将 ICD-10 发病率和多维贫困建模为空间网络：来自泰国的证据

PratanaKukieattikool KittiyaKu-kiattikun Anukool Noymai Navaporn Surasvadi JantakarnMakma PubodinPornratchpum WatcharakonNoothong ChainarongAmornbunchornvej*

[1]国家科学技术发展局，帕凤裕庭路 111 号，Khlong Nueng，巴吞他尼，12120，泰国

arXiv:2601.02848v1 [cs.SI] 6 Jan 2026

摘要

泰国的健康与贫困呈现出显著的地理结构特征，但人们对二者作为相互关联的区域系统运作的程度仍缺乏充分了解。本研究将 ICD–10 章级发病率和多维贫困视为嵌入空间交互网络中的结果变量进行分析。我们将泰国的 76 个府视为固定度数区域图中的节点，运用空间计量经济学和社会网络分析工具——包括莫兰指数、局部空间关联指标（LISA）和空间杜宾模型（SDM）——评估空间依赖和跨省溢出效应。

我们的研究发现，多个 ICD–10 章节均存在显著的空间聚类，持续出现的高—高发病率区域尤为突出，尤其是消化系统疾病、呼吸系统疾病、肌肉骨骼疾病及症状类疾病，这些区域形成了界限分明的地域带。空间杜宾模型估计值表明，邻近省份的溢出效应往往超过当地贫困的影响，对生活条件、医疗可及性、可及性及贫困家庭指标而言尤其如此。这些模式与社会网络理论中已确立的传染效应和情境影响过程相一致。

本研究将发病率与贫困视为相互依存的空间网络属性，为有关结构扩散、健康不平等和区域脆弱性的不断增长的研究文献作出了贡献。研究结果凸显了跨省界协调实施政策干预的重要性，并表明基于网络的建模能够揭示健康与贫困的空间动态。

关键词： ICD-10 章节，空间分析，贫困

1 引言

消化系统疾病（ICD-10第XI章）在泰国门诊发病率中占有相当大的比重。其分布受卫生设施、食品和水质以及医疗服务可及性等结构性决定因素的影响，而这些因素都反映了长期存在的区域社会经济不平等。近期关于泰国空间不平等与贫困的研究表明，贫困往往形成区域集群，并通过空间依赖扩散，而非以孤立的零散区域出现 [9, 22, 25]。这促使我们不再仅将 ICD-10 发病率视为各省特有的结果变量，而将其视为**嵌入区域社会经济系统的空间现象**。

本文考察了泰国全部76个府的ICD-10章节级发病率的空间结构及其与多维贫困的关系。我们主要以消化系统疾病（标记为C2）为贯穿示例，并使用若干其他章节（如肿瘤、循环系统疾病和呼吸系统疾病）来说明，C2所呈现的模式并非特例。贫困通过官方的泰国人民地图与分析平台（TPMAP）进行测量，该平台将剥夺分解为多个维度（收入、生活条件、健康、教育、可及性和贫困家庭数量）。

我们的目标有三个：

- 检验 ICD-10 发病率比是否在省级层面呈现具有统计显著性的空间聚类 al 层面。

*通讯作者，电子邮箱：chainarong.amo@nectec.or.th

除非另有说明，本作品采用 CC BY-SA 4.0 许可协议共享

- 评估多维贫困指标与这些发病率的空间模式之间的契合程度。
- 采用空间杜宾模型（SDM）量化空间溢出效应——即某一省的贫困与其邻近地区的 ICD-10 发病率之间的关联程度。

我们构建了覆盖各府的 7近邻（KNN-7）空间权重矩阵，计算 ICD-10 章节的全局莫兰指数和局部空间关联指标（LISA），并估计空间杜宾模型，其中本地及邻近地区滞后的 TPMAP 指标用于解释各章节特定的发病率比。结果显示，C2 及其他若干章节存在显著的空间聚类，泰国东北部出现突出的高—高聚类，邻近地区贫困也产生了显著的溢出效应。这些发现进一步印证了一项政策主张：泰国的 ICD-10 发病率是区域性现象，而非纯粹的省级现象；有效的干预措施需要省际协调。

