[10]</sup>。如果在实际距离并不是很大的情况下,二者可以近似看作是线性关系。换言之,如果忽略不同方向、地理环境等因素的影响,那么实际距离短则认知距离也可能相对短,反之亦然。根据此假设,我们将每个被试的认知距离序列与相对应的实际距离序列做一元线性回归。回归公式中的比例系数所代表的含义是实际距离与认知距离之间的线性比例关系,它能够体现出被试对距离估计的放大或缩小的程度,从而从定量的角度反映认知距离的准确程度。

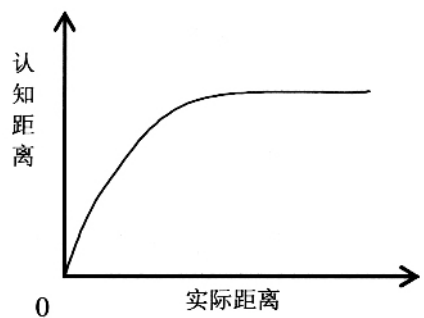


图 1 实际距离与认知距离的关系  
Fig.1 Relationship between cognitive distance and physical distance

定义距离估计指数为实际距离序列(SD)与距离估计序列(ED)的一元线性回归的斜率,即:

$$ED=aSD+b, \quad DEI=a$$

以某一被试为例,令其估计不同地标之间的距离。图2为该被试估计距离与标准距离线性回归拟合。DEI=1.398。

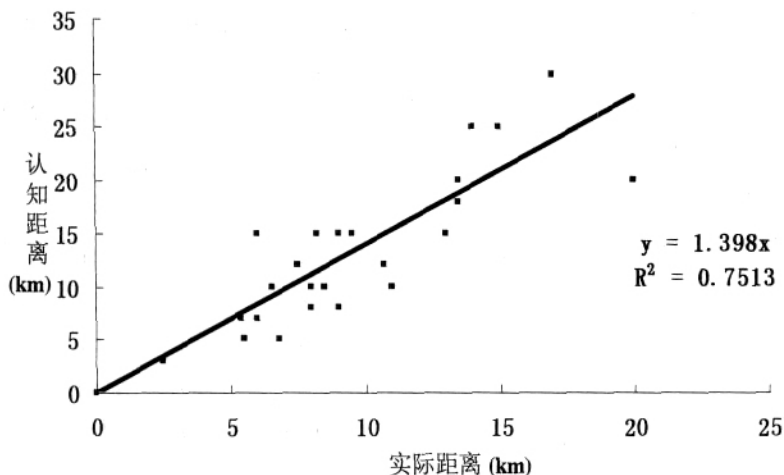


图2 某样本的估计距离与标准距离一元线性回归

Fig.2 Linear regression result between cognitive distance and physical distance pertaining to one sample

显而易见,  $a$  越接近 1, DEI 越接近 1, 估计距离越接近标准距离; 当  $a < 1$ ,  $a$  越小, DEI 越大, 说明被试的估计距离越大于标准距离; 反之, 当  $a > 1$ ,  $a$  越大, DEI 越小, 说明被试的估计距离越小于标准距离。由于这里将幂函数关系近似为一元线性关系, 因而距离估计指数在一定程度上存在误差。它的可信度由一元线性回归的相关系数以及相关系数  $R$  检验来表示。

## 2.2 认知距离的向量变形

上节中通过定义距离估计指数用以刻画单纯数量认知距离的变形程度。而实际的认知距离是具有方向性的, 并且与周边地理环境相关的, 也就是说它更适合于在二维空间上以一种向量场地方式进行显示表达。距离作为一种二元度量关系, 反映的是位置上的相对关系, 如果将认知距离还原到二维空间以绝对位置表示, 那么问题就变成研究人们头脑中的认知地图在二维空间上进行表达时的变形情况。因此, 像多维标度法和其产生的布局图, 或者手绘草图方法就能够满足这样的要求。前者从相

对位置到绝对位置的过程中主要是由计算机完成, 对于后者则是经过人的头脑加工。其中, 后者的研究方法, 如果不加以限制会产生许多不规则以及难以进行分析的草图结果。而且许多人认为手绘草图的方法很大程度上受到人们画图能力的影响<sup>[17]</sup>。因而, 我们选择多维标度法来表述向量变形。但这并不代表手绘草图不能够用来研究认知地图的变形。

