

清 华 大 学

综 合 论 文 训 练

题目：无线网络中定位信息的时空传播机理研究

系 别：数学科学系

专 业：数学与应用数学

姓 名：赵丰

指导教师：沈渊 副教授

辅导教师：梁恒 副教授

2017 年 5 月 18 日

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：学校有权保留学位论文的复印件，允许该论文被查阅和借阅；学校可以公布该论文的全部或部分内容，可以采用影印、缩印或其他复制手段保存该论文。

(涉密的学位论文在解密后应遵守此规定)

签 名：_____ 导师签名：_____ 日 期：_____

中文摘要

对于目标的实时位置的获取是无线通信技术的应用的重要一部分。在有多目标节点的定位场景下，利用目标节点之间相互通信得到的距离信息的协作定位技术对定位精度的提高有显著的作用。随着定位网络规模的扩大和时间上的延长，各种测量数据如何影响定位误差是本文要研究的内容。

本文从高斯测量信号模型出发，从费舍尔信息矩阵的角度刻画了定位误差的时空衰减特性。在数学方法方面，本文主要运用了矩阵代数的运算规则推导了费舍尔信息矩阵特征值的闭式表达式，并运用函数的连分式展开的分析方法求出了定位误差的时空衰减速度的量阶，从而揭示了定位误差与协作信息的关系的一般机理。

特别值得一提的是，本文在单节点时间协作问题上得出了一般情形下误差下界的连分式表达形式，并且在理论上证明了采样时间间隔趋于零时的误差下界和节点的运动轨迹无关的性质，这对于单节点路径规划与运动控制有一定的理论指导意义。

关键词：协作定位；费舍尔信息矩阵；定位误差下界；矩阵代数；连分式

ABSTRACT

Translation of the chinese abstract.

Keywords: $\text{T}_{\text{E}}\text{X}$; $\text{L}^{\text{A}}\text{T}_{\text{E}}\text{X}$; CJK; template; thesis

目 录

| | |
|------------------------|----|
| 第 1 章 引言 | 1 |
| 1.1 研究背景 | 1 |
| 1.2 研究问题 | 2 |
| 1.3 文章结构 | 2 |
| 第 2 章 数学模型 | 3 |
| 2.1 非协作定位场景 | 3 |
| 2.2 协作定位场景 | 4 |
| 2.3 时间协作定位 | 5 |
| 2.4 关于模型的讨论 | 7 |
| 第 3 章 简单网络 | 8 |
| 3.1 非协作单节点定位网络 | 8 |
| 3.2 两个未知节点协作的场景 | 10 |
| 3.3 本章小节 | 13 |
| 第 4 章 特殊结构网络 | 15 |
| 4.1 特殊全连接网络 | 15 |
| 4.2 线型网络 | 18 |
| 4.3 正方形网络与正六边形网络 | 28 |
| 4.4 本章小节 | 30 |
| 第 5 章 结论 | 31 |
| 5.1 已取得的成果 | 31 |
| 5.2 未来展望 | 31 |
| 插图索引 | 32 |
| 参考文献 | 33 |
| 致 谢 | 34 |

| | |
|-----------------------------------|----|
| 声 明 | 35 |
| 附录 A 外文资料的调研阅读报告或书面翻译 | 36 |
| 附录 B 公式的推导 | 46 |
| B.1 建模过程的一些推导过程 | 46 |
| B.1.1 定位问题中费舍尔信息矩阵一般结构推导 | 46 |
| B.2 研究成果的一些推导过程 | 46 |
| B.2.1 两个未知节点协作最小误差界的一个充分条件 | 46 |
| B.2.2 单节点动态定位问题等效费舍尔信息矩阵推导 | 48 |
| B.2.3 定理 4.5 的证明 | 49 |
| B.2.4 单节点动态定位问题等效费舍尔信息衰减上下界 | 50 |
| B.2.5 推论 4.1 的证明 | 52 |
| B.2.6 单节点非均一测距误差等效费舍尔信息矩阵推导 | 52 |
| B.2.7 引理 4.3 的推导 | 53 |

主要符号对照表

| | |
|--|--|
| N_b | 锚点数量 |
| \mathbf{p}_i | 第 i 个待定位节点的位置，在时间协作中表示目标节点各个时刻的位置 |
| \mathbf{p}_i^b | 第 i 个锚点的位置 |
| $f(x_1, \dots, x_n \theta)$ | 参数 θ 已知条件下随机变量 X_1, \dots, X_n 联合概率密度函数 |
| $\mathbf{I}(\mathbf{p})$ | 关于待定位节点位置 \mathbf{p} 的费舍尔信息矩阵 |
| N_a | 待定位节点数量，在时间协作中表示采样的数量 |
| σ_i^2 | 待定位节点和锚点 i 之间测距的方差 |
| $\sigma_{i,j}^2$ | 节点 i 和节点 j 之间测距的方差 |
| $\mathbf{u}_{i,j}$ | 节点 i 和节点 j 之间的单位方向向量，时间协作中表示采样时刻 t_i 和 t_j 之间目标节点的位置变化向量 |
| $\mathbf{C}_{i,j}$ | 费舍尔信息矩阵位于 i 行 j 列的元素的相反数 |
| Δt | 时间协作中采样时间间隔 |
| λ_i | 表示 σ_i^2 的倒数 |
| \mathbf{u}_i | 待定位节点和锚点 i 之间的单位方向向量 |
| ϕ_i | \mathbf{u}_i 的方向角，时间协作中表示第 t_i 时刻 $\mathbf{u}_{i,i+1}$ 的方向角 |
| $\mathbf{A}_{1 \times 2, 1 \times 2}^{-1}$ | 方阵 \mathbf{A} 的逆阵由前两行和前两列决定的子矩阵 |

第1章 引言

1.1 研究背景

对于目标的实时位置的获取是无线通信技术的应用的重要一部分^[1]，其在车辆导航与编队、军事演习等方面有着广泛的应用前景。

通常一个无线定位系统可以依赖于 GPS 卫星定位，但在室内定位的场合，由于微波被建筑物散射等原因，定位效果并不理想，在这种情况下需要根据应用的场景开发地面无线定位系统。通常一个地面无线定位系统会事先部署一些位置已知的锚点（基站）采用某个特殊的频段的电磁波与位置未知的目标节点进行通信，在锚点处可以通过测量无线信号到达的时间或信号强度等信息估计出某个基站与场景中目标节点的距离，如果是对目标的追踪也会利用上前一个时刻得到的定位结果，利用统计学的方法对这些数据进行实时的处理，可以估计出目标节点的位置或运动的轨迹。

传统的定位方法是只利用锚点和目标节点彼此之间的测距信息对目标节点进行定位，在有多个目标节点的定位场景下，随着技术的成熟近年来发展出了利用目标节点之间相互通信得到的距离信息的协作定位技术，协作定位技术不仅利用了目标节点和已知位置的锚点之间的信息，还利用了目标节点彼此之间的定位信息，从而提高了定位精度。

协作定位技术已经有了一定的研究基础，目前已经有大量的文献针对定位算法展开探讨，对定位算法的性能研究一般可以通过理论推导和仿真比较等方法，在理论推导方面，已经得出了在给定的定位场景（定位网络）下存在一个统计平均意义上的定位误差下界^[2]，任何基于测量数据对目标节点的位置估计的误差都在这个定位误差下界之上。因此研究和分析这个定位误差下界随着定位网络规模的扩大和采样时间间隔的缩短对于定位算法的设计具有一定的指导意义。

1.2 研究问题

在本人的研究中，我会首先建立定位网络的数学模型并根据建立的模型推导定位误差下界的一般表达式，然后分别针对若干特殊的定位网络推导误差下界的解析表达式，并根据解析表达式辅助以必要的数值计算分析定位性能随网络的时空规模的变化规律。

1.3 文章结构

本文的研究重点是特殊定位网络误差下界的推导，在第 (2) 章中给出了问题的数学模型，主要分非协作定位场景 (2.1)、空间协作定位场景 (2.2)、时间协作定位场景 (2.3) 三部分，(2.4) 一节中对模型的合理性进行了进一步讨论。在第 (3) 章中分别对上一节提出的数学模型进行初步的分析和求解，其中非协作情形 (3.1) 针对小节 (2.1) 的模型，空间两个节点协作 (3.2) 针对 (2.2) 的模型。在第 (4) 章中分别对上一节提出的数学模型进行深入的分析 and 求解，其中 N 个节点两两协作 (4.1)、大规模正方形和正六边形网络协作 (4.3) 针对 (2.2) 的模型，一个节点时间上的协作 (4.2) 针对 (2.3) 的模型。最后第 (5) 章对全文使用的数学方法和取得的成果进行了总结，

第2章 数学模型

2.1 非协作定位场景

单个节点定位

考虑一个平面定位场景中部署了 N_b 个位置已知的锚点，锚点的位置记为 $\{\mathbf{p}_1^b, \mathbf{p}_2^b, \dots, \mathbf{p}_{N_b}^b\}$ ，现在要对场景中一个位置未知的节点进行定位，待定位节点的位置为 \mathbf{p} ，如图 (2.1) 所示。假设待定位节点和每一个锚点都可以相互通信进行无线测距，距离测量量服从均值为 $\|\mathbf{p}_i^b - \mathbf{p}\|$ ，方差为 σ_i^2 的正态分布 X_i 。

N_b 个独立测量量的联合概率分布为：

$$f(x_1, \dots, x_{N_b} | \mathbf{p}) = \prod_{i=1}^{N_b} \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_i^2}} \exp\left(-\frac{(x_i - \|\mathbf{p}_i^b - \mathbf{p}\|)^2}{2\sigma_i^2}\right) \quad (2-1)$$

根据点估计的理论，对于一个无偏估计量，它的方差的下界是费舍尔信息量 (Fisher Information) 的倒数，称之为克拉美罗界 (Crame Rao Bound)，在本文的讨论中，也称之为定位误差下界 (Spatial Position Error Bound)，它的计算公式为：

$$\text{SPEB} = \text{tr}(\mathbf{I}(\mathbf{p})^{-1}) \quad (2-2)$$

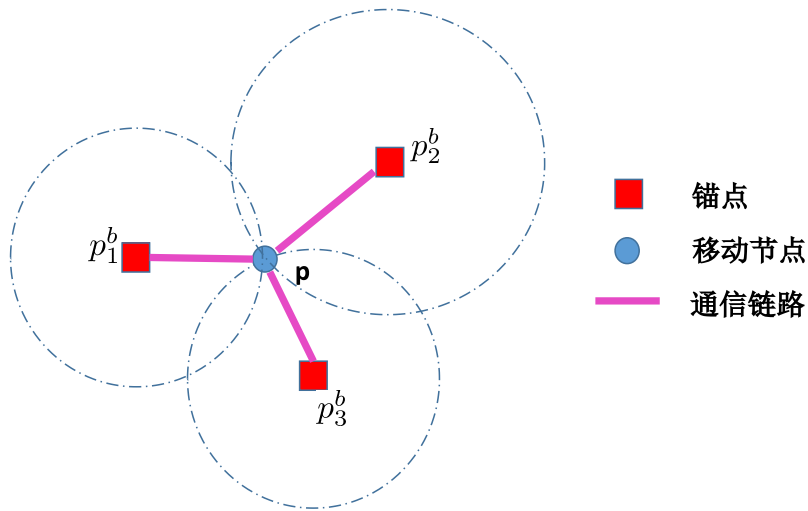


图 2.1 非协作静态场景下的定位

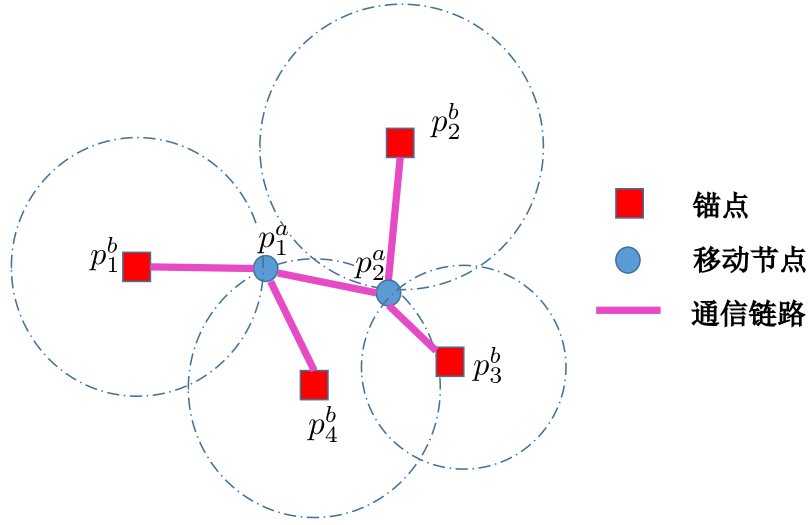


图 2.2 协作静态场景下的定位

费舍尔信息矩阵 以节点的 **2 维**位置为待估计参数，费舍尔信息量推广为费舍尔信息矩阵 (Fisher Information Matrix)。

对于我们的模型问题，费舍尔信息矩阵有如下的形式：

$$I(\mathbf{p}) = \sum_{i=1}^{N_b} \frac{1}{\sigma_i^2} \mathbf{u}_i \mathbf{u}_i^T \quad (2-3)$$

其中

$$\mathbf{u}_i = \frac{\mathbf{p}_i^b - \mathbf{p}}{\|\mathbf{p}_i^b - \mathbf{p}\|} \quad (2-4)$$

2.2 协作定位场景

多个待测节点协作定位

考虑一个平面定位场景中不仅部署了 N_b 个位置已知的锚点，还有 N_a 个位置未知的待定位节点，某些位置未知的节点之间可以彼此测距，如图 (2.2) 所示。第 i 和第 j 个未知节点距离测量量服从均值为 $\|\mathbf{p}_i^a - \mathbf{p}_j^a\|$ ，方差为 σ_{ij} 的正态分布 X_{ij} 。

以 N_a 个未知节点的位置 $\{\mathbf{p}_i\}$ 作为待估计的参数，可以得到测距量的联合概率密度函数为

$$F(\mathbf{X}|\mathbf{P}) = \prod_{i=1}^{N_a} f(x_1^i, \dots, x_{N_b}^i | \mathbf{p}_i) \prod_{(i,j) \in \mathcal{E}} \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_{ij}^2}} \exp\left(-\frac{(x_{ij} - \|\mathbf{p}_i - \mathbf{p}_j\|)^2}{2\sigma_{ij}^2}\right) \quad (2-5)$$

上式中 f 的具体表达式为式 (2-1), \mathcal{E} 表示可以彼此测距的未知节点的二元组的集合, 而 x_t^i 表示第 t 个锚点和第 i 个未知节点的距离测量量。

费舍尔信息矩阵

仿照单节点时费舍尔信息矩阵的推导, 关于 $2N_a$ 个参数 $\{p_i^a\}$ 的费舍尔信息矩阵 $I(\mathbf{p}_1, \dots, \mathbf{p}_{N_a})$ 有如下的表达形式:

$$I(\mathbf{p}_1, \dots, \mathbf{p}_{N_a}) = \begin{pmatrix} I(\mathbf{p}_1) + \sum_{j \in \{1, \dots, N_a\} \setminus \{1\}} \mathbf{C}_{1,j} & -\mathbf{C}_{1,2} & \dots & -\mathbf{C}_{1,N_a} \\ -\mathbf{C}_{1,2} & I(\mathbf{p}_2) + \sum_{j \in \{1, \dots, N_a\} \setminus \{2\}} \mathbf{C}_{2,j} & \dots & -\mathbf{C}_{2,N_a} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ -\mathbf{C}_{1,N_a} & -\mathbf{C}_{2,N_a} & \dots & I(\mathbf{p}_{N_a}) + \sum_{j \in \{1, \dots, N_a\} \setminus \{N_a\}} \mathbf{C}_{N_a,j} \end{pmatrix} \quad (2-6)$$

上面的式子中 $I(\mathbf{p}_i)$ 表示 N_b 个锚点对未知节点距离测量的贡献, 和前面的 (2-3) 式相同。 $\mathbf{C}_{i,j} = \mathbf{1}_{(i,j) \in \mathcal{E}} \mathbf{u}_{ij} \mathbf{u}_{ij}^T / \sigma_{ij}^2$, 表示未知节点 i 和 j 协作的矩阵。 $\mathbf{u}_{ij} = \frac{\mathbf{p}_i - \mathbf{p}_j}{\|\mathbf{p}_i - \mathbf{p}_j\|}$ 表示未知节点 i 和 j 的方向向量。

2.3 时间协作定位

单个待测节点时间协作定位 考虑一个平面定位场景中有一个待定位的移动节点, 场景中部署的 N_b 个位置已知的锚点分别在在 t_1, \dots, t_{N_a} 时刻对该节点进行定位, 移动节点可以通过自身的加速度传感器对自己的速度有测量, 如图 (2.3) 所示。

假设测量时间间隔比较小使得相邻测量间节点速度方向可近似看作不变, 速度测量值服从均值为 v , 方差为 σ_v 的正态分布 V_{ij} 。那么以节点各时刻的位置 $\{p_i\}$ 作为待估计的参数, 可以得到包括相邻时刻间的所有测距量的联合概率密

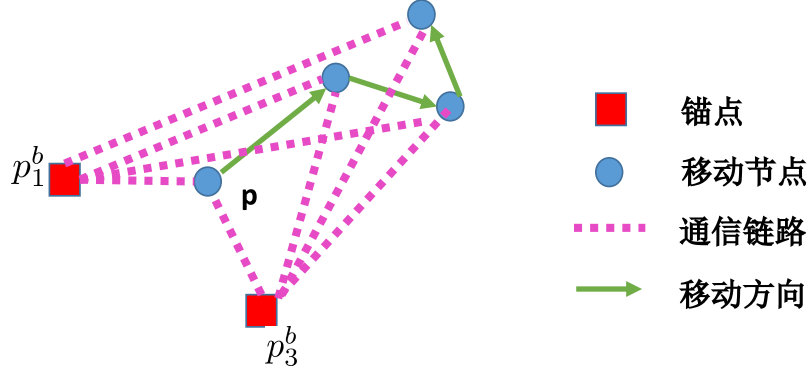


图 2.3 协作动态场景下的定位

度函数为

$$F(X|\mathbf{P}) = \prod_{i=1}^{N_a} f(x_1^i, \dots, x_{N_b}^i | \mathbf{p}_i) \prod_{i=1}^{N_a-1} \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_v(t_{i+1} - t_i)} \exp\left(-\frac{(v_{i,i+1}(t_{i+1} - t_i) - \|\mathbf{p}_i - \mathbf{p}_{i+1}\|)^2}{2\sigma_v^2(t_{i+1} - t_i)^2}\right) \quad (2-7)$$

费舍尔信息矩阵 关于 $2N_a$ 个参数 $\{\mathbf{p}_i\}$ 的费舍尔信息矩阵有如下的表达形式:

$$I(\mathbf{p}_1, \dots, \mathbf{p}_{N_a}) = \begin{pmatrix} I(\mathbf{p}_1) + \mathbf{C}_{1,2} & -\mathbf{C}_{1,2} & \mathbf{0} & \dots & \mathbf{0} \\ -\mathbf{C}_{1,2} & I(\mathbf{p}_2) + \mathbf{C}_{1,2} + \mathbf{C}_{2,3} & -\mathbf{C}_{2,3} & \dots & \mathbf{0} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ \mathbf{0} & \mathbf{0} & \dots & -\mathbf{C}_{N_a-1, N_a} & \mathbf{C}_{N_a-1, N_a} + I(\mathbf{p}_{N_a}) \end{pmatrix} \quad (2-8)$$

上面的式子中若将 2 乘 2 的矩阵看作单位元素，则是一个三对角的矩阵。 $I(\mathbf{p}_i)$ 表示 N_b 个锚点对未知节点距离测量的贡献，和前面的 (2-3) 式相同。 $\mathbf{C}_{i,i+1} = \mathbf{1}_{(i,j) \in E} \mathbf{u}_{ij} \mathbf{u}_{ij}^T / (\sigma_v^2(t_{i+1} - t_i)^2)$, 表示未知节点 i 和 j 协作的矩阵， \mathbf{u}_{ij} 表示未知节点 i 和 j 的方向向量。

我们可以将第二个模型问题与线性网络单节点时间协作建立联系，只需对上面概率密度函数中出现的符号重排即可：将两移动节点在 t_1 时刻的协作的边作为链路的中心，该链路记为 l , 左右各有 N_a 个节点，分别表示各节点 t_i 时刻的位置。以其中一个移动节点为参照，研究其 t_{N_a} 时刻的位置在有无 l 的影响，无 l 时，协作链路长度只有 $N_a - 1$, 有 l 时，协作链路长度是 $2N_a - 1$, 增加了 N_a 条链路的协作信息。于是得到的费舍尔信息矩阵与式 (2-8) 形式相同，维数为 $4N_a$ 。

两个节点时间协作定位 考虑一个平面定位场景中有两个待定位的移动节点 p, q , 在初始时刻 t_1 两个移动节点之间有一次测距，服从无偏的标准差为 σ 的正态分布，之后时刻 t_2, \dots, t_{N_a} 两个节点不再协作，在各个时刻场景中部署的 N_b