2 相关研究

2.1 社会经济劣势：空间发病率模式的共同驱动因素

许多 ICD–10 章节中的健康结局——例如消化系统疾病、呼吸系统疾病、泌尿生殖系统疾病和损伤相关疾病——都受到共同结构性决定因素的影响，而这些因素对社会经济处境不利地区的影响尤为严重 [11, 19]。消化系统疾病是这一机制的明显例证：腹泻性疾病、肠道感染、寄生虫病以及多种胃肠道癌症， disproportionately 影响暴露于卫生设施不足、不安全饮用水、住房拥挤和营养不良环境中的人群 [5, 20, 21, 27]。这些状况本身又受到结构性贫困以及基础设施方面公共投资不足的驱动，尤其是在低收入和中等收入国家[2, 7, 27]。因此，消化系统疾病负担往往在地理上集中于处境不利的社区，形成可识别的热点区域，在这些地区，健康状况不佳与贫困会随着时间推移相互强化 [27]。这些模式与更广泛的证据高度一致，即恶劣的生活条件和基础设施缺陷会增加低收入或服务不足地区的发病率风险 [13, 28]。

其他高负担的 ICD–10 章节中也存在类似的结构性机制。呼吸系统疾病受到家庭空气质量、环境暴露和拥挤状况的影响；泌尿生殖系统疾病则源于水污染和卫生设施缺陷；而伤害或中毒模式反映了职业结构以及获得急救服务的可及性。这些类别与消化系统疾病一样，在社会经济劣势与环境脆弱性相互重叠的地区，往往会形成地理聚集 [16, 26]。简言之，各类剥夺共同塑造了发病率的分布，这与泰国不平等的区域视角相一致 [11, 19]。

多维贫困进一步加剧了这些风险。仅凭收入无法解释脆弱性[4]；相反，在教育、生活水平、医疗可及性、交通和物理可及性方面遭受的剥夺，共同限制了个人受环境危害影响的程度、流动性，以及寻求或持续获得医疗护理的能力。这与泰国不平等的区域与网络视角相呼应：职业收入、家庭脆弱性和空间依赖等复杂结构会造成持续的区域差距，而基尼系数等简单的综合指数无法捕捉这些差距 [9, 25]。

这些结构性和多维决定因素为解读本研究在多个 ICD–10 章节中观察到的空间聚类提供了基础——涉及的不仅是消化系统疾病，还包括一系列与社会经济劣势共同变化的疾病。

2.2 空间流行病学与健康结局的聚类

空间流行病学提供了一系列工具，用于量化和可视化健康结局在空间上的聚集情况。全局莫兰指数 [17] 用于衡量总体空间自相关——即高值（或低值）是否倾向于邻近其他高值（或低值）——而局部空间关联指标（LISA） [6]则用于识别特定的高-高、低-低及离群配置。这些方法已被广泛用于**检测传染病和慢性病的热点区域**，并将其与潜在的社会经济条件和环境条件联系起来 [10]。

例如，针对拉丁美洲肠道传染病的空间分析记录到显著的正莫兰指数统计量，以及由 LISA 识别出的高-高聚类；这些聚类与面临水资源短缺、受教育程度较低且低出生体重儿比例较高的地区相重叠 [14]。将类似方法应用于全国 COVID-19 数据后发现，高死亡率市镇往往被其他高死亡率、高贫困市镇所环绕，这表明死亡风险

除非另有说明，本作品依据 CC BY-SA 4.0 许可共享

并非随机分布，而是沿着社会经济梯度呈现结构性分布 [8]。胃肠道癌症研究显示，上消化道癌症死亡率可能聚集在最贫困的城市社区，而下消化道癌症在富裕地区更为常见，这表明**不同的消化系统疾病会受到不同贫困相关暴露的影响** [24]。

2.3 空间依赖、溢出效应与贫困陷阱

健康与贫困文献中反复出现的一个发现是，剥夺和疾病结局都呈现空间依赖：贫困或高风险地区往往与其他贫困或高风险地区相邻 [24]„ 跨越行政边界形成“贫困带”或“健康带”。与此同时，某个焦点单元的结果变量往往不仅取决于自身特征，也取决于其邻近地区的特征。空间计量经济模型——尤其是空间杜宾模型（SDM） [12] 和空间滞后模型——正是为捕捉这类**溢出效应**而开发的。