MDS 是一类使用对象间距离在指定维度的空间中估计这些对象坐标或布局的方法<sup>[18,19]</sup>。这种方法被广泛地用于心理实验获取人们认知地图。在本研究中, 我们利用每一个被试估计出来的 8 个地标之间的认知距离, 分析计算出他们在二维平面上的形状, 并对其进行可视化。对于一个含有 28 个估计距离  $\{d_{ij}\}$  的三角矩阵, MDS 尝试根据这些两两组合的距离, 推导出二维平面上的这 8 个地标的绝对位置, 使得这 8 个地标之间的距离  $\{d_{ij}\}$  尽可能地与  $\{d_{ij}\}$  相吻合<sup>[20]</sup>,

$$\text{即: } \min \{ \sum_{i,j} (d_{ij} - \hat{d}_{ij})^2 \}$$

当 趋近于 0 时, 说明 MDS 计算出的点之间的距离与认知距离相符, 反之亦然。因而 反映了 MDS 方法自身的系统误差, 即该方法产生的认知地图并不能完全与人们头脑中的认知地图相符合。是一个未标准化的值, 它的大小并不能反映系统误差是否很大。通常用指数 stress 来代替, 如果  $\text{stress} < 0.1$ , 那么方法的系统误差对结果会有较大的影响<sup>[21]</sup>。

另外, MDS 方法存在一个潜在的假设, 即人们对所有的地标的熟悉程度相同。因而在实验中, 应尽可能选择人们都熟悉的地标。

从上述的计算过程中可以看出 MDS 分析的结果——二维平面上的点坐标取值是很随意的, 它既没有地图的投影坐标系, 也不像地图制图一样 Y 轴指向正北方向, 因而需要把 MDS 图校正到相应的地图坐标系下, 这样才能将反映认知变形的 MDS 图与实际地图进行比较。这一几何校正的过程由二维回归(Bidimensional Regression)完成。BR 最早由 Tobler 提出, 作为一元线性回归的扩展<sup>[22]</sup>, 主要来计算两个或两个以上的二维散点图在点的分布上的



相似度,其后广泛应用于判断认知地图与实际地图之间的变形程度。与一元线性回归不同,二维回归的自变量与因变量都是一个二元组,代表地理坐标位置。通过一系列几何变换,BR 最终可以计算出 MDS 与实际地图的最佳拟和图。这一经过 BR 变换得到的 MDS 最优拟和图就能够反映出向量变形。

然而最优拟和图是以一个二维的图形显示,对于一些模型的计算来说仍然需要进一步地抽象。与一元线性回归相似,BR 还提供公式用于计算 MDS 图与实际地图之间的相关系数 (bidimensional correlation)  $R^2$ , 并进一步得到 MDS 结果与标准制图地图之间的变形指数 DI, 其计算公式如下<sup>[19]</sup>:

$$DI=1-R^2=\frac{\sum_{i=1}^n (x_i-\hat{x}_i)^2+\sum_{i=1}^n (y_i-\hat{y}_i)^2}{\sum_{i=1}^n (x_i-\bar{x})^2+\sum_{i=1}^n (y_i-\bar{y})^2}$$

其中,  $x_i, y_i$  是标准地图制图上坐标值,  $\hat{x}_i, \hat{y}_i$  是 MDS 结果做 BR 回归后的坐标值。

所以,对于向量距离的变形可以采用 DI 对变形进行整体的定量度量,在此基础上,对不同人群的实际距离变形进行分析比较。

### 3 实例与结果分析

#### 3.1 数据和调查方法

上述方法所应用的实例对象是北京市三环以内区域,因为这一地区为较多的北京市民所熟悉。实验对象是北京市朝阳区与海淀区的居民。实验中 8 个地标参照分别是:东直门、西直门、天安门、双安商场、西单、西站、国贸(图 3)。这些地标的选取原则是尽可能分散地分布在研究区域内,而且均为大家所熟知。

- 问卷内容:
- 1)被试者的基本情况:年龄、性别、在北京市居住时间、居住的区域、开车与否等。
  - 2)在分别给出南北方向两个标准距离的条件下,由被试估计以上 8 个主要地标两两间的道路网的最短距离,共 28 个。(采用常用的等比方法令被试估计距离)。
- 本调查共发出 130 份问卷,共收回 100 份问