个位置已知的锚点都可以对两个节点进行定位，移动节点可以通过自身的加速度传感器对自己的速度有测量，假设时间间隔比较小使得相邻测量间节点速度方向可近似看作不变，速度测量值分别服从方差为 σ_i 的正态分布 V_i 和标准差为 σ'_i 的正态分布 V'_i （均值未知，但测量是无偏的），同时假设每个节点从 t_i 到 t_{i+1} 时刻的角度符从 $[0, 2\pi]$ 的正态分布，但角度没有测量量，是未知参数。我们试图研究初始时刻 t_1 两个移动节点之间的一次测距对后续 t_n 时刻每个节点的定位精度平均来说还有多大的贡献？

针对两个节点各时刻的位置 $\{p_i, q_i\}$ 共计 $2N_a$ 个二维向量作为待估计的参数，可以得到包括相邻时刻间的所有测距量的联合概率密度函数为

$$F(\mathbf{X}|\mathbf{P}) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma^2} \exp\left(-\frac{(x - \|\mathbf{p}_1 - \mathbf{q}_1\|)^2}{2\sigma^2}\right) \prod_{i=1}^{N_a} f(x_1^i, \dots, x_{N_b}^i | \mathbf{p}_i) \prod_{i=1}^{N_a} f(x_1^i, \dots, x_{N_b}^i | \mathbf{q}_i) \quad (2-9)$$

$$\prod_{i=1}^{N_a-1} \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_i(t_{i+1} - t_i)} \exp\left(-\frac{(v_i(t_{i+1} - t_i) - \|\mathbf{p}_i - \mathbf{p}_{i+1}\|)^2}{2\sigma_i^2(t_{i+1} - t_i)^2}\right) \prod_{i=1}^{N_a-1} \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma'_i(t_{i+1} - t_i)} \exp\left(-\frac{(v'_i(t_{i+1} - t_i) - \|\mathbf{q}_i - \mathbf{q}_{i+1}\|)^2}{2\sigma'^2_i(t_{i+1} - t_i)^2}\right)$$

2.4 关于模型的讨论

上面三小节给出了三种典型的定位场景，我们还需要如下限制条件模型才比较合理：

- 如果测量误差 σ 有一个最小的阈值的话，部署的锚点不能离目标节点太近以及多个目标节点之间的距离也不能太近，于是随着网络中目标节点数目的增加，满足我们的模型的平面定位网络的覆盖范围也随之增大；
- 另外目标节点由于信道等原因，一般只能和距离自身比较近的其他目标节点进行通信，这就使得在定位网络中一个节点的度受到限制。
- 在动态协作网络中，相邻两次测量的时间间隔受硬件的限制不能太短，一般来说，如果 $\Delta t \rightarrow 0$ ，对节点整个轨迹的追踪会更准确，因此我们将研究这一极限情形。

第3章 简单网络

3.1 非协作单节点定位网络

非协作单节点定位网络描述与求解 非协作单节点定位网络的性能描述可以借助一种比较直观的方式，为此引入以下信息椭圆的概念^[2]:

定义 3.1: 信息椭圆是参数空间 θ 上由费舍尔信息矩阵定义的空间曲面:

$$\mathbf{x}^T \mathbf{I}_\theta^{-1} \mathbf{x} = 1, \mathbf{x} \in \mathbb{R}^{2N} \quad (3-1)$$

信息椭圆各个主轴的长度衡量了特征值的大小，代表了该方向的定位精度。下面研究二维情形下由 $\mathbf{I}(\mathbf{p}) = \sum \lambda_i \mathbf{u}_i \mathbf{u}_i^T$ 决定的信息椭圆的形状，即求 $\mathbf{I}(\mathbf{p})$ 的特征值和特征向量。将二维向量看成复平面的复数， $\mathbf{I}(\mathbf{p})$ 看成复平面上的线性算子，作用规则是 $\mathbf{I}(\mathbf{p})\mathbf{x} = \sum \lambda_i (\mathbf{x} \cdot \mathbf{u}_i) \mathbf{u}_i$ ，其值域仍在复平面内，算子 $\mathbf{I}(\mathbf{p})$ 的特征值 λ 和特征向量 \mathbf{y} 满足 $\mathbf{I}(\mathbf{p})\mathbf{y} = \lambda \mathbf{y}$ 。

设 \mathbf{x} 幅角为 θ , \mathbf{u}_i 幅角为 ϕ_i , 由 $\mathbf{I}(\mathbf{p})\mathbf{x} = \sum \lambda_i (\mathbf{x} \cdot \mathbf{u}_i) \mathbf{u}_i$ 可得

$$\sum \lambda_i \cos(\theta - \phi_i) e^{j\phi_i} = \lambda e^{j\theta} \quad (3-2)$$

利用虚部为 0 的条件，可以进一步得到: θ 满足方程

$$0 = \sum \lambda_i \sin(2(\theta - \phi_i)) \quad (3-3)$$

$$\lambda = \sum \lambda_i \cos^2(\theta - \phi_i) \quad (3-4)$$

下面给出关于矩阵 $\mathbf{I}(\mathbf{p})$ 有两个不同的特征值即信息椭圆非退化的一个充要条件:

定理 3.1: (3-4) 有两个不同的实根当且仅当

$$\sum (\sin(2\phi_i) \lambda_i)^2 + (\cos(2\phi_i) \lambda_i)^2 \neq 0$$

证明 设 $A := \sum \sin(2\phi_i)\lambda_i$, $B := \sum \cos(2\phi_i)\lambda_i$

充分性: 若 $\sqrt{A^2 + B^2} \neq 0$, 设 $\cos \phi = \frac{A}{\sqrt{A^2 + B^2}}$, $\sin \phi = \frac{B}{\sqrt{A^2 + B^2}}$ 等式 (3-3) 可化为:

$$\cos(2\theta + \phi) = 0$$

, 等式 (3-4) 可化为:

$$\begin{aligned} \lambda &= \frac{\sum \lambda_i}{2} + \frac{1}{2}\sqrt{A^2 + B^2} \sin(2\theta + \phi) \\ &= \frac{\sum \lambda_i}{2} \pm \frac{1}{2}\sqrt{A^2 + B^2} \end{aligned} \quad (3-5)$$

由条件 $A^2 + B^2 \neq 0$ 故有两个不相同的实根。

必要性: 反设 $A=0, B=0$, 则 $\forall \theta$, 等式 (3-3) 成立, 且等式 (3-4) 化为 $\lambda = \frac{\sum \lambda_i}{2}$, 只有一个特征根, 对应 $I(\mathbf{p})$ 退化为对角阵, 矛盾。 \square

根据式 (3-5) 和 (2-2), 误差下界为

$$\begin{aligned} \text{SPEB} &= \frac{1}{\tilde{\lambda}_1} + \frac{1}{\tilde{\lambda}_2} \\ &= \frac{4 \sum \lambda_i}{(\sum \lambda_i)^2 - (A^2 + B^2)} \end{aligned} \quad (3-6)$$

由此可以看出当 $A^2 + B^2 = 0$ 时误差下界最小, 此时 $I(\mathbf{p})$ 的两个特征值相等, 信息椭圆退化为圆。

为进一步验证此结论, 我们考虑一仿真情形: 在单位正方形顶点部署 4 个锚点, 定位强度量 $\lambda_i = 2 + 0.3 \times (i - 1)$, 考虑目标节点的位置在每次定位中服从正方形内的二维均匀分布, 仿真 1000 次后得到的定位误差下界和信息椭圆离心率的关系曲线如图3.1所示。从图3.1可以看出:

- 定位误差下界在 λ_i 给定的情况下完全由椭圆离心率决定, 如果我们联立 $e = \sqrt{1 - \lambda_{\min}/\lambda_{\max}}$ 与式 (3-5), 式 (3-6) 不难得出这个结论
- 定位误差下界是椭圆离心率的增函数, 这与式 (3-6) 相吻合。在椭圆离心率比较小的情况下, 误差下界已经接近 $e = 0$ 时的 $1/\sum \lambda_i = 0.408$

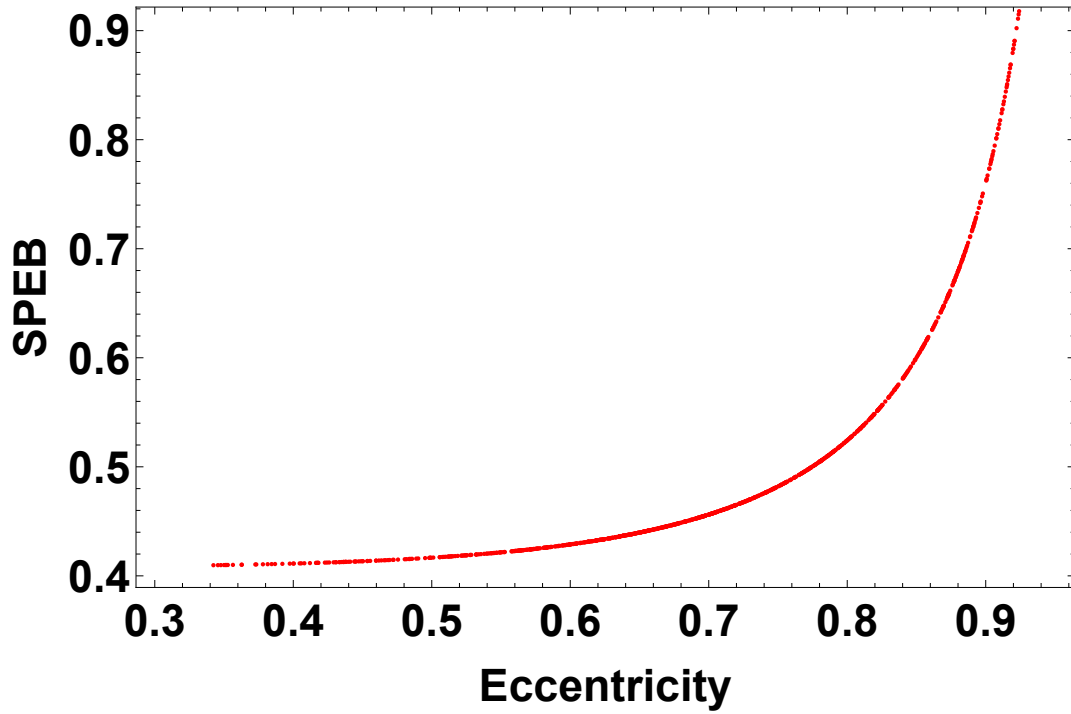


图 3.1 SPEB 与信息椭圆离心率的关系

3.2 两个未知节点协作的场景

两个移动节点协作情况下，为求 4 维费舍尔信息矩阵特征多项式的表达式，需要下面的定理：

定理 3.2： 设 J 是对称正定的矩阵 (对于 FIM 这一点成立)，那么下式成立：

$$|J + \epsilon \mathbf{u} \mathbf{u}^T| = |J| + \epsilon \mathbf{u}^T J^* \mathbf{u} \quad (3-7)$$

其中 J^* 表示 J 的伴随矩阵，满足等式 $JJ^* = |J|I$

证明上面的定理需要如下两个引理：

引理 3.1： 如果方阵 \mathbf{M} 可以写成分块的形式 $\begin{pmatrix} A & B \\ C & D \end{pmatrix}$ ，而且 A 是可逆的对角阵，那么 \mathbf{M} 的行列式 $|\mathbf{M}| = |A||D - CA^{-1}B|$

证明 通过第三类初等变换方阵我们有

$$\begin{pmatrix} I & 0 \\ -CA^{-1} & I \end{pmatrix} \mathbf{M} = \begin{pmatrix} A & B \\ 0 & D - CA^{-1}B \end{pmatrix}$$

两边同时取行列式即得要证明的式子。 \square

引理 3.2: 如果 \mathbf{u} 是一个 n 维的列向量, \mathbf{I} 是 n 维单位阵, 则我们有行列式恒等式:

$$|(1 + \mathbf{u}^T \mathbf{u})\mathbf{I} - \mathbf{u}\mathbf{u}^T| = (1 + \mathbf{u}^T \mathbf{u})^{n-1} \quad (3-8)$$

证明 (3-8) 需要下面的 Woodbury 矩阵求逆公式:

$$(\mathbf{A} + \mathbf{UCV})^{-1} = \mathbf{A}^{-1} - \mathbf{A}^{-1}\mathbf{U}(\mathbf{C}^{-1} + \mathbf{VA}^{-1}\mathbf{U})^{-1}\mathbf{VA}^{-1} \quad (3-9)$$

其中 \mathbf{A}, \mathbf{C} 均是可逆的方阵。

证明 用数学归纳法证明, 首先我们对 $n = 2$ 的情形直接验证可得 (3-8) 成立。假设结论对 $n-1$ 维的情形成立, 设 $\mathbf{u} = (\mathbf{v}^T, u_n)^T$, 其中 \mathbf{v} 是 $n-1$ 维的列向量, 那么对 $\mathbf{v}/\sqrt{1 + u_n^2}$ 用归纳假设有:

$$|(1 + \frac{\|\mathbf{v}\|^2}{1 + u_n^2})\mathbf{I}_{n-1} - \frac{\mathbf{v}\mathbf{v}^T}{1 + u_n^2}| = (1 + \frac{\|\mathbf{v}\|^2}{1 + u_n^2})^{n-2} \quad (3-10)$$

其中, $\|\mathbf{v}\|^2 = \mathbf{v}^T \mathbf{v}$, $\|\cdot\|$ 表示欧式空间的 2 范数。由上式可得:

$$\begin{aligned} \mathbf{A} &:= (1 + u_n^2 + \|\mathbf{v}\|^2)\mathbf{I}_{n-1} - \mathbf{v}\mathbf{v}^T \\ |\mathbf{A}| &= (1 + u_n^2)(1 + u_n^2 + \|\mathbf{v}\|^2)^{n-2} \end{aligned}$$

对 n 维的情形, $(1 + \mathbf{u}^T \mathbf{u})\mathbf{I} - \mathbf{u}\mathbf{u}^T$ 可以写成分块矩阵的形式 $\begin{pmatrix} \mathbf{A} & -u_n \mathbf{v} \\ -u_n \mathbf{v}^T & \|\mathbf{v}\|^2 + 1 \end{pmatrix}$

由引理 (3.1) 得:

$$|(1 + \mathbf{u}^T \mathbf{u})\mathbf{I} - \mathbf{u}\mathbf{u}^T| = |\mathbf{A}|(\|\mathbf{v}\|^2 + 1 - u_n^2 \mathbf{v}^T \mathbf{A}^{-1} \mathbf{v}) \quad (3-11)$$

由 Woodbury 矩阵求逆公式:

$$A^{-1} = \frac{1}{1 + \|\mathbf{v}\|^2 + u_n^2} - \frac{\mathbf{v}(-1 + \|\mathbf{v}\|^2/(1 + \|\mathbf{v}\|^2 + u_n^2))^{-1}\mathbf{v}^T}{(1 + \|\mathbf{v}\|^2 + u_n^2)^2} \quad (3-12)$$

将 (3-12) 代入 (3-11) 中, 化简即可得对 \mathbf{n} 的情形要证的恒等式成立。 \square

证明 (定理 (3.2) 证明) 式 (3-7) 等价于:

$$|J + \epsilon \mathbf{u} \mathbf{u}^T| = |J|(1 + \epsilon \mathbf{u}^T J^{-1} \mathbf{u}) \quad (3-13)$$

因为 J 是对称正定的矩阵, 所以存在正交矩阵 Q , 使得 $J = Q D Q^{-1}$, D 是对角阵, 代入 (3-13) 中得: $|D + \epsilon \mathbf{y} \mathbf{y}^T| = |D|(1 + \epsilon \mathbf{y}^T D^{-1} \mathbf{y})$ 其中 $\mathbf{y} = Q^{-1} \mathbf{u}$, 因此我们只需对对角矩阵证明定理成立。设 J 是 \mathbf{n} 维对角阵, 由 Woodbury 矩阵恒等式可得:

$$(J + \epsilon \mathbf{u} \mathbf{u}^T)^{-1} = J^{-1} - \frac{1}{\epsilon^{-1} + \mathbf{u}^T J^{-1} \mathbf{u}} J^{-1} \mathbf{u} \mathbf{u}^T J^{-1} \quad (3-14)$$

整理得:

$$(J + \epsilon \mathbf{u} \mathbf{u}^T)^{-1} = J^{-1} \frac{(1 + \epsilon \mathbf{u}^T J^{-1} \mathbf{u}) \mathbf{I} - \epsilon \mathbf{u} \mathbf{u}^T J^{-1}}{1 + \epsilon \mathbf{u}^T J^{-1} \mathbf{u}} \quad (3-15)$$

如果我们能证明:

$$|(1 + \epsilon \mathbf{u}^T J^{-1} \mathbf{u}) \mathbf{I} - \epsilon \mathbf{u} \mathbf{u}^T J^{-1}| = (1 + \epsilon \mathbf{u}^T J^{-1} \mathbf{u})^{n-1} \quad (3-16)$$

则通过对 (3-15) 两边取行列式即可得到要证的式子, 这里设 $J = \text{diag}(\lambda_1, \dots, \lambda_n)$, 取 $\mathbf{y} = \sqrt{\epsilon}(u_1/\sqrt{\lambda_1}, \dots, u_n/\sqrt{\lambda_n})$, 那么上式和 (3-8) 具有相同的形式, 因此定理结论成立。 \square

定理 (3.2) 可以推广为如下一般形式, 证明方法不变:

推论 3.1: 设 J 是对称正定的矩阵, 则

$$|J + \epsilon \mathbf{u} \mathbf{v}^T| = |J| + \epsilon \mathbf{u}^T J^* \mathbf{v} \quad (3-17)$$

下面考虑两个节点协作的情形: 原 4 维 FIM 结构为:

$$A = \begin{pmatrix} \Sigma_0 + \epsilon \mathbf{u} \mathbf{u}^T & -\epsilon \mathbf{u} \mathbf{u}^T \\ -\epsilon \mathbf{u} \mathbf{u}^T & \Sigma_1 + \epsilon \mathbf{u} \mathbf{u}^T \end{pmatrix} \quad (3-18)$$

通过坐标变换将 Σ_0, Σ_1 对角化可以得到等价的形式:

$$A = J + \epsilon \begin{pmatrix} \mathbf{v} \\ -\mathbf{w} \end{pmatrix} (\mathbf{v}^T, -\mathbf{w}^T) \quad (3-19)$$

其中 \mathbf{v}, \mathbf{w} 为单位方向向量, 方向角为 θ 和 ϕ 。而 J 是对角矩阵, 第 i 个对角元为 λ_i , 这样特征多项式 $|\lambda A - I| = 0$ 就有简单的表达形式:

$$P(\lambda) = (\lambda - a_1)(\lambda - a_2)(\lambda - a_3)(\lambda - a_4) \left(1 + \epsilon \left(\frac{\cos^2(\theta)}{\lambda - a_1} + \frac{\sin^2(\theta)}{\lambda - a_2} + \frac{\cos^2(\phi)}{\lambda - a_3} + \frac{\sin^2(\phi)}{\lambda - a_4} \right) \right) \quad (3-20)$$

利用 SPEB 的定义和式 (3-20), 可以得到相比于非协作的情形定位误差下界下降的成分为:

$$\Delta = \sum \frac{1}{\lambda_i} - \text{SPEB}_{\text{global}} = \xi \left(\frac{\cos^2(\theta)}{a_1^2} + \frac{\sin^2(\theta)}{a_2^2} + \frac{\cos^2(\phi)}{a_3^2} + \frac{\sin^2(\phi)}{a_4^2} \right) \quad (3-21)$$

其中

$$\xi = \left(\frac{1}{\epsilon} + \frac{\cos^2(\phi)}{a_3} + \frac{\sin^2(\phi)}{a_4} + \frac{\cos^2(\theta)}{a_1} + \frac{\sin^2(\theta)}{a_2} \right)^{-1} \quad (3-22)$$

考察上面关于 θ 和 ϕ 的函数, 我们有如下定理, 推导过程见附录 [B.2.1]:

定理 3.3: 如果 $\frac{1}{a_1} + \frac{1}{a_2} \geq \max\{\frac{1}{a_4}, \frac{1}{a_3}\}$ 且 $\frac{1}{a_3} + \frac{1}{a_4} \geq \max\{\frac{1}{a_1}, \frac{1}{a_2}\}$, 那么 $\theta = \phi = \frac{\pi}{2}$ 是 Δ 的最大值点。

3.3 本章小节

本章中的主要结果在文献^[3]中有相关说明, 这样我们只是采用了不同的数学方法再次得出了类似的结果。

除此之外，我们在本章中另外研究了通过改变角度参数使得误差下界最小这一问题，现总结如下：

- 对于非协作情形，如果能改变锚点部署的角度使得费舍尔信息矩阵是对角阵，则误差下界最小，但存在无论怎样改变锚点部署都不可能使得费舍尔信息矩阵是对角阵的情况，即式 (3-6) 可能达不到。
- 对于两节点协作的情形，定理3.3给出了一个充分条件以确定定位误差最小的情形。

总体来说，上面的结论都比较弱，在锚点贡献的信息是各向异性的情况下，很难对协作信息作理论推导，因此在接下来的研究中，我们总假设锚点贡献的信息是各向同性的，并且我们会采用不同于3.2小节的数学方法来求解费舍尔信息矩阵的特征值。

第4章 特殊结构网络

4.1 特殊全连接网络

特殊全连接网络描述与求解 在协作定位网络的问题模型下, 给出下面三个简化条件:

1. 锚点测距方差 $\sigma_i^2 = \frac{1}{a}$
2. 未知节点彼此测距方差 $\sigma_{ij}^2 = \frac{1}{b}$
3. $\mathcal{E} = \{(i, j) | 1 \leq i < j \leq N\}, N := N_a, \angle \mathbf{u}_j = \frac{2\pi j}{n}$