实证研究发现了“贫困陷阱”：长期陷入代际贫困的县或区集群，即使在控制个体人口统计因素后，慢性肝病和肝癌死亡率仍显著偏高 [15]。这些地区呈现出明显的空间聚集和跨代延续的结构性劣势，这意味着**地理位置本身会成为健康的决定因素**。在此类情形下，空间杜宾模型的估计结果通常显示，邻近地区的贫困指标是当地健康结局的重要预测因素；这凸显了将各地区视为相互关联的空间网络组成部分、而非孤立实体的重要性。

2.4 泰国和东南亚的空间贫困与健康

在泰国，越来越多的研究记录了社会经济状况、不平等和贫困的空间聚类现象。研究人员利用基于卫星的数据和行政数据，通过空间统计学和计量经济学识别**区域不平等结构和贫困带** [22, 23]。这些研究发现，收入分配、贫困发生率和数字接入等社会经济变量并非均匀分布，而是呈现出连贯的区域模式，其中东北部地区始终是贫困程度最高的地区。

泰国及其邻国的健康研究也开始采用类似的空间视角。合并流行病分析表明，寄生性肝吸虫感染与钩端螺旋体病在泰国东北部共同出现并形成聚集，该地区的贫困程度和农业职业风险最高，这表明**贫困与多种健康风险之间存在协同作用** [3]。这些发现进一步说明，泰国的健康结局离不开其空间和社会经济背景。

尽管取得了这些进展，现有文献仍存在空白：**目前尚无全国性研究系统分析省级层面上与多维贫困相关联的 ICD-10 发病章节空间过程**。现有泰国研究要么聚焦于特定地区的特定疾病，要么研究空间贫困，却未将其明确关联到全面的健康分类系统。本研究将 ICD-10章节层面的比率与 TPMAP 多维贫困指标相结合，并应用空间计量经济模型量化本地效应和邻近地区驱动的效应，以弥补这一空白。

3 数据

3.1 ICD-10 发病率

我们使用来自 A-MED Care 项目的公开数据[1]，，这些数据于2025年10月收集。该数据集包含 18,060,981 笔医疗服务交易，其中 11,571,595 条记录来自前往药店的患者，6,489,386 条记录来自在护理中心接受照护的患者。

我们使用泰国全部76府按《国际疾病和相关健康问题统计分类第十版》（ICD-10）分类的汇总门诊发病率数据。对于每个府和每个ICD-10章节，我们计算以下比率：

$$ICD10_{ratio}(c_j, i) = \frac{c_j}{m_i}. \tag{1}$$

[1]https://dashboard-amed-care.hii.in.th/

除非另有说明，本作品依据 CC BY-SA 4.0 许可协议共享

其中， c_j 是 i 府中 Cj 章节的病例数， m_i 是 i府中所有ICD-10病例的总数。

实证分析主要聚焦于消化系统疾病（在我们的符号表示中为 C2），但我们也计算了其他几个章节（例如肿瘤、循环系统疾病、呼吸系统疾病）的比率，以考察观察到的模式是否适用于 C2 以外的疾病。

3.2 多维贫困指标（TPMAP）

省级贫困指标取自泰国人民地图与分析平台（TPMAP）[2]，，该平台提供对家庭匮乏状况的多维评估。相关调查数据于2025年收集，并用于计算多维贫困指数（MPI） [1]，这是联合国采用的主要贫困衡量指标。在本研究中，我们纳入了泰国除曼谷以外全部76个府的数据。本研究使用的具体 TPMAP 指标如下：

表1：TPMAP贫困指标说明

变量	描述
pov.rate	总体贫困率。
CNT	贫困家庭数量。
生活	生活条件剥夺（例如住房质量、水和卫生设施）。
健康	健康相关方面的剥夺（医疗服务的获取，健康状况）。
教育	教育方面的剥夺（受教育程度、就学）。
收入	收入剥夺。
可及性	物理可及性方面的剥夺（交通、距离服务设施的远近-设施）。