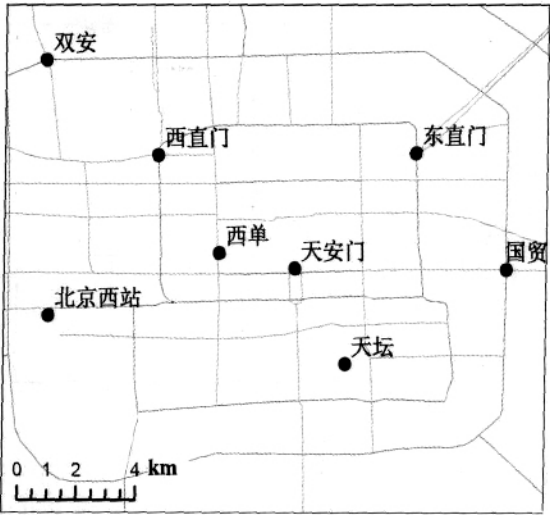


图 3 实验中 8 个地标的示意图  
Fig.3 Locations of the eight stimulus landmarks

卷,其中有效问卷为 66 份。在这 66 份问卷中,被试主要来自朝阳区与海淀区(这两个区也是北京市人口的主要组成),少数属于东城区、西城区、丰台区、宣武区、石景山区、通州区。男性 47 人,女性 19 人;开车的有 37 人,不开车的有 29 人。而被试者在北京的居住时间从 2~50 年不等(平均居住时间 17 年,标准差为 10 年)。

#### 3.2 标量变形与影响因素

通过对所有被试距离估计的数据进行一元线性回归,占总体 87%的样本能够通过置信度为 95% R 检验(检验拟合模型的线性关系的显著性程度)。这些说明实际距离与认知距离的线性关系假设在本文的抽样认知试验中可以通过统计检验。

从总体上来看,被试的估计距离与标准距离的线性关系斜率  $a$  的变化在 0.16~1.26 之间。66 个被试中只有 5 位的估计距离小于标准距离。换言之,大部分的北京居民对城市距离的认知普遍大于实际距离。这可能与北京市经常交通拥堵有关;居民在出行过程中的频繁等待,对空间距离长度的认知起了增加的影响。

为了找到各组因素(性别、开车与否、居住时间、居住区域)对认知距离估计值是否有影响,我们采用方差分析 (analysis of variance, ANOVA)方法检验分组后每组平均值(图 4)。

在本实验中,用 SPSS 统计软件采用单因素方

方差分析的目的是推断两组或多组数据总体均值是否相同,检验两个或多个样本均值的差异是否有统计学意义。

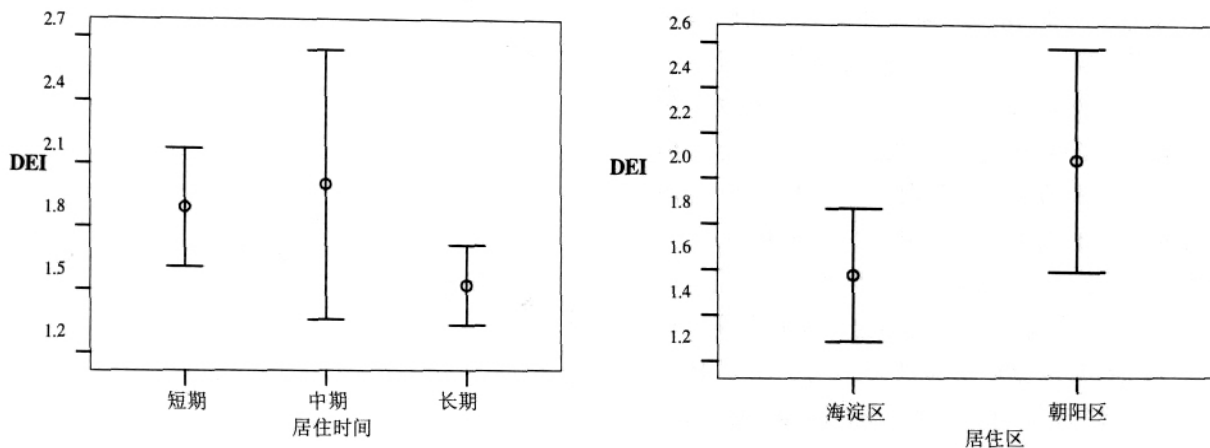


图 4 居住时间、居住区分组的 DEI 均值两倍标准误差图

Fig.4 The mean and standard errors DEI over 66 participants grouped by habitant duration and resident districts respectively