$I(\mathbf{p}_1, \dots, \mathbf{p}_N)$ 的最大特征值和最小特征值可由瑞利商求出, 关于瑞利商有如下定理:

定理 4.1: 设 \mathbf{A} 是一个对称正定的矩阵, 设 \mathbf{v}_λ 为 \mathbf{A} 的特征值 λ 对应的特征向量, 则:

$$\begin{cases} \lambda_{\max} &= \max_{\|\mathbf{x}\|=1} \mathbf{x}^T \mathbf{A} \mathbf{x} \\ \mathbf{v}_{\lambda_{\max}} &= \operatorname{argmax}_{\|\mathbf{x}\|=1} \mathbf{x}^T \mathbf{A} \mathbf{x} \end{cases} \quad \begin{cases} \lambda_{\min} &= \min_{\|\mathbf{x}\|=1} \mathbf{x}^T \mathbf{A} \mathbf{x} \\ \mathbf{v}_{\lambda_{\min}} &= \operatorname{argmin}_{\|\mathbf{x}\|=1} \mathbf{x}^T \mathbf{A} \mathbf{x} \end{cases}$$

在条件 (1),(2) 成立的情况下, 费舍尔信息矩阵 $I(\mathbf{p}_1, \dots, \mathbf{p}_N) = a\mathbf{I}_{2N} + b\mathbf{J}$, 其中

$$\mathbf{J}_{ij} = \begin{cases} \sum_{k=1, k \neq i}^N \mathbf{u}_{ik} \mathbf{u}_{ik}^T & i = j \\ -\mathbf{u}_{ij} \mathbf{u}_{ij}^T & i \neq j, \end{cases}$$

瑞利商为:

$$R(\mathbf{x}) = b \sum_{i \leq j \leq N} (\mathbf{u}_{ij}^T (\mathbf{x}_i - \mathbf{x}_j))^2 + a, \mathbf{x}_i \in \mathbb{R}^2 \quad (4-1)$$

容易看出, 当 $\mathbf{x}_i = \mathbf{x}_j$ 或 $(\mathbf{x}_i - \mathbf{x}_j)$ 与 \mathbf{u}_{ij} 正交时, 瑞利商 $R(\mathbf{x})$ 取到最小值, 利用定理 (4.1), 关于 $I(\mathbf{p}_1, \dots, \mathbf{p}_N)$ 的特征值, 我们有如下定理:

定理 4.2: 如果简化条件 1 和 2 成立, 那么 $I(\mathbf{p}_1, \dots, \mathbf{p}_N)$ 的最大特征值是 $a + Nb$, 最小特征值是 a ; 如果三个简化条件均成立, 那么 $\mathbb{R}_{2N} = V_{a+Nb} \oplus V_a \oplus V_{a+Nb/2}$, 且 $\dim(V_a) = 3, \dim(V_{a+Nb/2}) = 2N - 4$

证明 设 $\dot{\mathbf{p}}_i$ 表示 \mathbf{p}_i 绕原点旋转 90° 后的向量, $\mathbf{e}_1 = (1, 0), \mathbf{e}_2 = (0, 1)$, 容易看出

$$V_a \supset \text{span}\{\{\dot{\mathbf{p}}_1, \dot{\mathbf{p}}_2, \dots, \dot{\mathbf{p}}_N\}, \{\mathbf{e}_1, \mathbf{e}_1, \dots, \mathbf{e}_1\}, \{\mathbf{e}_2, \mathbf{e}_2, \dots, \mathbf{e}_2\}\} := K_a$$

下面证明 $a + Nb$ 是 $I(\mathbf{p}_1, \dots, \mathbf{p}_N)$ 的最大特征值, 由 Cauchy 不等式:

$$\begin{aligned} R(\mathbf{y}) &\leq b \sum_{i \leq j \leq N} \|\mathbf{u}_{ij}\|^2 \|\mathbf{y}_i - \mathbf{y}_j\|^2 + a \\ &= b \sum_{i \leq j \leq N} \|\mathbf{y}_i - \mathbf{y}_j\|^2 + a \end{aligned} \quad (4-2)$$

取等条件是 $\forall i, j \in \{1, 2, \dots, N\}, i \neq j$, 有 $\mathbf{y}_i - \mathbf{y}_j$ 与 \mathbf{u}_{ij} 均平行, 比如可以取 $\mathbf{y}_1 - \mathbf{y}_j = k(\mathbf{p}_1 - \mathbf{p}_j), j = 2, \dots, N$ 。满足 $\mathbf{y}_i - \mathbf{y}_j = (\mathbf{y}_1 - \mathbf{y}_j) - (\mathbf{y}_1 - \mathbf{y}_i) = k(\mathbf{p}_i - \mathbf{p}_j) \parallel \mathbf{u}_{ij}$ 这时原来 $2N$ 个自由度的 \mathbf{y} 还剩下 \mathbf{y}_1 和 k 三个自由度, 考虑条件极值 $f(\mathbf{y}) = \sum_{i \leq j \leq N} \|\mathbf{y}_i - \mathbf{y}_j\|^2, \text{s.t. } \|\mathbf{y}\| = 1$ 设矩阵 T 为:

$$T = \begin{pmatrix} (N-1)\mathbf{I}_2 & -\mathbf{I}_2 & \dots & -\mathbf{I}_2 \\ -\mathbf{I}_2 & (N-1)\mathbf{I}_2 & \dots & -\mathbf{I}_2 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ -\mathbf{I}_2 & -\mathbf{I}_2 & \dots & (N-1)\mathbf{I}_2 \end{pmatrix}$$

T 可以写成 $T = N\mathbf{I} - \mathbf{e}\mathbf{e}^T$, 其中 $\mathbf{e} = (\mathbf{I}_2, \dots, \mathbf{I}_2)^T$ 。而 $f(\mathbf{y}) = \mathbf{y}^T T \mathbf{y} = N - (\mathbf{e}^T \mathbf{y})^T (\mathbf{e}^T \mathbf{y}) \leq N$ 取等条件是 $\mathbf{e}^T \mathbf{y} = \mathbf{0}$, 这个条件限制住了两个自由度, 再加上 \mathbf{y} 模长为 1 的约束, 前一次不等式取等剩下的三个自由度刚好够用, 所以 \mathbf{y} 按该方法可以唯一取到, 其张成的子空间记为 K_b 。具体求解可得: $\mathbf{y}_1 = \frac{k}{N} \sum_{j=2}^N (\mathbf{p}_1 - \mathbf{p}_j)$ 将 \mathbf{y}_i 的表达式代入 $\|\mathbf{y}\| = 1$ 中, 可以解出唯一的 $k^2 = M$ 其中

$$M \sum_{i=1}^N \left\| \sum_{j=1, j \neq i}^N (\mathbf{p}_1 - \mathbf{p}_j) \right\|^2 = 1$$

在条件 (3) $\angle \mathbf{u}_j = \frac{2\pi j}{n}$ 的进一步假设下, 设 $\mathbf{x} \in (K_a \oplus K_b)^\perp$, 下面证明 \mathbf{x} 是矩阵 \mathbf{J} 的特征值为 $\frac{N}{2}$ 对应的特征向量。由正交性条件, 有:

$$\begin{aligned} \sum \mathbf{x}_i^{(k)} &= 0, k = 1, 2 \\ \sum \mathbf{x}_i \cdot \mathbf{u}_i &= \sum x_i^{(1)} \cos\left(\frac{2\pi j}{n}\right) + x_i^{(2)} \sin\left(\frac{2\pi j}{n}\right) = 0 \end{aligned} \quad (4-3)$$

$$\sum \mathbf{x}_i \cdot \hat{\mathbf{u}}_i = \sum -x_i^{(1)} \sin\left(\frac{2\pi j}{n}\right) + x_i^{(2)} \cos\left(\frac{2\pi j}{n}\right) = 0 \quad (4-4)$$

下面考虑 $\mathbf{K} \cdot \mathbf{x}$ 的第 j 行为:

$$(\mathbf{K} \cdot \mathbf{x})_{(.,j)} = \sum_{k \neq j}^n \frac{(\mathbf{u}_j - \mathbf{u}_k)^T (\mathbf{x}_j - \mathbf{x}_k)}{\|\mathbf{u}_j - \mathbf{u}_k\|^2} (\mathbf{u}_j - \mathbf{u}_k) \quad (4-5)$$

我们要证明上面的式子等于 $\frac{N}{2} \mathbf{x}_j$, 为此, 首先化简 $\frac{(\mathbf{u}_j - \mathbf{u}_k)}{\|\mathbf{u}_j - \mathbf{u}_k\|}$ 可以推出上式等于:

$$\frac{(\mathbf{u}_j - \mathbf{u}_k)}{\|\mathbf{u}_j - \mathbf{u}_k\|} = \text{sgn}(j - k) \begin{pmatrix} -\sin \frac{\pi(j+k)}{n} \\ \cos \frac{\pi(j+k)}{n} \end{pmatrix} \quad (4-6)$$

上面的式子中符号函数 $\text{sgn}(j - k)$ 因为在式 (4-5) 中出现 2 次, 所以相乘恒为 1, 它与求和指标 k 无关, 可以作为公因子提取出来。所以证明

$$\sum_{k \neq j}^n \frac{(\mathbf{u}_j - \mathbf{u}_k)^T (\mathbf{x}_j - \mathbf{x}_k)}{\|\mathbf{u}_j - \mathbf{u}_k\|^2} (\mathbf{u}_j - \mathbf{u}_k) = \frac{N}{2} \mathbf{x}_j$$

化简为分别证明:

$$(*) \sum \left(\left(-\sin \frac{(j+k)\pi}{n}, \cos \frac{(j+k)\pi}{n} \right) \begin{pmatrix} x_j^{(1)} - x_k^{(1)} \\ x_j^{(2)} - x_k^{(2)} \end{pmatrix} \right) \cos \frac{(j+k)\pi}{n} = \frac{N}{2} x_j^{(2)}$$

$$(**) \sum \left(\left(-\sin \frac{(j+k)\pi}{n}, \cos \frac{(j+k)\pi}{n} \right) \begin{pmatrix} x_j^{(1)} - x_k^{(1)} \\ x_j^{(2)} - x_k^{(2)} \end{pmatrix} \right) \left(-\sin \frac{(j+k)\pi}{n} \right) = \frac{N}{2} x_j^{(1)}$$

(*) 式等价于证明:

$$\sum \left(-\sin \frac{(j+k)2\pi}{n}, 1 + \cos \frac{(j+k)2\pi}{n} \right) \begin{pmatrix} x_j^{(1)} - x_k^{(1)} \\ x_j^{(2)} - x_k^{(2)} \end{pmatrix} = Nx_j^{(2)}$$

在 (4-3),(4-4) 式中, 分别将 (4-3) 乘以 $\sin(\frac{2\pi k}{n})$ 与 (4-4) 乘以 $\cos(\frac{2\pi k}{n})$ 相减得:

$$\sum x_i^{(1)} \sin \frac{(j+k)2\pi}{n} - x_i^{(2)} \cos \frac{(j+k)2\pi}{n} = 0 \quad (4-7)$$

利用上面这个等式即可证 (*) 式。在 (4-3),(4-4) 式中, 分别将 (4-3) 乘以 $\cos(\frac{2\pi k}{n})$ 与 (4-4) 乘以 $\sin(\frac{2\pi k}{n})$ 相加得:

$$\sum x_i^{(1)} \cos \frac{(j+k)2\pi}{n} + x_i^{(2)} \sin \frac{(j+k)2\pi}{n} = 0 \quad (4-8)$$

利用上面这个等式同理可证明 (**) 式。 □

注释 4.1:

- 当场景中各待测节点相距较近, 而锚点离各待测节点较远时, 3.1 小节说明了各向同性是锚点最优部署的形态, 如果考虑锚点相对于各待测节点的分布范围是最优部署的, 那么上面对锚点部署使得其贡献的信息量为 aI 的假设成立, 在之后的讨论中, 我们均持此假设。
- 假设 3 是说各待测节点分布在一个圆上, 因为各待测节点相距较近, 在圆周半径不是很小的情况下, 可以近似认为各节点相互测距方差均相等, 即假设 2 成立。
- 通过对特征值的倒数和取平均, 每个节点的误差下界的量级是 $\frac{4}{bN}$, 3.1 小节最优部署下非协作情形每个节点的误差下界的量级是 $\frac{2}{aN}$, 相比之下可以看出在 $a=b$ 的情况下增加 2 个协作节点才有一个锚点的效果。

4.2 线型网络

在动态协作定位网络的问题模型下, 得到的费舍尔信息矩阵是三对角矩阵, 在时间段 $[0, T]$ 内, 为研究减小时间间隔对定位性能的提高, 我们需要对原来的

模型作出如下的简化:

- 锚点测距方差 $\sigma_i^2 = \frac{1}{a}$
- 未知节点彼此测距方差 $\sigma_{ij}^2 = \frac{1}{b}$

那么费舍尔信息矩阵式 (2-8) 可化简为

$$I(P) = aI + bJ \quad (4-9)$$

其中

$$J = \begin{pmatrix} \mathbf{u}_{12}\mathbf{u}_{12}^T & -\mathbf{u}_{12}\mathbf{u}_{12}^T & \mathbf{0} & \dots & \mathbf{0} \\ -\mathbf{u}_{12}\mathbf{u}_{12}^T & \mathbf{u}_{12}\mathbf{u}_{12}^T + \mathbf{u}_{23}\mathbf{u}_{23}^T & -\mathbf{u}_{23}\mathbf{u}_{23}^T & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ \mathbf{0} & \dots & \mathbf{0} & -\mathbf{u}_{N-1,N}\mathbf{u}_{N-1,N}^T & \mathbf{u}_{N-1,N}\mathbf{u}_{N-1,N}^T \end{pmatrix}$$

其中 $K_1 = \text{diag}\{1, 0\}$, $Q = \text{diag}\{R_\theta, \dots, R_\theta\}$, R_θ 为二维旋转矩阵求 $\lim_{N \rightarrow \infty} \frac{\text{Tr}(J^{-1})}{N}$

直接求解该问题需要如下两个引理:

引理 4.1: 设 L 是 $m \times n$ 的矩阵, $a, \epsilon > 0$ 则

$$|aI_m + \epsilon LL^T| = a^m |I_n + \frac{\epsilon}{a} L^T L| \quad (4-10)$$

证明 不妨设 $a = \epsilon = 1$, 考虑到

$$\begin{pmatrix} I_n + L^T L & \mathbf{0} \\ L & I_m \end{pmatrix} \sim \begin{pmatrix} I_n & -L^T \\ L & I_m \end{pmatrix} \sim \begin{pmatrix} I_n & -L^T \\ 0 & I_m + LL^T \end{pmatrix}$$

其中 \sim 表示矩阵相抵, 两边取行列式即得 $|I_m + LL^T| = |I_n + L^T L|$, 证毕。 \square

引理 4.2: S 是一个 $n-1$ 维的方阵,

$$S = \begin{pmatrix} 0 & 1 & \dots & 0 \\ 1 & 0 & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & \dots & 1 & 0 \end{pmatrix}$$

则 S 的 $n-1$ 个特征值为: $\lambda_j = 2 \cos(\frac{\pi j}{n}), j = 1, 2, \dots, n-1$

证明 首先可以用数学归纳法证明 S 的特征多项式有递推公式:

$$P_n(\lambda) = \lambda P_{n-1}(\lambda) - P_{n-2}(\lambda)$$

$P_n(\lambda)$ 对应 n 维的 S 。其次证明

$$U_n(\lambda) = \frac{1}{\sqrt{1 - (\frac{\lambda}{2})^2}} \sin((n+1) \arccos(\frac{\lambda}{2}))$$

适合上面的递推关系式。最后证明 $U_n(\lambda)$ 是关于 λ 的多项式, 而这只需要证明 $U_1(\lambda), U_2(\lambda)$ 是多项式即可。 \square

$I(p_1, \dots, p_N)$ 的特征多项式为

$$p(\lambda) = |(\lambda - a)I - bLL^T|$$

其中 L 是 $2N$ 乘以 N 的矩阵:

$$L = \begin{pmatrix} \mathbf{u}_1 & 0 & \dots & & 0 \\ -\mathbf{u}_1 & \mathbf{u}_2 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & -\mathbf{u}_2 & \mathbf{u}_3 & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & & \ddots & \vdots \\ 0 & \dots & 0 & -\mathbf{u}_{N-1} & 0 \end{pmatrix}$$

为获得该多项式的全部零点，我们进一步设 $u_i = (1, 0)^T$ ，即目标节点作直线运动，后面可以看到直线运动对应着误差最小的情形。根据引理 (4.1)，

$$|(\lambda - a)\mathbf{I} - bLL^T| = (\lambda - a)^{2N} |\mathbf{I}_n - \frac{b}{\lambda - a} L^T L|$$

$L^T L$ 是 N 阶方阵：

$$L^T L = \begin{pmatrix} 2 & -1 & \dots & 0 \\ -1 & 2 & -1 & \dots & 0 \\ 0 & -1 & 2 & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & & \ddots & \vdots \\ 0 & \dots & & 0 & 0 \end{pmatrix}$$

设 \mathbf{K}_{N-1} 为 $L^T L$ 第 $N-1$ 阶主子式，则

$$|(\lambda - a)\mathbf{I} - bLL^T| = (\lambda - a)^{N+1} |(\lambda - a)\mathbf{I}_{N-1} - b\mathbf{K}_{N-1}|$$

设 $n := N$ ，则 $\mathbf{K}_{n-1} = 2\mathbf{I}_{n-1} - \mathbf{S}$ ，由引理 (4.2) 可求出 $\mathbf{I}(\mathbf{p}_1, \dots, \mathbf{p}_N)$ 的全部特征值。

$$f(n) = \frac{\text{Tr}(J^{-1})}{n} == \frac{1}{n} \left(\frac{n+1}{a} + \sum_{j=1}^{n-1} \frac{1}{a + 2b(1 - \cos(\frac{\pi j}{n}))} \right)$$

当 $n \rightarrow \infty$ ，根据 Riemann 积分的定义：

$$\lim_{n \rightarrow \infty} f(n) = \frac{1}{a} + \int_0^1 \frac{1}{a + 2b(1 - \cos(\pi x))} dx$$

化为复积分由留数定理可得

$$\lim_{n \rightarrow \infty} f(n) = \frac{1}{a} + \frac{1}{\sqrt{a^2 + 4ab}}$$

直接从定义求解上面的问题较繁琐，下面用 **Schur** 补 (Schur Complement) 求解该问题：

定义 4.1: 设矩阵 $I = \begin{pmatrix} A & B \\ C & D \end{pmatrix}$, 那么矩阵 I 关于 D 的 Schur 补定义为 $I/D = A - BD^{-1}C$, 若 I^{-1} 与 I 作同样的分块, 则 $(I/D)^{-1}$ 是 I^{-1} 左上角的分块矩阵。

注释 4.2: 在我们的应用场景中, 矩阵 I 是费舍尔信息矩阵, 可以证明 (I/D) 给出于参数空间 Θ 的子空间的费舍尔信息矩阵, 计算 $\text{tr}(I^{-1})$ 可以分解为计算各个子空间的误差再求和, 一般取子空间的大小为 2 维, 对应着一个位置的 XY 坐标。 I/D 在我们的应用场景中也称为等效费舍尔信息矩阵 (Equivalent Fisher Information Matrix)。

用 Schur 补求解节点平均定位误差 我们将用连分式的数学方法分析问题, 在此之前给出一些关于连分式的基本结论^[4]:

定义 4.2: 有限序列 t_1, t_2, \dots, t_r 满足 $t_j \geq 1$ 对于 $j \geq 2$ 可以递推地定义有限连分式

$$[t_1, t_2, \dots, t_r] := t_1 + \frac{1}{[t_2, \dots, t_r]}$$

定理 4.3: 设 $p_j = t_j p_{j-1} + p_{j-2}, q_j = t_j q_{j-1} + q_{j-2}, M_j = \begin{pmatrix} p_j & p_{j-1} \\ q_j & q_{j-1} \end{pmatrix} p_0, p_1, q_0, q_1$ 由

$M_0 = I_2$ 给出, 且 $T_j = \begin{pmatrix} t_j & 1 \\ 1 & 0 \end{pmatrix}$ 则下面三个恒等式:

1. $M_j = M_{j-1} T_j$
2. $\begin{pmatrix} p_j \\ q_j \end{pmatrix} = (\prod_{i=1}^r T_i) \begin{pmatrix} 1 \\ 0 \end{pmatrix}$
3. $[t_1, t_2, \dots, t_r] = \frac{p_r}{q_r}$

定理 4.4: 若 $\lim_{r \rightarrow \infty} [t_1, t_2, \dots, t_r]$ 存在, 该极限是形如 $\frac{a+b\sqrt{m}}{c}$ 的二次根式当且仅当序列 t_i 从某项开始是周期的, 即 $\exists c, r, s.t. t_i = t_{i+r}, \forall i \geq c$ 。

注释 4.3: 对于定理 4.4, 设 $\begin{pmatrix} a & b \\ c & d \end{pmatrix} = (\prod_{i=1}^{rc} T_{i+c})$, 称 $\begin{pmatrix} a & b \\ c & d \end{pmatrix}$ 对应着分式线性变换 K , 如果 $K(z) = \frac{az+b}{cz+d}$ 。可以证明系数为实数的分式线性变换以函数复合作为群运算与行列式为 1 的 2 阶方阵以矩阵乘积作为群运算是同构的。 c 之前的 t_i 对应着矩阵 T_i 的乘积矩阵看作分式线性变换 F 。可以进一步说明二次根式和 T 和 F 的有如下的关系:

1. 首先求解 K 的不动点即解二次方程 $x = \frac{ax+b}{cx+d}$ 得 x

2. $F(x) = \lim_{r \rightarrow \infty} [t_1, t_2, \dots, t_r], F(x)$ 即为极限 $\lim_{r \rightarrow \infty} [t_1, t_2, \dots, t_r]$

一般二次方程有两个根，而有限连分式的极限值是唯一的，这时可根据极限值介于序列的前两个数之间剔除一个不合理的不动点。

应用连分式的基本理论，我们对式4-9中 $a\mathbf{I} + b\mathbf{J}$ 提取 b , 记 $\lambda = \frac{a}{b}$ 通过 Schur 补的公式可以推导出关于矩阵 $(\lambda\mathbf{I} + \mathbf{J})$ 左上角的 2 乘 2 矩阵的 Schur 补一个特征值是 λ ，另一个特征值 T_1 可以用下面的递归方法得到

$$\underbrace{T_{i-1} - \lambda}_M = \frac{1}{1 + \frac{\sin^2 \theta_i}{\lambda} + \frac{\cos^2 \theta_i}{T_i}}, 2 \leq i \leq N_a - 1 \quad (4-11)$$

$$T_{N_a-1} = \lambda + \frac{1}{1 + 1/\lambda}$$

其中 $\theta_i = \angle(\mathbf{p}_{t_i} - \mathbf{p}_{t_{i-1}}, \mathbf{p}_{t_i} - \mathbf{p}_{t_{i+1}})$ 。具体推导过程详见附录 [B.2.2]

这个求解是针对目标节点的记时起点或终点而言的，如果针对其时间中点，则其可分别看成两段轨迹的起点和终点，其费舍尔信息矩阵为： $\mathbf{I}_p = \lambda\mathbf{I} + \mathbf{M}_1 \mathbf{u} \mathbf{u}^T + \mathbf{M}_2 \mathbf{v} \mathbf{v}^T$ 其中 \mathbf{u}, \mathbf{v} 是与目标位置 \mathbf{p} 直接相连的两个位置 $\mathbf{p}_1, \mathbf{p}_2$ 与目标节点的方向向量。 $\mathbf{M}_1, \mathbf{M}_2$ 满足递推公式 (4-11)，但具体角度参数可能不一样，假设 N_a 是奇数使得时间中点存在于待测位置中，于是每个 \mathbf{M} 算到 $\frac{N_a+1}{2}$ 但如果我们考虑的是 $N_a \rightarrow \infty$ 的情形，则不受终止位置的限制。 \mathbf{I}_p 的两个特征值为可由式 (3-5) 得出：

$$\lambda_{1,2} = \lambda + \frac{M_1 + M_2 \pm \sqrt{M_1^2 + M_2^2 + 2M_1 M_2 \cos 2\phi}}{2}$$

ϕ 为夹角 $\angle(\mathbf{p}_1 - \mathbf{p}, \mathbf{p}_2 - \mathbf{p})$, 注意到时间中点时两个特征值均比 λ 大。我们先考虑所有 $\mathbf{u}_i = (1, 0)^T$ 的特殊情形，此时一个特征值为 λ ，另一个特征值写成连分式

为:

$$\lambda + \frac{2}{[1, \lambda, 1, \lambda, \dots]} = \lambda + \frac{2}{1 + \frac{1}{\lambda + \frac{1}{1 + \frac{1}{\lambda + \dots}}}} \quad (4-12)$$

我们先求循环的部分的连分式的值 K ，然后代入 $\lambda + 2/K$ 中即可 K 对应的迭代矩阵循环周期为 2，写成 $\begin{pmatrix} 1 & 1 \\ 1 & 0 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \lambda & 1 \\ 1 & 0 \end{pmatrix}$ 解方程 $x = \frac{(\lambda+1)x+1}{\lambda x+1}$ 并考虑到解 $x > 0$ ，得 $K = \frac{\lambda + \sqrt{4\lambda + \lambda^2}}{2\lambda}$ ，最后得时间中点所求的目标节点的误差下界为 $\sqrt{\lambda^2 + 4\lambda}$ 。同理，将式4-12中分子 2 改为 1 求出对应于时间起点或终点误差下界为

$$\begin{aligned} M^* &:= [\lambda, 1, \lambda, 1, \dots] \\ &= \frac{\lambda + \sqrt{4\lambda + \lambda^2}}{2} \end{aligned} \quad (4-13)$$

从时间间隔起始位置误差下界的一般表达式可以看出：

1. Schur 补做特征值分解后，在一个方向上的信息量始终为 λ ，减小时间间隔也无法改善；
2. 另一个方向上信息量随 N_a 增大而增大，但有一个上界，粗略的讲不可能超过 $\lambda + 1$
3. 若某两次时间间隔夹角正交，则 $\cos \theta_i = 0$ 之后的所有位置均不能对时间间隔起始位置的定位有贡献。

对于一般的情形，当时间间隔比较小时，有理由假设角度不会有大的突变，且若轨迹的切向量如果是连续变化的，那么时间间隔充分小，前后两次测量间角度可认为不变，那么有理由认为之前求的 M^* 是对一般的曲线轨迹在 $\Delta t \rightarrow 0$ 时成立。我们有下面的定理, 证明可参考附录 [B.2.3]

定理 4.5: 若平面轨迹曲线参数化形式为 $t \in [0, 1] \rightarrow \mathbf{p}(t) = (x(t), y(t))$, 满足

- $\mathbf{p}(t_1) \neq \mathbf{p}(t_2), \forall t_1 \neq t_2$
- $\mathbf{p}'(t)$ 存在且连续

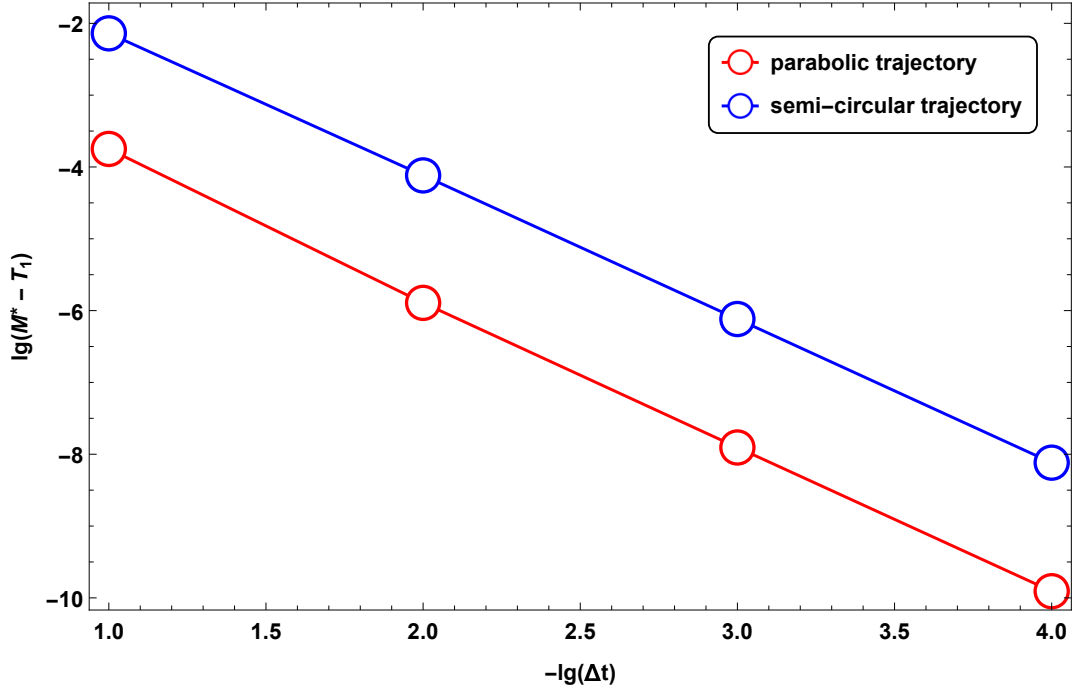


图 4.1 $\lambda = 2$ 时不同曲线随采样点加密趋近极限值的情况; 其中抛物轨迹对应的曲线是 (t, t^2) , 半圆轨迹是 $(\cos(\pi t), \sin(\pi t))$

对 $[0,1]$ 区间有分割 $0 = t_1 < t_2 < \dots < t_{N_a-1} < t_{N_a} = 1$, 记 $\Delta t = \max_{1 \leq i \leq N_a-1} |t_{i+1} - t_i|$ 则式 (4-11) 给出的 $T_1(N_a)$ 满足:

$$\lim_{\Delta t \rightarrow 0} T_1(N_a) = M^* \quad (4-14)$$

下面我们对不同的轨迹做数值计算, 结果如图4.1所示 由图4.1可见,

- 随着 Δt 的减小, 各种曲线均二次收敛于极限值, 二次收敛的结果可以从 $\log\text{-}\log$ 图的斜率是 2 印证, 而从定理4.5的证明过程的式 (B-9) 中出现 Δt 的平方可见证明过程的合理性。
- 对于不同的曲线, 虽然收敛速度的量阶一致, 但由于角度变化上有快有慢, 所以体现在图中还是有高有低, 平均来说, 半圆弧在一个时间单位中角度变化了 180 度, 而抛物线只有不到 60 度, 角度变化越小相对更接近直线状态, 因而收敛地更快些。

虽然 $\sqrt{\lambda^2 + 4\lambda}$ 是一个最大的信息量, 但下面的定理指出, 较远的时间间隔的位置的贡献实际上是幂指数衰减的, 证明见附录 [B.2.4]:

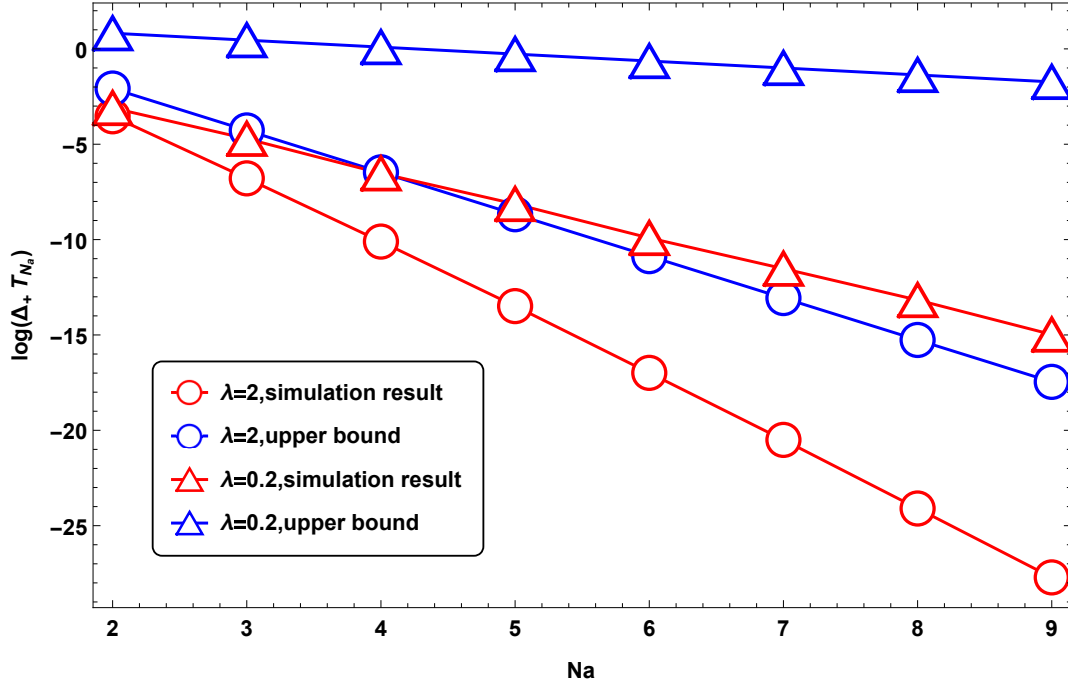


图 4.2 连分式指数收敛性图示

定理 4.6: 若相邻时间间隔最大的角度变化量小于 $\Delta\theta$ ，则由式 (4-11) 确定的数列 $T_1(N_a)$ (简记为 T_{N_a}) 的增量 $\Delta_+T_{N_a} := T_{N_a+1} - T_{N_a}$, $\Delta_+T_1 = \frac{\lambda}{\lambda+1}$, $N_a \geq 2$ 时满足:

$$\frac{(\cos \Delta\theta)^{2(N_a-1)}}{(1 + 1/\lambda)^2(\lambda^2 + 2\lambda)(2 + \lambda)^{2(N_a-2)}} \leq \Delta_+T_{N_a} \leq \frac{1}{(\lambda^2 + 2\lambda)(1 + \lambda)^{2(N_a-2)}}$$

注释 4.4: 由于费舍尔信息随链路是幂指数衰减，再对某一时刻的目标节点进行定位时，只需考虑前后几个时刻的位置即可，较远的时刻基本没有信息量，利用上只会增加计算上的开销而对定位性能不会有多大的提升。

为说明此结论，我们对式4-11取不同的 λ 进行简单的数值计算，其中 θ_i 按照 2.3小节中 $[0, 2\pi]$ 均匀分布的假设求不同的 N_a 时 T_i 的性能平均，结果图 4.2所示: 根据图 4.2可以看出:

- 通过蒙特卡罗仿真进一步验证了定理 4.6的正确性。
- $\lambda = \frac{a}{b}$ ，表示锚点定位强度与目标节点协作强度之比，当 λ 较大即锚点定位更强时，图中协作信息量下降得更快，表明更远的协作链路所能提供的信息更少。
- 实际随机模拟中的信息衰减速度要快于定理 4.6给出的上界，这主要是因为随机模拟中出现角度正交的情况时会阻断信息量从较远链路的传播。为

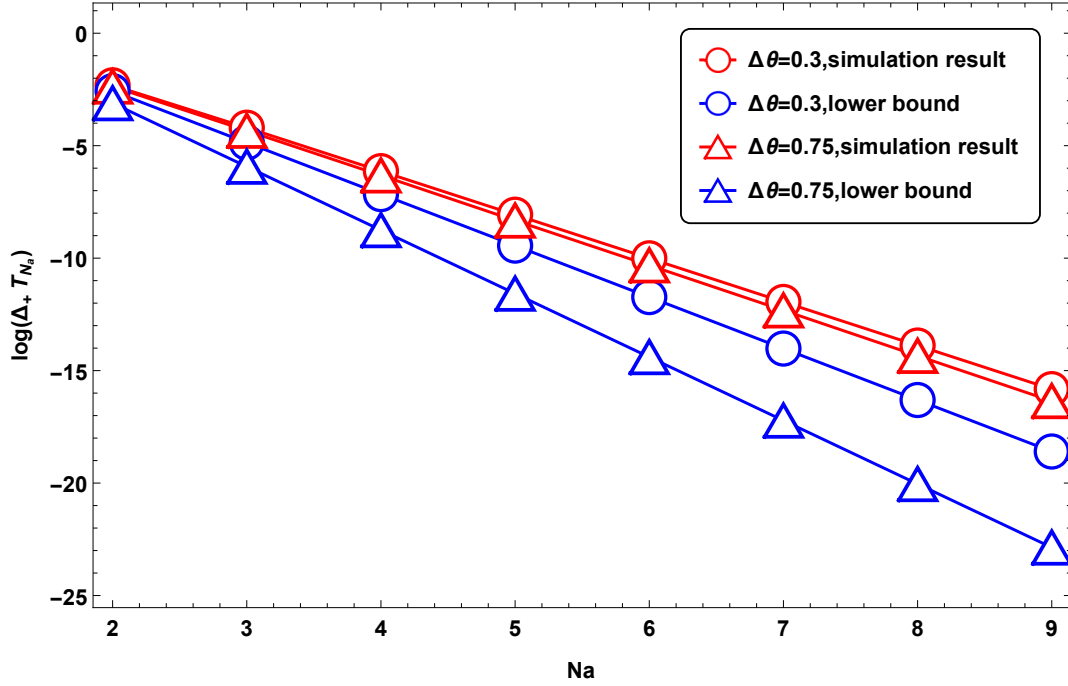


图 4.3 连分式指数衰减下界图示

了讨论信息衰减下界，我们取 $\lambda = 1$ ，并假设链路的夹角 θ_i 服从零均值的正态分布，对于给定的 $\Delta\theta$ 标准差 σ 满足 $3\sigma = \Delta\theta$ ，由 $3 - \sigma$ 原则可近似认为角度变化不会超过 Δ ，数值结果如图4.3所示

分析图4.3可知，对于同等定位强度，如果目标节点角度变化得比较快，则信息衰减得也更快，多条链路后的位置将提供更少的信息量。

注释 4.5： 在2.3小节中，推导得出两个节点时间一次协作的模型问题可以转化为单节点的模形，但存在一个区别在于这里各时刻速度方向 θ_i 是随机变量，因此求得的 $\text{SPEB}_{\lambda}^{\frac{1}{\lambda}} + \frac{1}{T_1}$ 是关于 θ_i 的随机变量，要对其求数学期望才能得到平均性能。

沿用式4-11的假设，对诸 θ_i 求平均后即得平均性能，由于是连分式的形式无法显式给出平均后的结果，但在后续仿真中我们将分别采用蒙特卡罗模拟的方法估计这个平均性能。

另外由于定理 4.6中的信息衰减上下界不含 θ ，因此也是平均性能提升的衰减速率。如果针对两个节点时间协作的模型问题，则应估计 $\sum_{i=N_a}^{2N_a} \frac{1}{q^{2i}}$ ，结果还是 q^{2N_a} 量级，即 N_a 层后面的所有链路的增益与第 N_a 层的增益相当，即我们有如下推论，详见附录 [B.2.5]:

推论 4.1 (定理4.6的推论): 在定理4.6的条件下, 数列 $\{T_{N_a}\}$ 收敛于 T_∞ , 收敛速度是指数收敛的, 即

$$\exists q > 1, C > 0, s.t. |T_{N_a} - T_\infty| \leq \frac{C}{q^{N_a}}$$

上面的推导过程具有一般性, 下面我们不对未知节点测距方差作出相等的假设, 则对 $a\mathbf{I} + b\mathbf{J}$ 提取 a , 并设 $\lambda_{ij} = \frac{b}{a\sigma_{ij}^2}$ 于是我们只需考虑 $\mathbf{I} + \mathbf{J}$, 其中

$$\mathbf{J} = \begin{pmatrix} \lambda_{12}\mathbf{u}_{12}\mathbf{u}_{12}^T & -\lambda_{12}\mathbf{u}_{12}\mathbf{u}_{12}^T & \mathbf{0} & \dots & \mathbf{0} \\ -\lambda_{12}\mathbf{u}_{12}\mathbf{u}_{12}^T & \lambda_{12}\mathbf{u}_{12}\mathbf{u}_{12}^T + \lambda_{23}\mathbf{u}_{23}\mathbf{u}_{23}^T & -\lambda_{23}\mathbf{u}_{23}\mathbf{u}_{23}^T & \dots & \mathbf{0} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ \mathbf{0} & \dots & \mathbf{0} & -\lambda_{N-1,N}\mathbf{u}_{N-1,N}\mathbf{u}_{N-1,N}^T & \lambda_{N-1,N}\mathbf{u}_{N-1,N}\mathbf{u}_{N-1,N}^T \end{pmatrix}$$

类似式 (4-11), 我们可以导出目标节点 Schur 补一个特征值为 1, 另一个特征值 T_1 满足下面的递推关系式:

$$T_i = \frac{1}{\lambda_{i,i+1}^{-1} + \sin^2 \theta_i + \frac{\cos^2 \theta_i}{T_{i+1}}} \quad (4-15)$$

其基本形式和 (4-11) 相同, 计算算到 $T_{N_a} = 1$, 具体推导过程可参考 [B.2.6]

并且可以证明, 减小诸 θ 可以提高 T_1 即增大信息量, 因此在线性网络中, 当目标节点作直线运动时, 确定其各个时刻的位置获得的信息量最大, 因而精度最高。

4.3 正方形网络与正六边形网络

在协作定位网络的问题模型下, 我们利用 Schur 补的数学工具, 考虑大规模空间协作两种特殊的情形: 正方形网络和正六边形网络。正六边形网络的每个内部节点周围有 3 个节点与之协作, 且该内部节点位于周围三个节点构成的正三角形的重心上。为研究正六边形网络对定位性能的影响, 我们考虑以一个节点 \mathbf{p} 为网络中心, 我们称网络中某节点 \mathbf{p}_n 位于第 n 层链路上如果 \mathbf{p}_n 到 \mathbf{p} 的最短路径为 n , 图4.4就是一个只考虑前两层链路的正六边形网络。