这些指标反映了近期泰国空间贫困研究中的多维贫困结构 [4,9]。

所有 ICD-10 和 TPMAP 变量均统一到省级，并在适当情况下进行标准化，以便于模型估计和比较。

4 方法

4.1 空间权重矩阵

我们将泰国各府表示为空间网络中的节点，并构建 7近邻（7NN）空间权重矩阵 W。对于每个府，将地理位置最近的七个府（根据质心确定）视为邻居并赋予正权重，再进行行标准化，使每行之和为 1。选择 7NN 基于以下两点考虑：

1. **均衡的邻域结构** ——泰国各府在形状和接壤邻居数量上差异显著。纯粹基于邻接关系的矩阵（例如皇后邻接）可能导致部分府的邻居数量很少，从而造成局部统计量不稳定和权重异质性。K近邻可确保每个府拥有相同数量的邻居，从而提高空间效应的可比性并稳定估计。

2. **与以往泰国空间研究保持一致**——以往对泰国贫困和不平等的空间分析已成功采用 K近邻类型或类似的稠密空间结构来捕捉区域依赖 [9]。在本研究中， $K = 7$ 在捕捉局部交互作用与避免联系过于广泛之间实现了合理的折中。

对 K 的其他取值或邻接定义的敏感性将在局限性部分讨论。

[2]www.tpmap.in.th

除非另有说明，本作品采用 CC BY-SA 4.0 许可协议共享

4.2 探索性空间分析

我们评估 ICD–10 发病率是否在泰国的省级交互网络中呈现空间结构。每个省被视为一个节点，而空间权重矩阵 W 定义了其边。我们使用网络自相关的全局和局部测度考察空间依赖。

4.2.1 全局莫兰指数与置换检验

对于每个 ICD–10 章节比率 $y = ICD10_{ratio}$，我们计算全局莫兰指数：

$$I = \frac{n}{S_0} \frac{\sum_i \sum_{j \in \mathcal{N}_i} w_{ij}(y_i - \bar{y})(y_j - \bar{y})}{\sum_i (y_i - \bar{y})^2}, \tag{2}$$

其中， n 为省的数量， y_i 为省份 i的 ICD–10 章节比率， $\mathcal{N}_i$ 为 i的邻接省份集合， w_{ij}为行标准化权重， $\bar{y}$为全局均值， $S_0 = \sum_i \sum_j w_{ij}$为所有权重之和。请注意，由于我们使用 $7NN$ $\forall j \in \mathcal{N}_i$, $w_{ij} = 1/7$，否则，对于任何非 i的邻接省份 k， $w_{ik} = 0$。显著为正的 I 表明，发病率高（或低）的省份与数值相近的邻接省份相连，这意味着存在网络自相关。

为评估显著性，我们使用 $nsim$次随机置换进行蒙特卡洛置换检验。对于每次模拟 k:

1. 对发病率向量进行置换以获得 $y^{(k)}$, 2. 使用相同的 W 计算 $I^{(k)}$,
3. 构建经验参考分布 $\{I^{(1)}, I^{(2)}, \ldots, I^{(nsim)}\}$。

伪 p 值为：

$$p = \frac{1 + \sum_{k=1}^{nsim} \mathbf{1}\big(I^{(k)} \geq I_{\text{obs}}\big)}{1 + nsim}. \tag{3}$$

其中， $\mathbf{1}(b) = 1$ 是一个布尔值：若 b 为真则取值为真，否则为零。置换检验在固定网络结构 W 的同时随机打乱节点属性，从而对空间聚类进行非参数检验。

4.2.2 局部莫兰指数（LISA）

T为确定空间依赖发生的位置，我们计算每个省的局部莫兰指数：

$$I_i = \frac{(y_i - \bar{y})}{m_2} \sum_j w_{ij}(y_j - \bar{y}), \tag{4}$$

其中

$$m_2 = \frac{1}{n} \sum_i (y_i - \bar{y})^2. \tag{5}$$

I_i 用于衡量高（或低）发病率的节点是否被与均值偏差相似的邻居所环绕。

显著性仍通过 $nsim$ 置换进行评估：1. 固定节点 i ，同时对邻居值进行置换；2. 计算每次置换的 $I_i^{(k)}$ ；3. 将 I_i 与经验分布 $\{I_i^{(1)}, \ldots, I_i^{(nsim)}\}$进行比较，以获得伪 p 值。随后将每个节点分类为：