差分析, 将距离估计指数分别与性别、是否驾车, 在北京居住时间, 居住区域进行 F 检验。在检验性别因素中, 男性被试的 DEI 平均值为 1.7, 女性被试的 DEI 平均值为 1.6。尽管从均值上看, 女性比男性估计要准确, 但是从 ANOVA 的角度分析,  $F=1.573$ ,  $\text{sig}=0.214$ , 可见这种差异并没有显著到足以判断性别会影响距离认知的准确性。从开车与不开车的角度分析, 开车者的 DEI 均值为 1.69, 相对应的不开车者的均值为 1.74,  $F=0.218$ ,  $\text{sig}=0.642$ , 说明两者在统计上也没有显著区别。

然而, 居住区域的分异(主要是海淀区与朝阳区)却对距离估计有显著影响( $F=2.475$ ,  $\text{sig}=0.123$ ), 两个分区的均值与两倍误差见图 4。被试居住在海淀区的距离估计均值与朝阳区有显著差别, 且海淀区要准确于朝阳区; 这可能归因于北京市的大小以及功能的复杂性, 也可能与其内部结构有关, 例如朝阳区有许多区域购物中心吸引了人们注意力, 从而可能使得朝阳区被试的距离估计普遍偏大, 但更为合理的解释还有待于进一步分析。这一差异从另一方面也说明当地环境及其区域和文化背景的特征差异, 在认知距离的估计中是举足轻重的。

最后, 按照居住时间长短对距离估计指数分组检验结果表明居住时间不同, 距离估计准确度明显不同( $F=2.356$ ,  $\text{sig}=0.103$ ): 短期居住的居民(居住时间在 10 年以下)距离估计明显较实际距离要大许多(平均 DEI 为 1.9), 而长期居住的居民(居住时间在 20 年以上)其距离估计要更符合实际距离 (平均 DEI 为

1.5)(图 4)。这一点与常识相符, 即在城市居住时间越久, 出行经验也越丰富, 自然增加了对城市空间认知的准确性。

### 3.3 向量变形与影响因素

利用 SPSS 对所有被试的距离估计作为输入矩阵, 计算每一个样本的 MDS 结果。在此基础上, 对所得的每一个地标附近的样本散点计算中心点, 即所有样本在该地标的平均 MDS 坐标值。在该实例中, MDS 方法的 stress 0.051, 小于 0.1。将平均 MDS 结果图与实际地图做二维回归, 得到其变形指数 DI 约为 0.231。而所有 8 个地标的最佳拟和位置以及变形的向量场——每一地标相对于的实际位置之间的偏差大小、方向如下图(图 5)所示。

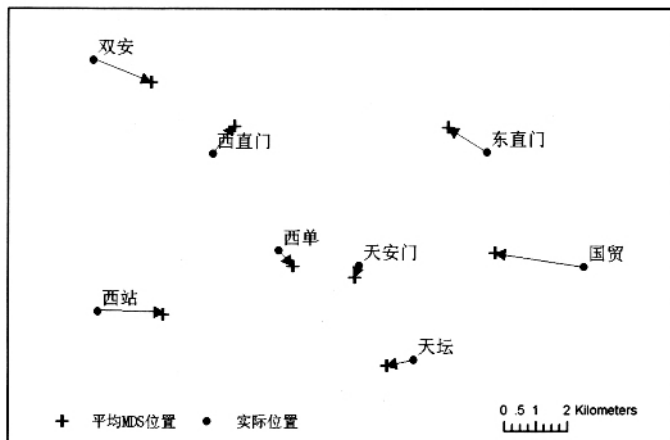


图 5 总体样本的 MDS 与实际地图之间的偏移

Fig.5 The best fit MDS configuration average over 66 samples and the 8 stimulus' deviation from the actual locations