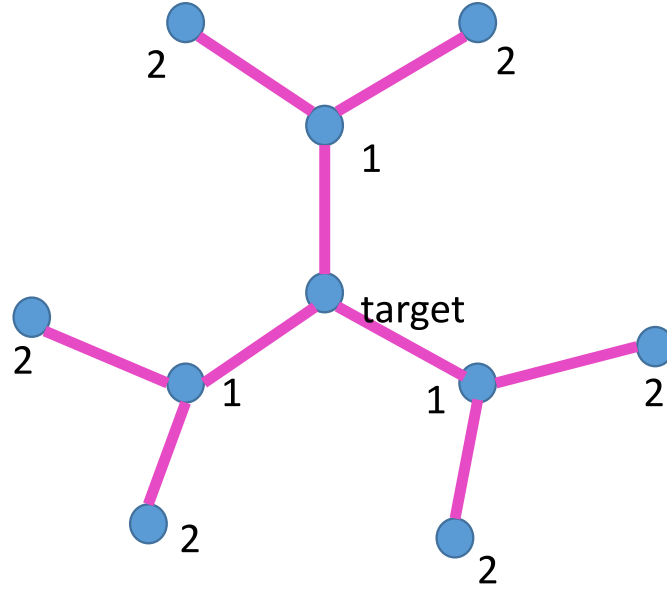


图 4.4 只考虑前两层链路的正六边形网络

正方形网络的描述同正六边形网络，如果以目标节点作为坐标原点，含其他未知位置的节点的两条直线作为坐标轴建立平面直角坐标系，根据前面的正交性的结论，非坐标轴上的点不会对目标节点提供定位信息，而两条坐标轴提供的信息又彼此独立，因此其定位信息量是 2 个完全相同的部分相加，每部分由式 (4-12) 描述，在网络规模很大时近似于极限值 $\sqrt{\lambda^2 + 4\lambda}$ 。

该结论可以推广至一般矩形网络，且各节点相互测距的方差 $\sigma_{i,j}^2$ 不相等，由式 (4-15) 可以看出正交性的结论仍然成立，因此非坐标轴上的点不会对目标节点提供定位信息，在实际定位系统的设计中，非坐标轴上的点的信息无需传到目标节点或中央处理器进行解算。

下面我们给出大规模正六边形网络目标节点定位误差界的解析表达式，首先需要下面的引理，推导过程见附录 [B.2.7]

引理 4.3： 设 u 是模长为 1 的平面向量，那么有：

$$u^T \left(\left(\lambda + \frac{3}{2} \right) I_2 - \frac{1}{\lambda + \frac{3}{2}} \left(\frac{3}{2} I_2 - uu^T \right) \right)^{-1} u = \left(\left(\lambda + \frac{3}{2} \right) - \frac{1/2}{\lambda + \frac{3}{2}} \right)^{-1} \quad (4-16)$$

上面的引理能够把连分式中与 u 相关的项化为与 u 无关的项，由此推出度为 3

的协作网络中心节点 SPEB 满足:

$$\frac{1}{\text{SPEB}} = \lambda + \frac{3}{2} - \frac{\frac{3}{2}}{\lambda + \frac{3}{2} - \frac{1/2}{\lambda + 3/2 - \dots}}$$

注意到除了第一层的协作外，后面每层协作由于前一层的削弱系数由 3/2 变为 1/2. 用同样的方法可求出极限值为:

$$\lambda + \frac{3}{2} - \frac{\frac{3}{2}}{\lambda + \frac{3}{2} - \frac{1/2}{\lambda + 3/2 - \dots}} = \sqrt{\lambda^2 + 3\lambda + \frac{1}{4}} - \frac{1}{\lambda + \frac{3}{2} + \sqrt{\lambda^2 + 3\lambda + \frac{1}{4}}}$$

取倒数即为某方向的误差下界，由于网络的各向同性，x 方向和 y 方向的误差下界都是这个数。该误差下界总是比正方形网格 x 或 y 方向的误差大。

4.4 本章小节

本章中的主要结果除引用连分式的基本结论外，大都是原创性的，而且不乏有一些很强的结果。

- 数学方法方面
 - 本章给出了两类特殊矩阵的全部特值值的求解的详细推导过程。
 - 本章对给定的连分式的收敛特性有比较严谨的数学证明。
- 工程启示方面
 - 协作链路信息指数衰减的特性为分布式定位算法提供理论上的指导。
 - 协作链路正交会使信息传播中断对节点的路径规划有指导意义。

第 5 章 结论

5.1 已取得的成果

本文的推导首先要处理对称正定的矩阵，因此本文会应用已有的结果如求一个矩阵的逆阵的某个子式的公式、关于矩阵逆的恒等式等结论来对要研究的矩阵进行预处理；其次由于很多时候直接推导存在很大的困难，需要先归纳后证明，本文充分利用了数学归纳法完成这一任务；最后推导得出的表达式往往比较复杂，表达式的化简需要特殊的数学方法，本文根据问题的特征分别采用了瑞利商、黎曼积分以及连分式等思路。在数学方法方面，本文主要的成果如下：

- 使用复数表示法推导得出非协作定位场景下费舍尔信息矩阵的特征值和特征向量的表达式。
- 推导得出秩一矩阵的克罗内克积对 N 维对称正定矩阵扰动后行列式的表达式
- 推导得出二维场景下特殊完全图的邻接矩阵所有特征值，其中使用瑞利商给出了最大特征值的表达式
- 推导得出二维场景下特殊度为 2 的图的邻接矩阵的所有特征值；当网络规模趋向无穷大时，求出了所有特征值的倒数和的平均值的极限
- 使用连分式推导得出形如式 (4-9) 的对称正定矩阵 A 确定的 $A_{1 \times 2, 1 \times 2}^{-1}$ 的两个特征值；分析得出了决定特征值的连分式的序列指数收敛的特性，并做出适当的推广。

5.2 未来展望

本文着重于对网络中信息耦合机理与网络中角度这个几何参量的分析，所研究的模型比较简单，可能与实际问题有一定的出入。今后的工作可以结合计算机仿真工具对复杂网络拓扑下的定位误差作深入的探讨。

插图索引

| | | |
|-------|---|----|
| 图 2.1 | 非协作静态场景下的定位 | 3 |
| 图 2.2 | 协作静态场景下的定位 | 4 |
| 图 2.3 | 协作动态场景下的定位 | 6 |
| 图 3.1 | SPEB 与信息椭圆离心率的关系 | 10 |
| 图 4.1 | $\lambda = 2$ 时不同曲线随采样点加密趋近极限值的情况; 其中抛物轨迹 对应的曲线是 (t, t^2) , 半圆轨迹是 $(\cos(\pi t), \sin(\pi t))$ | 25 |
| 图 4.2 | 连分式指数收敛性图示 | 26 |
| 图 4.3 | 连分式指数衰减下界图示 | 27 |
| 图 4.4 | 只考虑前两层链路的正六边形网络 | 29 |

参考文献

- [1] Kegen Yu I S, Guo Y J. Ground-Based Wireless Positioning. John Wiley and Sons, Ltd, 2009
- [2] Shen Y, Win M Z, Wymeersch H. Fundamental limits of wideband localization—part i: A general framework. IEEE TRANSACTIONS ON INFORMATION THEORY, 2010, 56(10):4956–4980
- [3] Shen Y, Win M Z, Wymeersch H. Fundamental limits of wideband localization—part ii: Cooperative networks. IEEE TRANSACTIONS ON INFORMATION THEORY, 2010, 56(10):4981–5000
- [4] Hammond W F. Continued fractions and the euclidean algorithm. Lecture notes, University at Albany, 1997

致 谢

衷心感谢导师沈渊副教授和数学系梁恒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;感谢黄忠忆教授,本文中关于瑞利商以及部分特殊矩阵特征值的结论即来源于黄老师在课上的讲解。同时,我也非常感谢实验室的王云龙师兄、蔡杨师兄,他们在我的毕设期间提供给了我很多宝贵的意见,使我受益匪浅;感谢实验室的刘言师兄,他在我的论文写作过程中就格式规范问题给予了我很多有益的指导。最后感谢 THUTHESIS,它的存在让我的论文写作轻松自在了许多,让我的论文格式规整漂亮了。许多。

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 外文资料的调研阅读报告或书面翻译

毕业设计开题报告文献翻译

数 33 赵丰

March 15, 2017

摘要

本人的毕业设计论文题目是无线网络中定位信息的时空传播机理研究, 为研究该题目做好充分准备, 我积极进行了文献调研, 先后阅读了研究有关协作定位网络中信息耦合的相关文献, 并结合自身理解对其中的三篇进行了有选择的翻译, 形成了约两万字的外文文献阅读翻译。三篇翻译的具体内容在之后的若干页给出。

协作定位中的信息耦合

沈渊, 清华大学电子工程系副教授

Abstract—第一篇论文翻译, 原文的题目是 **Information Coupling in Cooperative Localization**, 原文的摘要翻译如下: 不依赖环境的高精度协作定位网络能有一系列的重要的应用。但是现有的分布式协作定位算法没有考虑到预测节点位置彼此之间的相关性。这篇文章通过费舍尔信息量的度量研究了协作定位网络的相关性问题, 产生了信息耦合这个概念。为了描述这个特性, 我们重点关注了最简单的非平凡情形并且推导出了信息耦合的表达式。

I. 简介

关于研究背景的翻译略去, 下面是原文一些记号上的约定。\$\text{tr} \mathbf{A}\$, \$\text{adj} \mathbf{A}\$ 和 \$|\mathbf{A}|\$ 分别表示方阵 \$\mathbf{A}\$ 的迹, 伴随矩阵和行列式。\$[\cdot]^T\$ 表示变量的转置; \$\mathbb{S}^2, \mathbb{S}_{++}^2, \mathbb{S}_{++}^2\$ 分别表示 \$2 \times 2\$ 的实矩阵、半正定矩阵和正定矩阵。另外 \$\angle\{\mathbf{u}, \mathbf{v}\}\$ 表示向量 \$\mathbf{u}\$ 和向量 \$\mathbf{v}\$ 之间的夹角。

II. 协作定位中的联合估计

考虑一个有 \$\mathcal{N}_a\$ 个移动节点和 \$\mathcal{N}_b\$ 个移动节点的协作定位网络, 锚点的位置已知 \$\mathbf{p}_j : j \in \mathcal{N}_b\$, 并且移动节点尝试通过和邻居节点的测距和通信确定它们自己的位置 \$\mathbf{p}_k : k \in \mathcal{N}_a\$。在文献 [2] 确定的测距信息是 FIM 的基本组成模块, 这种测距信息描述了关于从测量中获得的距离信息的强度和方向。

Definition 1. 在节点 \$k\$ 和 \$j\$ 之间的总的测距信息强度 (RII) 定义为关于从它们之间的距离测量中得到的距离 \$d_{k,j} = \|\mathbf{p}_k - \mathbf{p}_j\|\$ 的费舍尔信息量。

Definition 2. 设 \$\mathbf{u}_{i_1, i_2}\$ 为从节点 \$i_1\$ 到节点 \$i_2\$ 的单位方向向量。定义 \$\mathbf{C}_{k,j}^{n,m}\$ 是关于 \$k, j, n, m \in \mathcal{N}_a \cup \mathcal{N}_b\$ 矩阵:

$$\mathbf{C}_{k,j}^{n,m} \triangleq \frac{\mathbf{u}_{k,j} \mathbf{u}_{n,m}^T + \mathbf{u}_{n,m} \mathbf{u}_{k,j}^T}{2} \in \mathbb{S}^2$$

另外, 定义

$$\mathring{\mathbf{C}}_{k,j}^{n,m} \triangleq \frac{\mathring{\mathbf{u}}_{k,j} \mathring{\mathbf{u}}_{n,m}^T + \mathring{\mathbf{u}}_{n,m} \mathring{\mathbf{u}}_{k,j}^T}{2} \in \mathbb{S}^2$$

其中 \$\mathring{\mathbf{u}}_{i_1, i_2}\$ 为逆时针方向上垂直于 \$\mathbf{u}_{i_1, i_2}\$ 的单位向量, 另外, 为记号上的简便, \$\mathbf{C}_{k,j} = \mathbf{C}_{k,j}^{k,j} \in \mathbb{S}_{++}^2\$。EFIM 的概念 [6] 让我们能直接通过 Schur 补的方法从 FIM 中推导对于参数向量的一个子集的信息不等式。由于在已知移动节点位置的条件下测距彼此之间相互独立, 对于移动节点位置的 EFIM 可以写成闭式解的形式。用求导的链式法

则可以证明, 对于协作定位这种 EFIM 是下面分块矩阵的形式:

$$\mathbf{J}_e = \begin{bmatrix} \mathbf{K}_1^{\mathcal{N}_a \setminus \{1\}} & -\zeta_{1,2} \mathbf{C}_{1,2} & \cdots & -\zeta_{1,N_a} \mathbf{C}_{1,N_a} \\ -\zeta_{1,2} \mathbf{C}_{1,2} & \mathbf{K}_2^{\mathcal{N}_a \setminus \{2\}} & \cdots & -\zeta_{2,N_a} \mathbf{C}_{2,N_a} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ -\zeta_{1,N_a} \mathbf{C}_{1,N_a} & -\zeta_{2,N_a} \mathbf{C}_{2,N_a} & \cdots & \mathbf{K}_2^{\mathcal{N}_a \setminus \{N_a\}} \end{bmatrix} \quad (1)$$

其中 \$\mathcal{N}_a = \{1, 2 \dots N_a\}\$, 对于 \$k, j \in \mathcal{N}_a\$, \$\zeta_{k,j}\$ 是节点 \$k\$ 和节点 \$j\$ 总的 RII, 并且

$$\mathbf{K}_k^{\mathcal{N}} = \mathbf{J}_k^{\mathcal{N}_b} + \sum_{j \in \mathcal{N}} \zeta_{k,j} \mathbf{C}_{k,j}, \mathcal{N} \subset \mathcal{N}_a$$

上式中 \$\mathbf{J}_k^{\mathcal{N}_b}\$ 表示仅从和 \$\mathcal{N}_b\$ 测距中获得的关于第 \$k\$ 个节点的 EFIM。

Remark 1. 对于式 (1) 中表示协作定位的 EFIM 不是对角矩阵, 反映了从达到 CRLB 的位置估计量推断中的移动节点间位置信息是相关的。这种情况阻碍了针对协作定位的最优或次优的分布式算法的设计。因此在接下来的分析中我们会探究由于非对角结构引起的信息耦合的表现。

III. 信息耦合

为获得信息耦合的洞见, 我们考虑一个含有 \$\mathcal{N}_b\$ 个移动节点和三个协作节点的网络: \$\mathcal{N}_a = \{1, 2, 3\}\$, 这代表了一个最简单的非平凡的信息耦合的情形。下面我们推导每一个移动节点的 EFIM 和它的逆的闭式解。

Definition 3. 给定 \$\zeta_{k,j} \in (0, \infty)\$ 和 \$\mathbf{J} \in \mathbb{S}_{++}^2\$。定义 \$\Phi_{k,j}(\mathbf{J})\$ 是如下形式的商:

$$\Phi_{k,j}(\mathbf{J}) \triangleq \frac{|\mathbf{J}|}{|\mathbf{J} + \zeta_{k,j} \mathbf{C}_{k,j}|} \in (0, 1).$$

Remark 2. 注意到 \$\forall \mathbf{J} \in \mathbb{S}_{++}^2, \lim_{\zeta_{k,j} \rightarrow 0} \Phi_{k,j} = 1\$ 并且 \$\lim_{\zeta_{k,j} \rightarrow \infty} \Phi_{k,j} = 0\$。此外, \$\forall \zeta_{k,j} \in (0, \infty), \lim_{|\mathbf{J}| \rightarrow 0} \Phi_{k,j} = 0\$ 并且 \$\lim_{|\mathbf{J}| \rightarrow \infty} \Phi_{k,j} = 1\$。又因为 \$|\mathbf{J} + \zeta_{k,j} \mathbf{C}_{k,j}| = |\mathbf{J}| + \zeta_{k,j} \mathbf{u}_{k,j} \text{adj}\{\mathbf{J}\} \mathbf{u}_{k,j}\$,

$$\frac{\mu_2}{\mu_2 + \zeta_{k,j}} \leq \Phi_{k,j}(\mathbf{J}) \leq \frac{\mu_1}{\mu_1 + \zeta_{k,j}}$$

其中 \$\mu_1 \geq \mu_2 \geq 0\$ 是 \$\mathbf{J}\$ 的两个特征根。\$\Phi_{k,j}(\mathbf{J})\$ 表示从节点 \$j\$ 获得的 \$\zeta_{k,j}(\text{RII})\$ 中可以被节点 \$k\$ 有效利用的部分, 而 \$\mathbf{J}\$ 是这个部分中的不确定性。

Theorem 1. 设 \$\mathbf{J}_1^{\mathcal{N}_b}, \mathbf{J}_2^{\mathcal{N}_b}, \mathbf{J}_3^{\mathcal{N}_b}\$ 分别表示仅从锚点 \$\mathcal{N}_b\$ 获得的 EFIM, 则移动节点 1 的 EFIM 由下式给出:

$$\mathbf{J}_1 = \mathbf{J}_1^{\mathcal{N}_b} + \check{\zeta}_{1,2} \mathbf{C}_{1,2} + \check{\zeta}_{1,3} \mathbf{C}_{1,3} + \kappa_{2,3} \mathbf{C}_{1,2}^{1,3} \quad (2)$$

其中

$$\check{\zeta}_{1,2} = \zeta_{1,2} \cdot \Phi_{1,2}(\mathbf{J}_2^{\mathcal{N}_b} + \zeta_{2,3} \cdot \Phi_{2,3}(\mathbf{K}_3^1) \cdot \mathbf{C}_{2,3}) \quad (3)$$

$$\check{\zeta}_{1,3} = \zeta_{1,3} \cdot \Phi_{1,3}(\mathbf{J}_3^{\mathcal{N}_b} + \zeta_{2,3} \cdot \Phi_{2,3}(\mathbf{K}_2^1) \cdot \mathbf{C}_{2,3}) \quad (4)$$

并且 $\kappa_{2,3}$ 由 (5) 式给出。

$$(5) \quad (5)$$

此外, $EFIM$ 的逆为:

$$\mathbf{J}^{-1} = \frac{1}{|\mathbf{J}_1|} [\text{adj}\{\mathbf{J}_1^{\mathcal{N}_b}\} + \check{\zeta}_{1,2} \check{\mathbf{C}}_{1,2} + \check{\zeta}_{1,3} \check{\mathbf{C}}_{1,3} + \kappa_{2,3} \check{\mathbf{C}}_{1,2}^{1,3}] \quad (6)$$

其中 $|\mathbf{J}_1|$ 由 (7) 式给出。

$$(7) \quad (7)$$

Proof. 待定。 \square

Remark 3. 移动节点 1 的 $EFIM$ 和它的逆都是三项的和, 分别对应着从锚点、协作获取的信息以及耦合项。特别的, 在 (2) 式中, 第一项 $\mathbf{J}_1^{\mathcal{N}_b}$ 是从锚点获取的信息, 第二项 $\check{\zeta}_{1,2} \mathbf{C}_{1,2} + \check{\zeta}_{1,3} \mathbf{C}_{1,3}$ 是从节点 12 连线和节点 13 连线获得的信息增量, 这个增量取决于 RII 和由 (3) 式和 (4) 式给出的协作节点位置的不确定性。第三项 $\kappa_{2,3} \mathbf{C}_{1,2}^{1,3}$ 是来自节点 2 和 3 的信息耦合项, 这一项的出现是由于节点 2 和 3 彼此之间也有协作。在描述 $EFIM$ 的逆的 (6) 式中, 三项共同的伸缩因子是行列式 $|\mathbf{J}_1|$ 的倒数, 并且后面的每个矩阵都是由原来的单位向量逆时针转 90° 再做外积得到的。

从 (5) 式可以得到, $\kappa_{2,3}$ 的一个上界是:

$$\kappa_{2,3} \leq 2\zeta_{1,2}\zeta_{1,3}\zeta_{2,3}|\mathbf{u}_{1,2}^T(\mathbf{J}_2^{\mathcal{N}_b})^{-1}\mathbf{C}_{2,3}(\mathbf{J}_3^{\mathcal{N}_b})^{-1}\mathbf{u}_{1,3}|$$

从上式可以看出, 在如下情形中没有耦合:

- (i) 如果 $\angle\{\mathbf{u}_{1,2}, \mathbf{J}_2^{\mathcal{N}_b}\mathbf{u}_{2,3}\}$ 或者 $\angle\{\mathbf{u}_{1,3}, \mathbf{J}_3^{\mathcal{N}_b}\mathbf{u}_{2,3}\}$ 为 90° 度, 那么 $\kappa_{2,3} = 0$;
- (ii) 如果移动节点 2 成为一个锚点, 也就是 $|\mathbf{J}_2^{\mathcal{N}_b}|$ 趋向于无穷大, 那么 $\check{\zeta}_{1,2} = \zeta_{1,2}, \check{\zeta}_{1,3} = \zeta_{1,3} \cdot \Phi_{1,3}(\mathbf{J}_3^{\mathcal{N}_b} + \zeta_{2,3}\mathbf{C}_{2,3})$, 并且 $\kappa_{2,3} = 0$;
- (iii) 如果节点 2 和节点 3 之间不协作, 也就是 $\zeta_{2,3} = 0$, 那么 $\check{\zeta}_{1,2} = \zeta_{1,2} \cdot \Phi_{1,2}(\mathbf{J}_2^{\mathcal{N}_b}), \check{\zeta}_{1,3} = \zeta_{1,3} \cdot \Phi_{1,3}(\mathbf{J}_3^{\mathcal{N}_b})$, 并且 $\kappa_{2,3} = 0$;