从图中可以看出,北京市居民实际的认知距离变形表现出一些明显的规律:城市中心(西单、天安门)的变形程度较小,而越向城市中心外围变形也就相对越大。这可能是由于北京市居民对城市中心较为熟悉,而向城市外围熟悉程度降低。

将规则的网格叠加在实际地图上,利用 ArcGIS

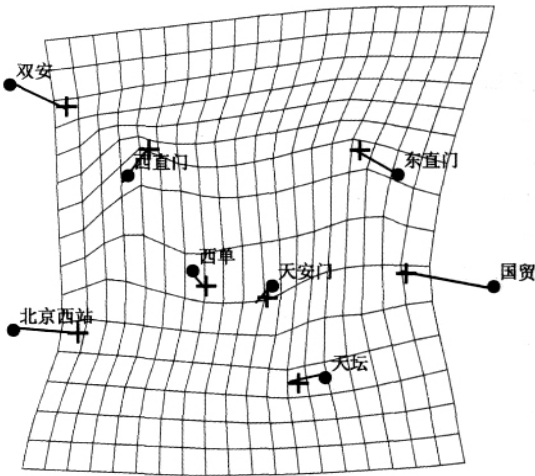


图 6 橡皮网格变形的结果

Fig.6 Distorted grid of the experiment region

的 spatial adjustment 工具 把网格上实际点的位置向 MDS 图中相应点的位置做投影,可以得到‘橡皮网格’的可视化效果(如图 6 所示)。从图 6 中可以看出:所有的心理估计的地标都在东西方向上向中心汇聚。在南北方向上,北部地区的点(除双安外)略微向北变形,南部地区的点(天坛)略微向南变形。从总体上来说,在东西方向上呈明显的收缩趋势。这可能与北京市的道路网络有关,例如北京城市中贯穿南北的主、次干道少于东西方向,由于南北方向上的出行不便造成了这种认知距离的变形。但是,由于本实验中涉及的地标并不是很多(只有 8 个),因而并不能得到更具细节的北京市居民的认知结果。如果增加实验中的地标,也会增加被试的距离估计的组合数。

各种可能的因素与变形指数(DI)做方差分析的结果表明:居住时间同样对认知变形的影响显著( $F=3.226, sig=0.046$ )。居住时间较短的(10 年以下)被试平均变形指数 DI 为 0.5, 而长期居住的被试(超过 20 年)平均变形指数为 0.38, 即随着居住时间的增长,人们对所居住的环境的了解准确程度要提高,

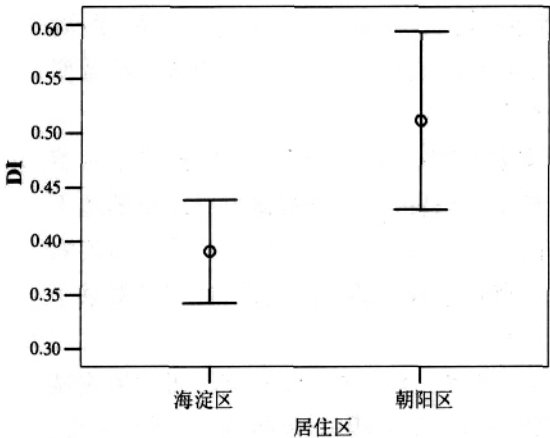
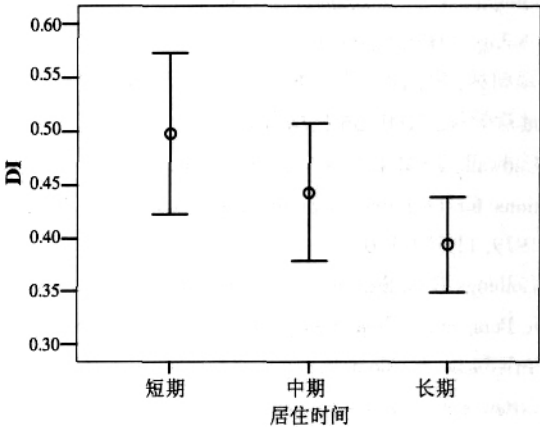


图 7 居住时间、居住区分组的 DI 均值两倍标准误差图(95%置信度)