这些结果说明了当移动节点的位置满足 (i) 中的正交性条件或者如 (ii) 或 (iii) 给出的有少于 3 个节点参与协作时, 不会有耦合项出现。

Corollary 1. 耦合项 $\kappa_{2,3} \mathbf{C}_{1,2}^{1,3}$ 有特征值 $[\cos(\angle\{\mathbf{u}_{1,2}, \mathbf{u}_{1,3}\}) + 1]\kappa_{2,3}/2$ 和 $[\cos(\angle\{\mathbf{u}_{1,2}, \mathbf{u}_{1,3}\}) - 1]\kappa_{2,3}/2$, 分别对应的特征向量是 $\mathbf{u}_{1,2} + \mathbf{u}_{1,3}$ 和 $\mathbf{u}_{1,2} - \mathbf{u}_{1,3}$ 。

Remark 4. 这个引理说明了如果 $\kappa_{2,3} > 0$ (对应的, 如果 $\kappa_{2,3} < 0$), 如果忽略耦合项, 由协作获得的信息椭圆在 $\mathbf{u}_{1,2} + \mathbf{u}_{1,3}$ 方向上会被低估 (对应的, 高估), 而在 $\mathbf{u}_{1,2} - \mathbf{u}_{1,3}$ 方向上会被高估 (对应的, 低估)。另外当角 $\angle\{\mathbf{u}_{1,2}, \mathbf{u}_{1,3}\}$ 是锐角 (对应的, 钝角) 时, 在 $\mathbf{u}_{1,2} + \mathbf{u}_{1,3}$ 方向上的信息耦合会比 $\mathbf{u}_{1,2} - \mathbf{u}_{1,3}$ 方向上的更显著 (对应的, 不如前者显著)。

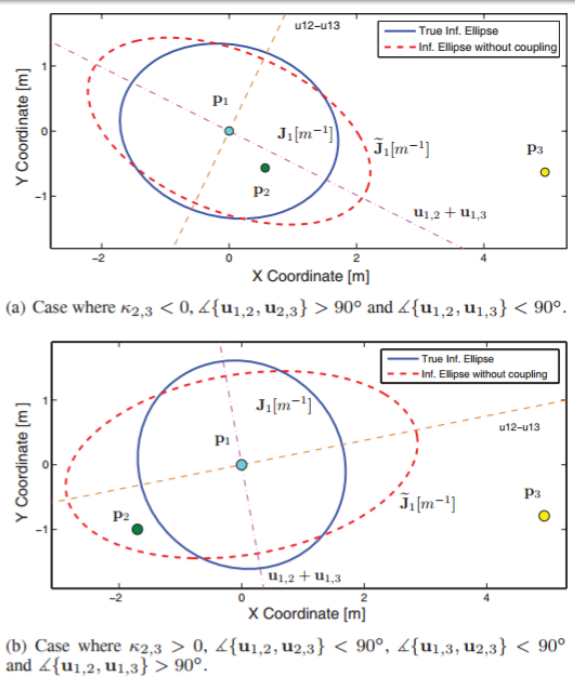


Fig. 1. 协作定位中的信息耦合可能会严重实际可达到的定位信息

• 举例说明如下, 图 1 描述了考虑和忽略耦合项的信息椭圆的形状。在这两种类别中, 从锚点获得的 $EFIM$ 为简便取成 $\mathbf{J}_1^{\mathcal{N}_b}, \mathbf{J}_2^{\mathcal{N}_b}, \mathbf{J}_3^{\mathcal{N}_b} = \text{diag}\{1, 1\}$, 并且三个协作节点分别位于位置 $\mathbf{p}_1, \mathbf{p}_2, \mathbf{p}_3$. 图 1 展示了节点 1 的真实信息椭圆 \mathbf{J}_1 和忽略耦合项后的信息椭圆 $\tilde{\mathbf{J}}_1$ 的差别。

IV. 结论

略

References

[1] 略

协作定位网络中的时空信息耦合

沈渊, 清华大学电子工程系副教授

Abstract—第二篇论文翻译, 原文的题目是 *Spatio-Temporal Information Coupling in Cooperative Network Navigation* 原文的摘要翻译如下: 可靠的定位信息对很多基于位置的应用起着至关重要的作用。通过时空联合协作的网络导航可以给移动节点提供高精度和鲁棒的位置信息。同时, 由于待测节点的位置相关, 这种联合协作导致了错综复杂的信息获取方式, 也就是信息耦合的问题。在这篇文章中, 通过对费舍尔信息量的分析, 我们在四种有代表性的情形中量化了信息耦合。我们说明了每个节点所获得的信息来自与它进行时空协作的节点和由于和邻居节点的协作产生的信息耦合。我们的结果为网络中复杂信息获取提供了洞见, 并且能够为高效的网络导航算法提供指导。

1 简介

关于研究背景的翻译略去, 下面是原文一些记号上的约定。 $[\cdot]^T$ 表示变量的转置; $\mathbb{S}^D, \mathbb{S}_+^D, \mathbb{S}_{++}^D$ 分别表示 $D \times D$ 的实矩阵、半正定矩阵和正定矩阵。 $\mathbf{J}_r(\mathbf{v}) := \mathbf{v}\mathbf{v}^T$ 表示由向量 \mathbf{v} 做外积得到的秩 1 阵。另外 $\angle\{\mathbf{u}, \mathbf{v}\}$ 表示向量 \mathbf{u} 和向量 \mathbf{v} 之间的夹角。

2 网络导航中的费舍尔信息量

在本节中, 我们首先介绍网络模型和网络导航中的 FIM 作为预备知识, 然后描述这篇文章重点讨论的 4 种场景。

2.1 预备知识

考虑一个由若干节点构成的协作网络, 用 $\mathbf{x}_k^{(n)} \in \mathbb{R}^D$ 表示节点 k 在时间 t_n 的位置状态, $k = 1, 2, \dots, N$ 且 $n = 1, 2, \dots, T$ 。网络导航的目标是从测量和先验信息中推断节点的位置信息。令 $\mathcal{S} = \{1, 2, \dots, S\}$ with $S = N \cdot T$ 是位置状态的下标集, 文献 [8] 已经证明了对于 S 个位置状态 FIM 可以分解成:

$$\mathbf{J} = \sum_{(i,j) \in \mathcal{S}^2, i \geq j} \mathbf{G}_{i,j}^S \otimes \mathbf{K}_{i,j} \quad (1)$$

其中 \otimes 表示 Kronecker 矩阵积, $S \times S$ 的矩阵 $\mathbf{G}_{i,j}^S$ 的元素 (k, r) 由下式给出:

$$[\mathbf{G}_{i,j}^S]_{k,r} = \begin{cases} 1 & k = r = i \\ 1 & k = r = j \\ -1 & k = i, r = j, k \neq r \\ -1 & k = j, r = i, k \neq r \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases}$$

$\mathbf{K}_{i,j} \in \mathbb{S}_+^D$ 描述了包含在测量或先验知识和位置状态 i, j 有关的位置信息。 $\mathbf{K}_{i,j} = \mathbf{K}_{j,i}$ 并且在缺少关于位置状态 i, j 的测量或先验知识的情况下 $\mathbf{K}_{i,j} = \mathbf{0}$ 。特别的, 如果 $i = j$, $\mathbf{K}_{i,i}$ 描述了仅仅和位置状态 i 有关的位置信息。

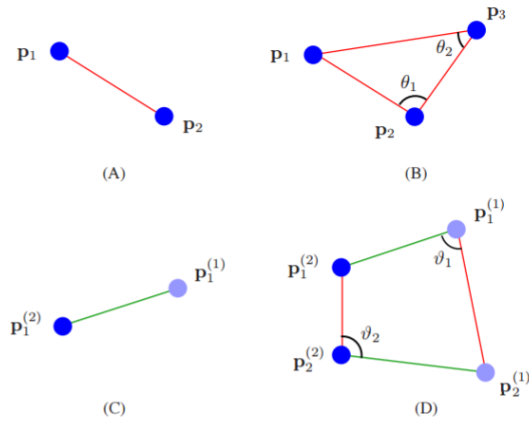


Fig. 1. 四种场景:(A) 两个节点的空间协作 (红色的连接);(B) 三个节点的空间协作;(C) 一个节点的时间协作 (绿色的连接);(D) 两个节点的时空协作。

2.2 有代表性的场景

我们考虑图 1 中的四种场景以获得对时空协作的洞见。

在这些场景中, 位置状态就是节点的位置, 节点通过和位置已知的锚点和位置未知的邻居节点的测距中获得位置信息。在接下来的讨论中, 在时间步为 n 时, $\mathbf{K}_{i,i}^{(n)}$ 表示节点 i 从锚点获取的信息; $\mathbf{u}_{i,j}^{(n)}$ 表示节点 i 和 j 连线的单位方向向量; $\lambda_{i,j}^{(n)} = \lambda_{j,i}^{(n)}$ 表示节点 i 和 j 之间的测距信息强度 (RII); $\mathbf{u}_{i,i}^{(n)}$ 表示链接节点 i 在时间步为 n 和 $n+1$ 时的位置的单位方向向量; $\lambda_{i,i}^{(n)}$ 表示节点 i 的速度信息强度 (SII)。

场景 A: 两个节点通过彼此测距协作来确定它们的位置, 即位置状态是 \mathbf{p}_1 和 \mathbf{p}_2 , 测距信息是 $\mathbf{J}_r(\mathbf{v}_{1,2})$, 其中 $\mathbf{v}_{1,2} = \sqrt{\lambda_{1,2}}\mathbf{u}_{1,2}$, 因此, 基于 (1) 式我们得到这种场景的 FIM 是:

$$\mathbf{J}_A = \begin{bmatrix} \mathbf{K}_{1,1} + \mathbf{J}_r(\mathbf{v}_{1,2}) & -\mathbf{J}_r(\mathbf{v}_{1,2}) \\ -\mathbf{J}_r(\mathbf{v}_{1,2}) & \mathbf{K}_{2,2} + \mathbf{J}_r(\mathbf{v}_{1,2}) \end{bmatrix} \quad (2)$$

场景 B: 三个节点通过彼此测距协作确定它们的位置, 即位置状态是 $\mathbf{p}_1, \mathbf{p}_2$ 和 \mathbf{p}_3 , 测距信息是 $\mathbf{J}_r(\mathbf{v}_{i,j})$ 对于 $i, j \in \{1, 2, 3\}, i \neq j$, 其中 $\mathbf{v}_{i,j} =$

$$J_B = \begin{bmatrix} K_{1,1} + J_r(v_{1,2}) + J_r(v_{1,3}) & -J_r(v_{1,2}) & -J_r(v_{1,3}) \\ -J_r(v_{1,2}) & K_{2,2} + J_r(v_{1,2}) + J_r(v_{2,3}) & -J_r(v_{2,3}) \\ -J_r(v_{1,3}) & -J_r(v_{2,3}) & K_{3,3} + J_r(v_{1,3}) + J_r(v_{2,3}) \end{bmatrix} \quad (3)$$

$\sqrt{\lambda_{i,j}} \mathbf{u}_{i,j}$, 因此, 基于式 (1) 我们可以得到这种情形的 FIM 由 (3) 给出, 在下一页的最开始的地方。

场景 C: 单节点在两个不同的时刻通过速度测量协作来确定自身的位置, 即位置状态是 $\mathbf{p}_1^{(1)}$ 和 $\mathbf{p}_1^{(2)}$, 速度测量的信息是 $\mathbf{J}_r(\mathbf{t})$, 其中 $\mathbf{t} = \sqrt{\lambda_{1,1}^{(1)}} \mathbf{u}_{1,1}^{(1)}$. 因此基于 (1), 我们得到这种场景的 FIM 是:

$$J_C = \begin{bmatrix} K_{1,1}^{(1)} + J_r(\mathbf{t}) & -J_r(\mathbf{t}) \\ -J_r(\mathbf{t}) & K_{2,2}^{(2)} + J_r(\mathbf{t}) \end{bmatrix}$$

场景 D: 两个节点在两个不同的时刻协作来确定它们的位置, 即, 位置状态是 $\mathbf{p}_1^{(1)}, \mathbf{p}_2^{(1)}, \mathbf{p}_1^{(2)}$ 和 $\mathbf{p}_2^{(2)}$, 每个节点测量自身的速度和相对另一节点的距离, 并且

- 测距信息是 $J_r(v_{1,2})$ 和 $J_r(w_{i,j})$, 其中 $v_{1,2} = \sqrt{\lambda_{1,2}^{(1)}} \mathbf{u}_{1,2}^{(2)}$, 而 $w_{1,2} = \sqrt{\lambda_{1,2}^{(2)}} \mathbf{u}_{1,2}^{(1)}$
- 测速信息是 $J_r(t_1)$ 和 $J_r(t_2)$, 其中 $t_i = \sqrt{\lambda_{i,i}^{(1)}} \mathbf{u}_{i,i}^{(1)}$

因此, 基于 (1) 式我们得到这种类型的 FIM 是

$$J_D = \begin{bmatrix} J_A^{(1)} + T & -T \\ -T & J_A^{(2)} + T \end{bmatrix}$$

其中 $J_A^{(1)}$ 和 $J_A^{(2)}$ 由 (2) 式给出, 上标代表了时间步长, $T = \text{diag}\{J_r(t_1), J_r(t_2)\}$.

3 空间信息耦合

在这一节中, 我们推导了场景 A 和场景 B 的 EFIM, 并且描述了场景 B 中由于空间协作导致的信息耦合。由于篇幅所限, 这篇文章的大部分证明略去。

Proposition 1. 场景 A 中节点 1 的 EFIM 是

$$J_e = K_{1,1} + (1 - \mu_2^{1,1}) J_r(v_{1,2})$$

其中

$$\begin{aligned} \mu_2^{1,1} &= \mathbf{v}_{1,2}^T (K_{2,2} + J_r(v_{1,2}))^{-1} \mathbf{v}_{1,2} \\ &= 1 - (1 + \lambda_{1,2} \mathbf{u}_{1,2}^T K_{2,2}^{-1} \mathbf{u}_{1,2})^{-1}. \end{aligned}$$

此外, $J_e \leq K_{1,1} + J_r(v_{1,2})$.

Remark 1. 场景 A 中节点 1 的 EFIM 是来自锚点和来自与节点 2 的协作的信息之和。协作在与节点 2 的连线方向上增加了信息, 而节点 1 可以有效利用的 RII 随 $\lambda_{1,2}$ 增大而增大而随节点 2 位置在 $\mathbf{u}_{1,2}$ 方向的不确定性 (即 $\mathbf{u}^T K_{2,2}^{-1} \mathbf{u}_{1,2}$) 的增大而减小。此外, 有效 RII 总是小于或等于 RII 。当锚点在节点 1,2 连线方向上给节点 2 提供无穷大的信息量时取等号, 而当锚点在这一方向上不提供任何信息时取 0。

Proposition 2. 在场景 B 中节点 1 的 EFIM 是

$$J_e = K_{1,1} + (1 - \mu_2^{1,1}) J_r(v_{1,2}) + (1 - \mu_3^{1,1}) J_r(v_{1,3}) + \delta J_r(\mu_2^{1,3} \mathbf{v}_{1,2} + \mu_3^{1,2} \mathbf{v}_{1,3}) \quad (4)$$

其中 $\mu_i^{j,k} = \mathbf{v}_{j,i}^T (K_{i,i} + J_r(v_{1,i}))^{-1} \mathbf{v}_{k,i}$, 并且 $\delta = (1 + \mu_2^{3,3} + \mu_3^{2,2})^{-1}$. 除此之外, $J_e \leq K_{1,1} + J_r(v_{1,2}) + J_r(v_{1,3})$.

Remark 2. 命题 2 说明了场景 B 下节点 1 的 EFIM 是 4 项的和。第一项对应着从锚点获取的信息, 其他三项对应着由于空间协作获得的信息。第二项和第三项对应着沿着与节点 2 和节点 3 的连线方向获取的有效信息, 而最后一项代表着由于节点 2 和 3 协作造成的信息耦合。最后一项是一个秩一阵, 有一个非负的特征值 $\delta \|\mu_2^{1,3} \mathbf{v}_{1,2} + \mu_3^{1,2} \mathbf{v}_{1,3}\|^2$ 并且这个特征值对应的特征向量是 $\mu_2^{1,3} \mathbf{v}_{1,2} + \mu_3^{1,2} \mathbf{v}_{1,3}$, 这个方向既依赖于 RII , 又依赖于节点 2 和 3 位置的不确定性, 还和节点的空间拓扑有关。

接下来我们将说明节点 2 和 3 的协作强度如何影响节点 1 的 EFIM.

Corollary 1. 设 $\lambda_{2,3}$ 和 $\tilde{\lambda}_{2,3}$ 分别表示节点 2 和节点 3 之间两个 RII , 并且 $(\mu_2^{1,3}, \mu_3^{1,2}, \delta), (\tilde{\mu}_2^{1,3}, \tilde{\mu}_3^{1,2}, \tilde{\delta})$ 分别表示命题 2 中对应的两组参数, 而其他参数均相同。那么:

$$\delta J_r(\mu_2^{1,3} \mathbf{v}_{1,2} + \mu_3^{1,2} \mathbf{v}_{1,3}) \leq \tilde{\delta} J_r(\tilde{\mu}_2^{1,3} \mathbf{v}_{1,2} + \tilde{\mu}_3^{1,2} \mathbf{v}_{1,3}) \quad (5)$$

当且仅当 $\lambda_{2,3} \leq \tilde{\lambda}_{2,3}$ 。此外

$$\lim_{\lambda_{2,3} \rightarrow \infty} \delta J_r(\mu_2^{1,3} \mathbf{v}_{1,2} + \mu_3^{1,2} \mathbf{v}_{1,3}) = \tilde{\delta} J_r(\tilde{\mu}_2^{1,3} \mathbf{v}_{1,2} + \tilde{\mu}_3^{1,2} \mathbf{v}_{1,3})$$

其中

$$\tilde{\mu}_2^{1,3} = \mathbf{v}_{1,2}^T (K_{2,2} + J_r(v_{1,2}))^{-1} \mathbf{u}_{2,3}$$

$$\tilde{\mu}_3^{1,2} = \mathbf{v}_{1,3}^T (K_{3,3} + J_r(v_{1,3}))^{-1} \mathbf{u}_{2,3}$$

$$\tilde{\delta} = (\mathbf{u}_{2,3}^T ((K_{2,2} + J_r(v_{1,2}))^{-1} + (K_{3,3} + J_r(v_{1,3}))^{-1}) \mathbf{u}_{2,3})^{-1}.$$

Remark 3. 从 (5) 中可以知道, 当节点 2,3 方向保持不变时, 节点 1 从和节点 2 和 3 协作中获得的信息随着节点 2 和 3 之间的 RII 的增大而增大。另外, 这个信息量的上界是在节点 2 和 3 之间测距是理想情况时取得。

在下面这个推论中, 我们将说明如果从协作中获得的信息是分别和节点 2, 节点 3 的测距信息的加权和这种情形。

Corollary 2. 场景 B 中节点 1 的 EFIM 可以写成

$$J_e = K_{1,1} + \eta_1 J_r(v_{1,2}) + \eta_2 J_r(v_{1,3}), \eta_1, \eta_2 \geq 0$$

当且仅当至少下面至少有一个条件满足:

- 三个节点共线
- $\lambda_{1,2} \cdot \lambda_{1,3} \cdot \lambda_{2,3} = 0$
- $\mathbf{u}_{1,2}^T (\mathbf{K}_{2,2} + \mathbf{J}_r((v)_{1,2}))^{-1} \mathbf{u}_{2,3} = 0$
- $\mathbf{u}_{1,3}^T (\mathbf{K}_{3,3} + \mathbf{J}_r((v)_{1,3}))^{-1} \mathbf{u}_{2,3} = 0$

接下来我们将说明如果锚点提供各向同性的信息给节点 2,3, 那么权重参数 $\mu_i^{j,k}$ 可以写成 $\theta_1 = \angle\{\mathbf{u}_{1,2}, \mathbf{u}_{2,3}\}$ 和 $\theta_2 = \angle\{\mathbf{u}_{1,3}, \mathbf{u}_{2,3}\}$ 的函数。

Corollary 3. 如果 $\mathbf{K}_{i,i} = \xi_i \mathbf{I}$ 对于 $i = 2, 3$ 成立, 则场景 B 中节点 1 的 EFIM 为

$$\mathbf{J}_e = \mathbf{K}_{1,1} + \frac{\xi_2}{\xi_2 + \lambda_{1,2}} \mathbf{J}_r(\mathbf{v}_{1,2}) + \frac{\xi_3}{\xi_3 + \lambda_{1,3}} \mathbf{J}_r(\mathbf{v}_{1,3}) + \delta \mathbf{J}_r(\mu_2^{1,3} \mathbf{v}_{1,2} + \mu_3^{1,2} \mathbf{v}_{1,3})$$

其中

$$\begin{aligned} \mu_2^{1,3} &= \frac{\sqrt{\lambda_{1,2} \lambda_{2,3}} \cos \theta_1}{\xi_2 + \lambda_{1,2}} \\ \mu_3^{1,2} &= \frac{\sqrt{\lambda_{1,3} \lambda_{2,3}} \cos \theta_2}{\xi_3 + \lambda_{1,3}} \\ \mu_2^{3,3} &= \frac{\lambda_{2,3}}{\xi_2} \left(1 - \frac{\lambda_{1,2} \cos^2(\theta_2)}{\xi_2 + \lambda_{1,2}}\right) \\ \mu_3^{2,2} &= \frac{\lambda_{2,3}}{\xi_3} \left(1 - \frac{\lambda_{1,3} \cos^2(\theta_2)}{\xi_3 + \lambda_{1,3}}\right) \end{aligned}$$

Remark 4. 这个结果说明了如果 (i) 节点 2 和 3 来自锚点或先验的信息是各向同性的 (ii) $\mathbf{u}_{1,2} \perp \mathbf{u}_{2,3}$ 或者 $\mathbf{u}_{1,3} \perp \mathbf{u}_{2,3}$, 那么节点 1 通过写作获得的信息是分别来自节点 2 的测距信息的加权和。

4 空时信息耦合

在本节中, 我们推导出了场景 C 和 D 下节点 1 在时间步 2 时的 EFIM, 并且描述了场景 D 中由于空时协作产生的信息耦合。

Proposition 3. 场景 C 中节点 1 的 EFIM 是

$$\mathbf{J}_e = \mathbf{K}_{1,1}^{(2)} + \frac{\lambda_{1,1}^{(1)}}{1 + \lambda_{1,1}^{(1)} \mathbf{u}_{1,1}^T (\mathbf{K}_{1,1}^{(1)})^{-1} \mathbf{u}_{1,1}} \mathbf{J}_r(\mathbf{u}_{1,1})$$

此外 $\mathbf{J}_e \preceq \mathbf{K}_{1,1}^{(2)} + \mathbf{J}_r(\mathbf{t})$.

Remark 5. 与场景 A 类似, 场景 C 中时间步为 2 时节点 1 的 EFIM 是从锚点获取的信息和与节点 1 在时间步为 1 时的协作信息之和。协作在节点 1 在两个时刻位置连线的方向上增加了信息, 而节点 1 可以有效利用的 SII 随 $SII \lambda_{1,1}^{(1)}$ 的增加而增大而随节点 1 在时间步 1 的位置不确定性 (即方向 $\mathbf{u}_{1,1}^T (\mathbf{K}_{1,1}^{(1)})^{-1} \mathbf{u}_{1,1}$) 的增大而减小。此外, 有效的 SII 总是小于等于 SII , 当锚点给时间步 1 时的节点提供无穷大的信息时取等号, 当不提供任何信息时取 0。

Proposition 4. 场景 D 中节点 1 在时间步 2 时的 EFIM 是

$$\begin{aligned} \mathbf{J}_e &= \mathbf{K}_{1,1}^{(2)} + [1 - \mathbf{v}_{1,2}^T (\mathbf{K}_{2,2}^{(2)} + \mathbf{H}_{1,2})^{-1} \mathbf{v}_{1,2}] \mathbf{J}_r(\mathbf{v}_{1,2}) \\ &\quad + [1 - \mathbf{t}_1^T (\mathbf{K}_{1,1}^{(1)} + \mathbf{H}_{1,1})^{-1} \mathbf{t}_1] \mathbf{J}_r(\mathbf{t}_1) \\ &\quad + \delta \mathbf{J}_r(\nu_2 \mathbf{v}_{1,2} + \nu_1 \mathbf{t}_1) \end{aligned} \quad (6)$$

此外 $\mathbf{J}_e \preceq \mathbf{K}_{1,1}^{(2)} + \mathbf{J}_r(\mathbf{v}_{1,2}) + \mathbf{J}_r(\mathbf{t}_1)$

Remark 6. 和场景 B 类似, 命题 4 说明了在场景 D 中, 时间步 2 时节点 1 的 EFIM 是 4 项的和。第一项对应着从锚点获得的信息, 其余的项对应着通过协作获得的信息。第二和第三项分别是节点 2 在时间步 2 和节点 1 进行空间协作以及和自身在时间步 1 的时间协作获得的信息。而最后一项对应着耦合项。最后一项是一个秩一阵, 有一个非负的特征值为 $\delta \|\nu_2 \mathbf{v}_{1,2} + \nu_1 \mathbf{t}_1\|^2$, 对应的特征向量为 $\nu_2 \mathbf{v}_{1,2} + \nu_1 \mathbf{t}_1$ 。这个方向依赖于 RII, SII , 协作节点位置的不确定度以及节点在空间上的拓扑。特别的, 当 $\mathbf{t}_2^T (\mathbf{K}_{2,2}^{(1)})^{-1} \mathbf{w}_{1,2} = 0$ 时, 比如 $\mathbf{K}_{2,2}^{(1)} = \xi_{2,2}^{(1)} \mathbf{I}$ 且 $\mathbf{u}_{1,2}^{(1)} \perp \mathbf{u}_{2,2}^{(1)}$, 最后一项为 0。

5 数值结果

在本节中, 我们给出若干个含有信息耦合的 EFIM 的数值的例子。特别的, 我们将考察节点的网络拓扑如何影响信息耦合项。

信息耦合项是协作节点方向加权组合作外积得到的, 对于场景 B , 权系数是 $\sqrt{\delta} \mu_2^{1,3}$ 和 $\sqrt{\delta} \mu_3^{1,2}$, 对于场景 D 权系数是 $\sqrt{\delta} \nu_2$ 和 $\sqrt{\delta} \nu_1$, 图 2 和图 3 分别说明了这些系数对于角度 $\theta_1 = \angle\{\mathbf{u}_{1,2}, \mathbf{u}_{2,3}\}, \theta_2 = \angle\{\mathbf{u}_{1,3}, \mathbf{u}_{2,3}\}$ 或者 $\vartheta_1 = \angle\{\mathbf{u}_{1,1}, \mathbf{u}_{1,2}^{(1)}\}, \vartheta_2 = \angle\{\mathbf{u}_{2,2}, \mathbf{u}_{1,2}^{(2)}\}$ 的依赖关系。在数值结果里, 我们设 $\mathbf{K}_{2,2} = \mathbf{K}_{3,3} = \mathbf{K}_{2,2}^{(2)} = \mathbf{K}_{2,2}^{(1)} = \mathbf{K}_{1,1}^{(1)} = \mathbf{I}$, 所以的 RII 和 SII 都取 1, 并且 $\mathbf{u}_{1,1}^T \mathbf{u}_{1,2}^{(2)} = 0$ 。

在图 2 中, 我们可以看到 $\sqrt{\delta} \mu_2^{1,3}$ 和 $\sqrt{\delta} \mu_3^{1,2}$, 即 $\mathbf{v}_{1,2}$ 或 $\mathbf{v}_{1,3}$ 的权重, 当 $\mathbf{u}_{1,2}$ 和 $\mathbf{u}_{1,3}$ 正交于 $\mathbf{u}_{2,3}$ 时分别为 0。此外, 这两项在节点 1,2,3 共线时达到最大值。

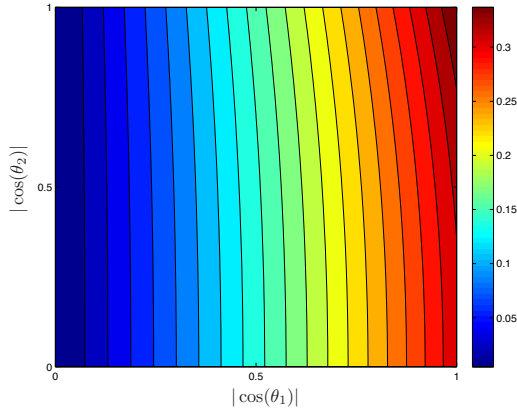
类似的, 在图 3 中, 我们可以看到 $\sqrt{\delta} \nu_2$ 和 $\sqrt{\delta} \nu_1$, 即耦合项中 $\mathbf{v}_{1,2}$ 或 \mathbf{t}_1 的系数, 当 $\mathbf{u}_{2,2}$ 正交于 $\mathbf{u}_{1,2}^{(2)}$ 且 $\mathbf{u}_{1,1}$ 正交于 $\mathbf{u}_{1,2}^{(1)}$ 时分别为 0。此外, 这两项当节点 2 在时间步 1 和 2 与节点 1 在时间步 2 共线或者节点 1 在时间步 1 和 2 与节点 2 在时间步 1 共线时为 0。

6 结论

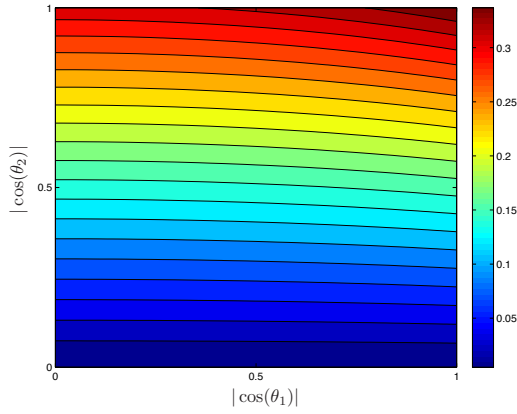
略

References

[1] 略

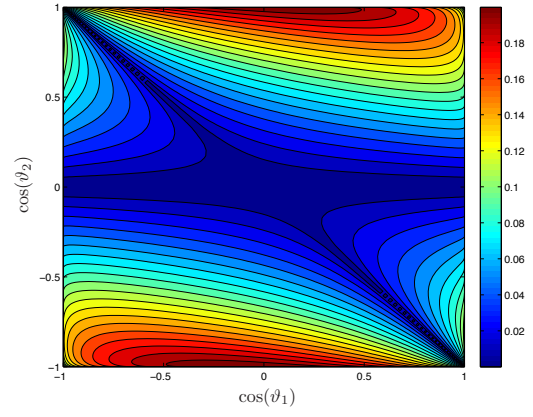


(a) Values of $\sqrt{\delta}|\mu_2^{1,3}|$.

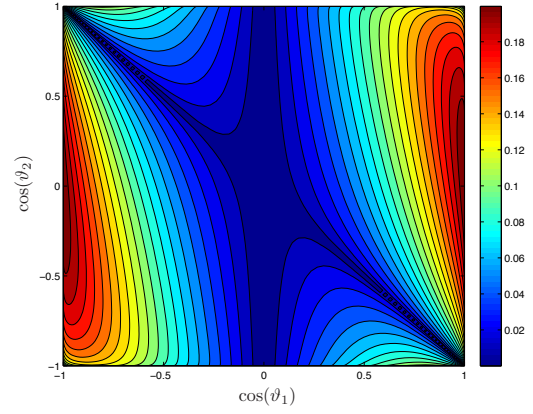


(b) Values of $\sqrt{\delta}|\mu_3^{1,2}|$.

Figure 2. $\sqrt{\delta}|\mu_2^{1,3}|$ and $\sqrt{\delta}|\mu_3^{1,2}|$ in (4) as a function of the cosines of angles $\theta_1 = \angle\{\mathbf{u}_{1,2}, \mathbf{u}_{2,3}\}$ and $\theta_2 = \angle\{\mathbf{u}_{1,3}, \mathbf{u}_{2,3}\}$.



(a) Values of $\sqrt{\delta}|\nu_2|$.



(b) Values of $\sqrt{\delta}|\nu_1|$.

Figure 3. $\sqrt{\delta}|\nu_2|$ and $\sqrt{\delta}|\nu_1|$ in (6) as a function of the cosines of angles $\theta_1 = \angle\{\mathbf{u}_{1,1}, \mathbf{u}_{1,2}^{(1)}\}$ and $\theta_2 = \angle\{\mathbf{u}_{2,2}, \mathbf{u}_{1,2}^{(2)}\}$.

REFERENCES

- [1] M. Z. Win, A. Conti, S. Mazuelas, Y. Shen, W. M. Gifford, D. Dardari, and M. Chiani, "Network localization and navigation via cooperation," *IEEE Commun. Mag.*, vol. 49, no. 5, pp. 56–62, May 2011.
- [2] J. J. Caffery and G. L. Stuber, "Overview of radiolocation in CDMA cellular systems," *IEEE Commun. Mag.*, vol. 36, no. 4, pp. 38–45, Apr. 1998.
- [3] K. Pahlavan, X. Li, and J.-P. Makela, "Indoor geolocation science and technology," *IEEE Commun. Mag.*, vol. 40, no. 2, pp. 112–118, Feb. 2002.
- [4] S. Gezici, Z. Tian, G. B. Giannakis, H. Kobayashi, A. F. Molisch, H. V. Poor, and Z. Sahinoglu, "Localization via ultra-wideband radios: a look at positioning aspects for future sensor networks," *IEEE Signal Process. Mag.*, vol. 22, no. 4, pp. 70–84, Jul. 2005.
- [5] R. Verdone, D. Dardari, G. Mazzini, and A. Conti, *Wireless Sensor and Actuator Networks: Technologies, Analysis and Design*. Elsevier, 2008.
- [6] S. Mazuelas, R. Lorenzo, A. Bahillo, P. Fernandez, J. Prieto, and E. Abril, "Topology assessment provided by weighted barycentric parameters in harsh environment wireless location systems," *IEEE Trans. Signal Process.*, vol. 58, no. 7, pp. 3842–3857, Jul. 2010.
- [7] Y. Shen and M. Z. Win, "Fundamental limits of wideband localization – Part I: A general framework," *IEEE Trans. Inf. Theory*, vol. 56, no. 10, pp. 4956–4980, Oct. 2010.
- [8] Y. Shen, S. Mazuelas, and M. Z. Win, "Cooperative network navigation: Fundamental limit and its geometrical interpretation," *IEEE J. Sel. Areas Commun.*, vol. 30, 2012, to appear.
- [9] Y. Shen, H. Wymeersch, and M. Z. Win, "Fundamental limits of wideband localization – Part II: Cooperative networks," *IEEE Trans. Inf. Theory*, vol. 56, no. 10, pp. 4981–5000, Oct. 2010.
- [10] H. Wymeersch, J. Lien, and M. Z. Win, "Cooperative localization in wireless networks," *Proc. IEEE*, vol. 97, no. 2, pp. 427–450, Feb. 2009.
- [11] U. A. Khan, S. Kar, and J. M. F. Moura, "DILAND: An algorithm for distributed sensor localization with noisy distance measurements," *IEEE Trans. Signal Process.*, vol. 46, no. 5, pp. 1386–1396, May 1998.
- [12] A. T. Ihler, J. W. Fisher III, R. L. Moses, and A. S. Willsky, "Nonparametric belief propagation for self-localization of sensor networks," *IEEE J. Sel. Areas Commun.*, vol. 23, no. 4, pp. 809–819, Apr. 2005.
- [13] S. Mazuelas, Y. Shen, and M. Z. Win, "Information coupling in cooperative localization," *IEEE Commun. Lett.*, vol. 15, no. 7, pp. 737–739, Jul. 2011.
- [14] M. J. Wainwright and M. I. Jordan, "Graphical models, exponential families, and variational inference," University of California, Berkeley, Tech. Rep. TR-649, Sep. 2003.
- [15] Y. Weiss and W. T. Freeman, "Correctness of belief propagation in gaussian graphical models of arbitrary topology," *Neural Computation*, vol. 13, no. 10, pp. 2173–2200, 2001.
- [16] H. L. Van Trees, *Detection, Estimation, and Modulation Theory*, 1st ed. New York, NY 10158-0012: John Wiley & Sons, Inc., 1968.
- [17] S. Mazuelas, Y. Shen, and M. Z. Win, "Network navigation: Information coupling," *IEEE Trans. Signal Process.*, to be submitted.

宽带定位的理论极限-第二部分：协作网络

沈渊, 清华大学电子工程系副教授

Abstract

第三篇论文的翻译, 原文的题目是 Fundamental Limits Of Wideband Localization-Part II: Cooperative Networks 由于原文较长, 翻译部分只针对原文关于 EFIM 的一阶上下界的部分。

对于每个移动节点, EFIM 的准确表达式非常复杂。但是我们可以找到每个节点 EFIM 的上下界, 从而获得对定位问题的洞见。

Proposition 1. 设 $\mathbf{J}_e^A(\mathbf{p}_k) = \mathbf{F}(\mu_k, \eta_k, \vartheta_k)$ 表示节

点 k 从锚点获得的定位信息, $\mathbf{C}_{kj} = \mathbf{F}(\nu_{kj}, 0, \phi_{kj})$ 表示该节点和节点 j 协作的测距信息 RI 。节点 k 的 EFIM $\mathbf{J}_e(\mathbf{p}_k)$ 满足如下不等式:

$$\mathbf{J}_e^L(\mathbf{p}_k) \preceq \mathbf{J}_e(\mathbf{p}_k) \preceq \mathbf{J}_e^U(\mathbf{p}_k)$$

其中

$$\mathbf{J}_e^L(\mathbf{p}_k) = \mathbf{J}_e^A(\mathbf{p}_k) + \sum_{j \in \mathcal{N}_a \setminus k} \xi_{kj}^L \mathbf{C}_{kj} \quad (1)$$

$$\mathbf{J}_e^U(\mathbf{p}_k) = \mathbf{J}_e^A(\mathbf{p}_k) + \sum_{j \in \mathcal{N}_a \setminus k} \xi_{kj}^U \mathbf{C}_{kj} \quad (2)$$

Proof. 不失一般性, 我们假设 $k=1$.

下界: 考虑 EFIM $\mathbf{J}_e^L(\mathbf{P})$ 为:

$$\mathbf{J}_e^L(\mathbf{P}) = \begin{bmatrix} \mathbf{J}_e^A(\mathbf{p}_1) + \sum_{j \in \mathcal{N}_a \setminus \{1\}} \mathbf{C}_{1,j} & -\mathbf{C}_{1,2} & \dots & -\mathbf{C}_{1,N_a} \\ -\mathbf{C}_{1,2} & \mathbf{J}_e^A(\mathbf{p}_2) + \mathbf{C}_{1,2} & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ -\mathbf{C}_{1,N_a} & 0 & \dots & \mathbf{J}_e^A(\mathbf{p}_{N_a}) + \mathbf{C}_{1,N_a} \end{bmatrix} \quad (3)$$

这个矩阵是令 $\mathbf{J}_e(\mathbf{P})$ 中所有的 $\mathbf{C}_{kj} = 0$, 对于 $1 \leq k, j \leq N_a$. 这个 EFIM 对应着节点 2 到 N_a 的协作完全被忽略。通过线性代数的指数可以证明 $\mathbf{J}_e^L(\mathbf{P}) \preceq \mathbf{J}_e^L(\mathbf{P})$, 这也可直观相符, 因为没有利用节点 2 到 N_a 的协作信息。利用 EFI 的方法, 我们可以得到节点 1 的 EFIM 是:

$$\begin{aligned} \mathbf{J}_e^L(\mathbf{p}_1) &= \mathbf{J}_e^A(\mathbf{p}_1) \\ &+ \sum_{j \in \mathcal{N}_a \setminus \{1\}} [\mathbf{C}_{1,j} - \mathbf{C}_{1,j}(\mathbf{J}_e^A(\mathbf{p}_j) + \mathbf{C}_{1,j})^{-1} \mathbf{C}_{1,j}] \end{aligned}$$

因为 $\mathbf{C}_{1,j} = \nu_{1,j} \mathbf{q}_{\phi_{1,j}} \mathbf{q}_{\phi_{1,j}}^T$, 其中 $\mathbf{q}_{\phi_{1,j}} \triangleq [\cos(\phi_{1,j}), \sin(\phi_{1,j})]^T$, 我们可以将 $\mathbf{J}_e^L(\mathbf{p}_1)$ 表示成:

$$\mathbf{J}_e^L(\mathbf{p}_1) = \mathbf{J}_e^A(\mathbf{p}_1) + \sum_{j \in \mathcal{N}_a \setminus \{1\}} \xi_{1,j}^L \mathbf{C}_{1,j} \quad (4)$$

其中 $\xi_{1,j}^L \triangleq 1 - \nu_{1,j} \mathbf{q}_{\phi_{1,j}}^T (\mathbf{J}_e^A(\mathbf{p}_j) + \mathbf{C}_{1,j})^{-1} \mathbf{q}_{\phi_{1,j}}$. 系数 $\xi_{1,j}^L$ 可以进一步化简为

$$\begin{aligned} \xi_{1,j}^L &= 1 - \nu_{1,j} \mathbf{q}_{\vartheta_j - \phi_{1,j}}^T \\ &\cdot (\text{diag}\{\mu_j, \eta_j\} + \nu_{1,j} \mathbf{q}_{\vartheta_j - \phi_{1,j}} \mathbf{q}_{\vartheta_j - \phi_{1,j}}^T)^{-1} \mathbf{q}_{\vartheta_j - \phi_{1,j}} \\ &= \frac{1}{1 + \nu_{1,j} \delta_j(\phi_{1,j})} \end{aligned} \quad (5)$$

其中

$$\delta_j(\phi_{1,j}) = \frac{1}{\mu_j} \cos^2(\vartheta - \phi_{1,j}) + \frac{1}{\eta_j} \sin^2(\vartheta - \phi_{1,j})$$

上界: 考虑 EFIM $\mathbf{J}_e^U(\mathbf{P})$ 为:

$$\mathbf{J}_e^U(\mathbf{P}) = \begin{bmatrix} \mathbf{J}_e^A(\mathbf{p}_1) + \sum_{j \in \mathcal{N}_a \setminus \{1\}} \mathbf{C}_{1,j} & -\mathbf{C}_{1,2} & \dots & -\mathbf{C}_{1,N_a} \\ -\mathbf{C}_{1,2} & \mathbf{J}_e^A(\mathbf{p}_2) + \mathbf{C}_{1,2} + \sum_{j \in \mathcal{N}_a \setminus \{1,2\}} 2\mathbf{C}_{1,j} & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ -\mathbf{C}_{1,N_a} & 0 & \dots & \mathbf{J}_e^A(\mathbf{p}_{N_a}) + \sum_{j \in \mathcal{N}_a \setminus \{1\}} \mathbf{C}_{1,j} 2\mathbf{C}_{1,N_a} \end{bmatrix} \quad (6)$$