Fig.7 The mean and standard errors DI over 66 participants grouped by habitant duration and resident districts respectively (95%confidence)

认知的变形降低(图 7)。此外,居住区域分异也同样 是影响认知变形重要因素( $F=6.435, sig=0.015$ ),被试居住在海淀区的距离估计均值与朝阳区有显著差别,且海淀区的认知变形( $DI=0.39$ ,平均居住时间 18 年)小于朝阳区( $DI=0.51$ ,平均居住时间 16 年)(图 7),这可能与海淀区朝阳区居民的教育水平,经济状

况等因素有关,但其缘由还有待进一步分析。此外,性别差异 ( $F=0.13, sig=0.909$ ) 以及是否驾车 ( $F=0.144, sig=0.705$ )的分组, sig 值较大,因此,既不能够拒绝原假设,也不能够接受原假设,所以从本抽样研究而言,不能够得到是否影响认知距离变形的确定结论。

## 4 结论

综上所述,本文通过综合相关文献将对认知距离的研究分成两个角度:单纯的数量认知距离与有向量特征的实际认知距离。并分别从这两个侧面给出了认知距离的变形的定量分析方法:对于数量变形,采用一元线性回归的方法来研究认知距离与实际距离之间的关系;对于向量变形,我们利用 MDS 与 BR 方法讨论认知距离在不同地理位置上的变形。在此基础上,我们将这些方法应用于北京市,主要选择海淀区、朝阳区被试对北京市内 8 个分布均匀的地标两两之间的距离组合进行估计,得到以下结论:

1) 就单纯的距离数量长度而言,抽查的北京居民普遍认为选定的 8 个地标之间的距离较大,这与北京市经常交通拥堵有关,因此居民在频繁等待过程中,对空间距离长度的认知增加。

2) 如果考虑到距离的位置性与方向性,北京居民对城市的认知呈明显东西方向收缩的趋势,这可能都与北京市目前的交通状况和道路分布有关系,例如其东西方向主干道多于南北方向主干道。此外,越接近市中心,也就是居民越熟悉的区域,距离的变形越小;相反,当远离市中心时,距离的数量变形就会逐渐变大。

另外需要说明的是尽管样本主要集中于海淀和朝阳的被试,但是由于多数被试出行的目的地不局限于本区,因而可以认为抽样居民对北京市的熟悉程度并不存在系统性的空间偏差,也就是对某个区域更为熟悉。

利用方差分析,本文进一步研究了可能影响城市居民认知距离变形的因素(包括性别、开车与否、居住时间、居住区域),得到的结论为居住时间与居住区域的差异(在本实验中主要指海淀区与朝阳区)对北京市居民距离的认知有明显地影响,具体体现在:居住时间越短变形越大,随着居住时间增加,变形降低;海淀区的居民在距离认知的变形上要显著小于朝阳区居民。对于前者,原因较为显而易见,即随着城市居民对城市逐步了解的基础上,其量化的信息也逐渐趋于准确;而后者的原因还有待于进一步的分析和解释。此外,一些潜在的影响因素还有待于进一步地调查挖掘,包括居民的教育水平,经济状况等。总之,对于北京市居民来说,认知距离,