这个矩阵可以通过把 $\mathbf{J}_e(\mathbf{P})$ 种对角元 \mathbf{C}_{kj} 扩大一倍同时让非对角元 $-\mathbf{C}_{kj} = 0$, 对 $1 \leq k, j \leq N_a$. 用线性代数的知识我们可以证明

$\mathbf{J}_e^U(\mathbf{P}) \succeq \mathbf{J}_e(\mathbf{P})$, 这也符合直观, 因为节点 2 到 N_a 之间有了更多的协作。利用 EFI 的方法, 我们

可以得到节点 1 的 EFIM 是:

$$\boldsymbol{J}_e^U(\boldsymbol{p}_1) = \boldsymbol{J}_e^A(\boldsymbol{p}_1) + \sum_{j \in \mathcal{N}_a \setminus \{1\}} \xi_{1,j}^U \boldsymbol{C}_{1,j}$$

其中

$$\xi_{1,j}^U = \frac{1}{1 + \nu_{1,j} \tilde{\delta}_j(\phi_{1,j})} \quad (7)$$

而

$$\tilde{\delta}_j(\phi_{1,j}) = \frac{1}{\tilde{\mu}_j} \cos^2(\tilde{\vartheta} - \phi_{1,j}) + \frac{1}{\tilde{\eta}_j} \sin^2(\tilde{\vartheta} - \phi_{1,j})$$

而 $\tilde{\mu}_j, \tilde{\eta}_j, \tilde{\vartheta}_j$ 满足:

$$\boldsymbol{F}(\tilde{\mu}_j, \tilde{\eta}_j, \tilde{\vartheta}_j) = \boldsymbol{J}_e^A(\boldsymbol{p}_j) + \sum_{k \in \mathcal{N}_a \setminus \{1,j\}} 2\boldsymbol{C}_{jk}$$

□

附录 B 公式的推导

B.1 建模过程的一些推导过程

B.1.1 定位问题中费舍尔信息矩阵一般结构推导

在非协作单节点定位中，测量量的联合概率分布由式 (2-1) 给出，费舍尔信息矩阵是费舍尔信息量的自然推广，在满足一定正则性的条件下，费舍尔信息矩阵可以写成：

$$I(\mathbf{p}) = -\mathbb{E}_{\mathbf{x}}(\nabla_{\mathbf{p}} \log f(\vec{x}|\mathbf{p}))^T (\nabla_{\mathbf{p}} \log f(\vec{x}|\mathbf{p})) \quad (\text{B-1})$$

其中 f 是随机向量 \vec{x} 的密度函数，利用上面的公式，首先对式 (2-1) 取对数并求梯度得：

$$\nabla_{\mathbf{p}} \ln f = - \sum_{i=1}^{N_b} \frac{\|\mathbf{p}_i^b - \mathbf{p}\| - x_i}{\sigma_i^2} \frac{\mathbf{p}_i^b - \mathbf{p}}{\|\mathbf{p}_i^b - \mathbf{p}\|} \quad (\text{B-2})$$

注意到 $\frac{\|\mathbf{p}_i^b - \mathbf{p}\| - x_i}{\sigma_i} \approx N(0, 1)$ ，所以按照费舍尔信息矩阵的定义可得到式 (2-3) 的结果。

B.2 研究成果的一些推导过程

B.2.1 两个未知节点协作最小误差界的一个充分条件

由式 (3-20)，SPEB 为其所有根的倒数和，因此具有如下形式

$$\frac{\sum \frac{1}{\lambda_i} + \epsilon \left(\frac{\cos^2(\theta)}{\lambda_1} \left(\sum_{i \neq 1} \frac{1}{\lambda_i} \right) + \frac{\sin^2(\theta)}{\lambda_2} \left(\sum_{i \neq 2} \frac{1}{\lambda_i} \right) + \frac{\cos^2(\phi)}{\lambda_3} \left(\sum_{i \neq 3} \frac{1}{\lambda_i} \right) + \frac{\sin^2(\phi)}{\lambda_4} \left(\sum_{i \neq 4} \frac{1}{\lambda_i} \right) \right)}{1 + \epsilon \left(\frac{\cos^2(\theta)}{\lambda_1} + \frac{\sin^2(\theta)}{\lambda_2} + \frac{\cos^2(\phi)}{\lambda_3} + \frac{\sin^2(\phi)}{\lambda_4} \right)} \quad (\text{B-3})$$

对固定的 ϕ , 我们证明 SPEB 关于 θ 是单调递减的。记 $k = \frac{\cos^2 \theta}{a_1} + \frac{\sin^2 \theta}{a_2}, u = (\frac{1}{a_3} + \frac{1}{a_4}), v = (\frac{1}{a_1} + \frac{1}{a_2})$. (B-3) 可以化为:

$$\text{SPEB} = u \frac{1 + (\frac{1}{a_1} + \frac{1}{a_2})/u + \epsilon(\frac{1}{a_1 a_2 u} + \frac{1}{a_3 a_4 u} + k + (\frac{\cos^2 \phi}{a_3} + \frac{\sin^2 \phi}{a_4})\frac{v}{u})}{1 + \epsilon(k + (\frac{\cos^2 \phi}{a_3} + \frac{\sin^2 \phi}{a_4}))} \quad (\text{B-4})$$

SPEB 可以写成关于 k 的反比例函数 $u \frac{A+k}{B+k}$ 的形式, 其中

$$A = (1 + (\frac{1}{a_1} + \frac{1}{a_2})/u)/\epsilon + \frac{1}{a_1 a_2 u} + \frac{1}{a_3 a_4 u} + (\frac{\cos^2 \phi}{a_3} + \frac{\sin^2 \phi}{a_4})\frac{v}{u}$$

$$B = 1/\epsilon + (\frac{\cos^2 \phi}{a_3} + \frac{\sin^2 \phi}{a_4})$$

如果能证明 $A \geq B$, 那么该反比例函数关于 k 是单调递减的。

$$A - B = (\frac{1}{a_1} + \frac{1}{a_2})/u\epsilon + \frac{1}{a_1 a_2 u} + \frac{1}{a_3 a_4 u} + (\frac{\cos^2 \phi}{a_3} + \frac{\sin^2 \phi}{a_4})(\frac{v}{u} - 1)$$

$$\geq \frac{1}{a_3 a_4 u} + (\frac{\cos^2 \phi}{a_3} + \frac{\sin^2 \phi}{a_4})(\frac{v}{u} - 1)$$

$$= \frac{1}{u}((\frac{1}{a_1} + \frac{1}{a_2})(\frac{\cos^2 \phi}{a_3} + \frac{\sin^2 \phi}{a_4}) - (\frac{\cos^2 \phi}{a_3^2} + \frac{\sin^2 \phi}{a_4^2}))$$

由假设: $\frac{1}{a_1} + \frac{1}{a_2} \geq \max\{\frac{1}{a_4}, \frac{1}{a_3}\}$ 所以 $A - B \geq 0$ 。下面再证明 k 关于 $\sin^2(\theta)$ 是单调递增的, 那么由复合函数的单调性的性质, 结论成立。

$$k = \frac{1}{a_1} + \sin^2 \theta (\frac{1}{a_2} - \frac{1}{a_1})$$

因为 $a_1 \geq a_2$ 所以在 $\sin^2(\theta) \in [0, 1]$ 的区间内结论成立。同理可证明条件 $\frac{1}{a_3} + \frac{1}{a_4} \geq \max\{\frac{1}{a_1}, \frac{1}{a_2}\}$ 是保证固定 θ 的情况下 SPEB 关于 $\phi \in [0, \frac{\pi}{2}]$ 是单调递减的。

B.2.2 单节点动态定位问题等效费舍尔信息矩阵推导

为简化符号, 记 $\mathbf{u} := \mathbf{u}_{12}$, 2 阶单位阵记为 \mathbf{I}_2 , 由等效费舍尔信息矩阵的定义, 有

$$K_1 = \lambda \mathbf{I}_2 + \mathbf{u} \mathbf{u}^T - \mathbf{u} \mathbf{u}^T K_2^{-1} \mathbf{u} \mathbf{u}^T = \lambda \mathbf{I}_2 + (1 - \mathbf{u}^T K_2^{-1} \mathbf{u}) \mathbf{u} \mathbf{u}^T \quad (\text{B-5})$$

因为 $\mathbf{u} \mathbf{u}^T = U \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 0 \end{pmatrix} U^{-1}$, 其中 U 是由 \mathbf{u} 的方向角确定的二维旋转矩阵, 所以 K_1 相似于 $\begin{pmatrix} \lambda + 1 - \mathbf{u}^T K_2^{-1} \mathbf{u} & 0 \\ 0 & \lambda \end{pmatrix}$ 而 $T_1 = \lambda + 1 - \mathbf{u}^T K_2^{-1} \mathbf{u}$ 下面化简 $1 - \mathbf{u}^T K_2^{-1} \mathbf{u}$ 注意到 $K_2 = \mathbf{u} \mathbf{u}^T + J_2$, J_2 是不考虑前 (i-1) 个时刻节点位置写出的等效费舍尔信息矩阵, 所以

$$1 - \mathbf{u}^T (\mathbf{u} \mathbf{u}^T + J_2)^{-1} \mathbf{u}$$

由式 (3-9) 可得

$$1 - \mathbf{u}^T (\mathbf{u} \mathbf{u}^T + J_2)^{-1} \mathbf{u} = (1 + \mathbf{u}^T J_2^{-1} \mathbf{u})^{-1} \quad (\text{B-6})$$

进一步设 $\mathbf{v} := \mathbf{u}_{23}$, 则 $J_2 = \lambda \mathbf{I}_2 + (1 - \mathbf{v}^T K_3^{-1} \mathbf{v}) \mathbf{v} \mathbf{v}^T = V \begin{pmatrix} \lambda + 1 - \mathbf{v}^T K_3^{-1} \mathbf{v} & 0 \\ 0 & \lambda \end{pmatrix} V^{-1}$ 设 $\mathbf{u} = (\cos \phi_1, \sin \phi_1)^T$, $\mathbf{v} = (\cos \phi_2, \sin \phi_2)^T$, 则

$$V^{-1} \mathbf{u} = \begin{pmatrix} \cos \phi_2 & \sin \phi_2 \\ -\sin \phi_2 & \cos \phi_2 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \cos \phi_1 \\ \sin \phi_1 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \cos(\phi_1 - \phi_2) \\ \sin(\phi_1 - \phi_2) \end{pmatrix} =: \mathbf{w}$$

所以

$$1 - \mathbf{u}^T (\mathbf{u} \mathbf{u}^T + J_2)^{-1} \mathbf{u} = (1 + \mathbf{w}^T \begin{pmatrix} \lambda + 1 - \mathbf{v}^T K_3^{-1} \mathbf{v} & 0 \\ 0 & \lambda \end{pmatrix}^{-1} \mathbf{w})^{-1} = \frac{1}{1 + \frac{\cos^2(\phi_1 - \phi_2)}{T_2} + \frac{\sin^2(\phi_1 - \phi_2)}{\lambda}}$$

递推可得一般形式。终止条件: 当计算到原费舍尔信息矩阵的右下角时 $T_{N_a-1} = \lambda$, 所以对 N_a 维矩阵, 协作方向有 $N_a - 1$, 而得到的有限连分式数列也恰有 $N_a - 1$

项。

B.2.3 定理4.5的证明

式 (4-13) 给出了式 (4-14) 右端是 $\mathbf{p}(t)$ 为直线的情形。由于对于任意的平面曲线和角度序列 $\{\theta_i\}, T_1(N_a)$ 是关于 N_a 的增函数且小于 $\lambda + 1$ ，因此式 (4-14) 左端的极限总是存在的。考虑由 $\mathbf{p}(t)$ 确定的角度序列 $\{\theta_i\}$ 以如下的方式趋近于直线对应的直线序列：

$$\{\theta_1, \theta_2, \theta_3, \dots\} \rightarrow \{0, \theta_2, \theta_3, \dots\} \rightarrow \{0, 0, \theta_3, \dots\} \rightarrow \dots$$

记将前 n 个角度置零后由式 (4-11) 确定的连分式为 K_n ，我们首先给出：

$$\lim_{n \rightarrow \infty} K_n = \frac{\lambda + \sqrt{4\lambda + \lambda^2}}{2} \quad (\text{B-7})$$

为证式 (B-7)，记角度序列 $\{0, 0, \dots, \theta_{n+1}, \dots\}$ 去掉前 r 项后对应的连分式为 K_n^r

$$|K_n - M^*| = \frac{|\frac{1}{M^*} - \frac{1}{K_n^2}|}{(1 + \frac{1}{M^*})(1 + \frac{1}{K_n^2})} \leq |\frac{1}{M^*} - \frac{1}{K_n^2}|$$

$$|\frac{1}{M^*} - \frac{1}{K_n^2}| = \frac{|\frac{1}{M^*} - \frac{1}{K_n^3}|}{K_n^2(M^* + 1)(1 + \frac{1}{K_n^3})} = \frac{|\frac{1}{M^*} - \frac{1}{K_n^3}|}{(M^* + 1)(\lambda + 1 + \frac{1}{K_n^3+1})} \leq \frac{|\frac{1}{M^*} - \frac{1}{K_n^3}|}{(\lambda + 1)^2}$$

当 $r < n$ 时，

$$|\frac{1}{M^*} - \frac{1}{K_n^r}| \leq \frac{|\frac{1}{M^*} - \frac{1}{K_n^{r+1}}|}{(\lambda + 1)^2}$$

因此：

$$|K_n - M^*| \leq \frac{|\frac{1}{M^*} - \frac{1}{K_n^n}|}{(\lambda + 1)^{2(n-2)}}$$

故式 (B-7) 成立。补充 $K_0 = \lim_{\Delta t \rightarrow 0} T_1(N_a)$ 这样式 (4-14) 即等价于

$$\sum_{i=1}^{\infty} (K_{i-1} - K_i) = 0 \quad (\text{B-8})$$

先考虑 $K_0 - K_1$ ，二者的差别是 θ_1 是否为 0，

$$K_0 - K_1 = \frac{1}{1 + \frac{1}{K_1^1}} - \frac{1}{1 + \frac{1}{K_1^1} + \sin^2 \theta_1 (\frac{1}{\lambda} - \frac{1}{K_1^1})} \leq \sin^2 \theta_1 (\frac{1}{\lambda} - \frac{1}{K_1^1})$$

类似式 (B-7) 的推导:

$$K_r - K_{r+1} \leq \sin^2 \theta_{r+1} (\frac{1}{\lambda} - \frac{1}{K_{r+1}^{r+1}}) \frac{1}{(\lambda + 1)^{2r}}$$

由条件 $\mathbf{p}'(t)$ 存在且连续可得切向量是连续变化的，由微分中值定理在闭区间内存在常数 c 使得角度变化量 $\theta_i \leq c\Delta t$ 由正弦函数的单调性推出:

$$K_r - K_{r+1} \leq \sin^2(c\Delta t) \frac{1}{\lambda} \frac{1}{(\lambda + 1)^{2r}}$$

因此

$$0 \leq \sum_{i=1}^{N_a} (K_{i-1} - K_i) \leq \sin^2(c\Delta t) \frac{1}{\lambda} \sum_{i=1}^{\infty} \frac{1}{(\lambda + 1)^{2i}} \quad (\text{B-9})$$

无穷级数 $\sum_{i=1}^{\infty} \frac{1}{(\lambda+1)^{2i}}$ 收敛，所以当 $\Delta t \rightarrow 0$ 时 $N_a \rightarrow \infty$ ，式 (B-8) 成立。

B.2.4 单节点动态定位问题等效费舍尔信息衰减上下界

考虑在原有基础上增加一层节点，即利用上距离时间中点前后更远的两个时刻的位置，由对称性我们只需考虑单边，于是协作层数由原来的 $N_a - 1$ 变为 N_a ，等效费舍尔信息矩阵较大的特征值分别记为 T_1, T'_1 ，为便于比较，我们在 T_1 中引入虚拟节点将其层数也拓展为 N_a ，它只有锚点的定位信息，这样它们的区别

是连分式的末端 $T_{N_a} = \lambda, T'_{N_a} = \lambda + \frac{1}{1+1/\lambda}$ 对 $|T_1 - T'_1|$ 从外向里通分得:

$$|T_1 - T'_1| = \frac{\cos^2 \theta_1 |\frac{1}{T_2} - \frac{1}{T'_2}|}{(1 + \frac{\sin^2 \theta_1}{\lambda} + \frac{\cos^2 \theta_1}{T_2})(1 + \frac{\sin^2 \theta_1}{\lambda} + \frac{\cos^2 \theta_1}{T'_2})} \leq |\frac{1}{T_2} - \frac{1}{T'_2}|$$

继续放缩 $|\frac{1}{T_2} - \frac{1}{T'_2}|$ 有:

$$|\frac{1}{T_2} - \frac{1}{T'_2}| = \frac{\cos^2 \theta_2 |\frac{1}{T_3} - \frac{1}{T'_3}|}{(1 + \lambda(1 + \frac{\sin^2 \theta_2}{\lambda} + \frac{\cos^2 \theta_2}{T_3}))(1 + \lambda(1 + \frac{\sin^2 \theta_2}{\lambda} + \frac{\cos^2 \theta_2}{T'_3}))} \leq |\frac{1}{T_3} - \frac{1}{T'_3}| \frac{1}{(1 + \lambda)^2}$$

逐次递推得

$$|T_1 - T'_1| \leq \frac{1}{(1 + \lambda)^{2(N_a-2)}} |\frac{1}{T_{N_a}} - \frac{1}{T'_{N_a}}|$$

而:

$$|\frac{1}{T_{N_a}} - \frac{1}{T'_{N_a}}| = \frac{1}{\lambda^2 + 2\lambda}$$

另一方面, 因为 $T_2, T'_2 \geq \lambda$

$$|T_1 - T'_1| \geq \frac{\cos^2 \Delta \theta |\frac{1}{T_2} - \frac{1}{T'_2}|}{(1 + 1/\lambda)^2}$$

$$|\frac{1}{T_2} - \frac{1}{T'_2}| \geq \frac{\cos^2 \Delta \theta |\frac{1}{T_3} - \frac{1}{T'_3}|}{(2 + \lambda)^2}$$

逐次递推得下界。

B.2.5 推论4.1的证明

由定理4.6的结论:

$$T_{N_a} = \sum_{k=1}^{N_a-1} \Delta_+ T_k$$

因此当 $N_a \geq 2$ 时

$$|T_{N_a} - T_\infty| = \sum_{k=N_a}^{\infty} \Delta_+ T_k \leq \frac{1}{\lambda^2 + 2\lambda} \sum_{k=N_a}^{\infty} \frac{1}{(\lambda + 1)^{2(k-2)}} = \frac{1}{(\lambda^2 + 2\lambda)^2} \frac{1}{(\lambda + 1)^{2(N_a-3)}}$$

取 $q = (\lambda + 1)^2$, 其余常数为 C 即可。

B.2.6 单节点非均一测距误差等效费舍尔信息矩阵推导

类似式 (B-5) 有:

$$K_1 = \mathbf{I} + (\lambda_1 - \lambda_1^2 \mathbf{u}^T K_2^{-1} \mathbf{u}) \mathbf{u} \mathbf{u}^T$$

而

$$T_1 = 1 + \lambda_1 - \lambda_1^2 \mathbf{u}^T K_2^{-1} \mathbf{u} = 1 + (\lambda_1^{-1} + \mathbf{u}^T \mathbf{J}_2^{-1} \mathbf{u})^{-1}$$

对 $\mathbf{J}_2 = \mathbf{I}_2 + (\lambda_2 - \lambda_2^2 \mathbf{v}^T K_3^{-1} \mathbf{v}) \mathbf{v} \mathbf{v}^T$ 提取关于 \mathbf{v} 的旋转矩阵即得到式 (4-15)。另外从式 (4-15) 出发, 设 $\theta'_1 \leq \theta_1$, 作差:

$$\text{denominator } (T_1(\theta'_1) - T_1(\theta_1)) = (\cos^2 \theta'_1 - \cos^2 \theta_1) \left(1 - \frac{1}{T_2}\right) \geq 0$$

即角度 θ_1 越小 T_1 越大, 同理 θ_i 越小 T_i 越大, 而由连分式的表达式可以看出 T_1 关于 T_2 递增, 连分式本身具有自相似性, 因此诸 θ_i 减小可以增大信息量 T_1 。

B.2.7 引理 4.3的推导

设式 (4-16) 左边为 B , $A = \lambda + \frac{3}{2}$, 那么由 Woodbury 矩阵求逆公式有

$$(A + \frac{1}{\lambda + 3/2 - \frac{3/2}{\lambda + 3/2}})^{-1} = A^{-1} - A^{-1}BA^{-1}$$

整理得:

$$B = A - \frac{A^2}{A + \frac{1}{\lambda + 3/2 - \frac{3/2}{\lambda + 3/2}}}$$

通分化简得证。

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 | <div>指导教师签字：_____</div> <div>考核组组长签字：_____</div> <div>年 月 日</div> | | | | |
| 中期考核意见 | <div>考核组组长签字：_____</div> <div>年 月 日</div> | | | | |

| | |
|--------|--|
| 指导教师评语 | <div>指导教师签字：_____</div> <div>年 月 日</div> |
| 评阅教师评语 | <div>评阅教师签字：_____</div> <div>年 月 日</div> |
| 答辩小组评语 | <div>答辩小组组长签字：_____</div> <div>年 月 日</div> |

总成绩：_____

教学负责人签字：_____

年 月 日