无论是其单纯的数量,还是地理位置等,都是受相同的因素(居住时间、居住区的分异)影响,而对于性别、驾车与否等因素,从本研究中不能够得到确定的结论。

此外,本文中所提出的多种统计学方法具有普遍的意义,可以用于城市尺度下居民对城市认知变形的研究,进而用于模型预测或者指导城市规划。

## 参考文献

- [1] Lloyd R. Spatial Cognition - Geographic Environments. Dordrecht: Kluwer Academic Publishers, 1997.
- [2] Mennis J L. Cognition & Semantic Database Representation in GIS[D]. The Pennsylvania State University, 2001.8.
- [3] Piaget J, Inhelder B. The child's conception of space. London: Routledge and Kegan Paul Ltd., 1956.
- [4] Montello D R. The geometry of environmental knowledge. In A. U. Frank, I. Campari, & U. Formentini (Eds.), Theories and methods of spatio-temporal reasoning in geographic space. Berlin: Springer, 1992, 136~152.
- [5] Ishikawa T, Montello D R. Spatial knowledge acquisition from direct experience in the environment: Individual differences in the development of metric knowledge and the integration of separately learned places, Cognitive Psychology, 2006, 52:93~129.
- [6] 顾朝林, 宋国臣. 北京城市意象空间及构成要素研究. 地理学报, 2001, 56(1):64~74.
- [7] Cadwallader M T. Problems in cognitive distance: Implications for cognitive mapping. Environment and Behavior, 1979, 11:559~576.
- [8] Golledge R G, Stimson R.J. Spatial behavior: A geographic Perspective. New York: The Guilford press, 1997.
- [9] Friedman A, Montello D R. Global - Scale location and distance estimates: common representations and strategies in absolute and relative judgments, Journal of experimental psychology learning, memory and cognition, 2006, 32 (3):333~346.
- [10] Stevens S S. The direct estimate of sensory magnitudes-loudness. American journal of psychology, 1956, 69:1~25.
- [11] Crompton A. Perceived distance in the city as a function of time. Environment and Behavior, 2006, 38:173~182.
- [12] Qi C, Shu H, Xu A. Formal Properties of Cognitive Distance in Geographical Space," in 16th International Conference on Artificial Reality and Telexistence - Workshops (ICAT'06), 2006: 408~412.
- [13] Lee T R. Brenman's law of shopping behavior. Psychological Reports, 1962, 11:662.



- [14] Paskin J. Are differences in children's travel reflected in their cognitive maps? In Underwood G. (Eds.) *Traffic and transport psychology: Theory and Application*, London, Elsevier, 2005:49~62.
- [15] Xiao D, Liu Y. Cross-culture study of biases in location judgments, in: Winter S, Duckham M., Kulik L., Kuipers B. (Eds) *COSIT'07, Lecture notes in computer science* 4736, Berlin: Springer-Verlag, 2007, 20~31.
- [16] Montello D R. The perception and cognition of environment distance: direct sources of information, in Hirtle S C., Frank A.U. (Eds) *COSIT '97. Lecture notes in computer science* 1329, Berlin: Springer-Verlag, 1997, 1329: 297~311.
- [17] Buttenfield B S.G. Comparing distortion on sketch maps and MDS configurations, *Professional Geographer*, 1986, 38(3): 238~246.
- [18] Schiffman S S, Reynolds M L. Introduction to multidimensional scaling: theory, methods, and applications, Burlington: Academic press, 1981.
- [19] Friedman A, Kohler B. Bidimensional regression: Assessing the configural similarity and accuracy of cognitive maps and other two dimensional data sets, *Psychology methods*, 2003, 8(4):468~491.
- [20] Nobbir A, Miller, H J. Time-space transformations of geographic space for exploring, analyzing and visualizing transportation systems, *Journal of Transport Geography*, 2007, 15:2~17.
- [21] Kruskal J B, Wish M. *Multidimensional Scaling*, London: Sage Publications, 1978.
- [22] Tobler W R. Bidimensional regression, unpublished manuscript, Department of Geography, University of California, Santa Barbara, 1978.

## Measurement and Analysis on City Residents' Cognitive Distance Distortion—A Case Study of Beijing

XUE Lulu, SHEN Si, LIU Yu, ZHANG Yi

(Institute of RS and GIS, Peking University, Beijing 100871)

**Abstract:** Through generalizing related literature, we summarized some properties of cognitive distance and reduced all research on this concept into two aspects: pure value, and real cognitive distance. Further, we proposed a Distance Estimate Index (DEI) to quantify the scalar cognitive distance distortion. As far as vector cognitive distance distortion is considered, the Distortion Index (DI) computed by bi-dimensional regression is adopted to describe the degree of vector cognitive distance distortion. Based on these quantification methods, we conducted a survey on sampled Beijing residents, requesting the subjects to estimate the pairwise distances between 8 landmarks. And then we calculated the distortion of the two types of cognitive distances respectively by using linear regression and multidimensional scaling methods. Further, through ANOVA, we analyzed the factors that would possibly have influence on such distortion, like age and neighborhood. The result shows that the years of residence and the resident districts are the demographic variables that could influence an individual's accuracy in cognitive distance.

**Key words:** cognitive distance; distance estimate; distortion; Multidimensional Scaling (MDS); Bidimensional Regression (BR); intra-urban