- **高-高（HH）**：发病率高，且邻居的发病率也高,
- **低-低（LL）**：发病率低，且邻居的发病率也低,
- **高-低（HL）**：空间异常值，发病率高，但邻居的发病率低,
- **低-高（LH）**：空间异常值，发病率低，但邻居的发病率高。

HH 型府需满足以下条件：1）该府的 I_i 显著高于其他府（由伪 p 值确定）；2）该府及其邻近地区的 z 得分必须大于 0。

$$z_i = \frac{(y_i - \bar{y})}{s_y} \tag{6}$$

除非另有说明，本作品采用 CC BY-SA 4.0 许可协议共享

$$z_{\text{lag}_i} = \sum_{j \in \mathcal{N}_i} w_{ij}\, z_j \tag{7}$$

其中， s_y 是 y 的标准差。具体而言，对于 HH 型府， $z_j > 0$， $z_{\text{lag}_i} > 0$。对于 LL 型府， $z_j < 0$， $z_{\text{lag}_i} < 0$。HL 型和 LH 型府通常被视为噪声，可根据第二个条件分别确定为 $z_j > 0$， $z_{\text{lag}_i} < 0$ 和 $z_j < 0$， $z_{\text{lag}_i} > 0$。不属于上述任何类别的其他府则标记为不显著。

4.2.3 可视化

两个制图图层有助于解读：

1. **数值地图**：展示各府的原始 ICD–10 比率（例如 C2 发病率占比），揭示省级网络中的区域梯度。
2. **LISA 聚类图**：展示具有统计显著性的 HH、LL、HL 和 LH 府，凸显交互社区和结构离群值。

这一以网络为框架的探索性分析为存在空间聚类提供了证据，并促使我们采用通过 W 纳入节点间影响的空间计量经济模型。

4.3 空间杜宾模型（SDM）

为量化**局部贫困效应** 和**邻域溢出效应**，我们针对每个 ICD-10章节估计一个**空间杜宾模型**。对于某一章节（例如 C2），模型形式如下：

$$y = \rho W y + X\beta + WX\theta + \epsilon, \tag{8}$$

其中：

- y 是该章节的 76×1 值向量。
- X 是由七项 TPMAP贫困指标构成的 76×7 矩阵。
- Wy 是发病率的空间滞后项。
- WX 是邻居滞后贫困指标矩阵。
- ρ 为空间自回归系数，用于捕捉结果变量中的依赖关系。
- β 为贫困的局部（直接）效应。
- θ 为邻近地区贫困的溢出效应。
- ϵ 为误差项。

模型采用标准空间计量经济学程序，通过最大似然法进行估计。我们使用 R软件包 $lagsarlm(type = "mixed")$ 中的函数 $spatialreg$ [18]，该函数对应 SDM设定。

4.4 模型评估与比较

对于每个章节，我们使用以下指标将 SDM 与非空间线性模型进行比较：

- 对数似然和赤池信息准则（AIC）——AIC 越低，拟合效果越好。
- ρ的显著性——用于检验因变量中的空间依赖。
- 邻域滞后贫困系数 θ的显著性——用于检验溢出效应。
- 残差空间自相关的 LM检验——用于确保空间结构已得到充分捕捉。

对于 C2，我们还比较了采用不同邻域矩阵（例如不同 K 值）的 SDM 设定，发现其模式在定性上相似，进一步增强了结果的稳健性（为简洁起见，省略具体细节，但在局限性部分进行了概念性讨论）。

4.5 网络视角：作为区域交互网络的空间依赖

尽管分析是在空间计量经济学框架下展开的，但其底层结构也可以直接从**网络科学视角**进行解读。各府构成区域交互网络的节点，而空间权重矩阵 W 定义了连接各府与其最近邻的边。我们采用7近邻矩阵（7NN）对应于固定度网络，其中每个节点都保持相同数量的连接。这减少了度异质性，并且

除非另有说明，本作品依据 CC BY-SA 4.0 许可协议共享

以与固定度社会网络用于研究传染动力学或扩散过程大致相同的方式，稳定了估计量。

从这一角度解读，空间杜宾模型（SDM）很好地捕捉了网络分析中广为人知的两种机制：

1. 结果传染（y 的空间滞后项）项 ρWy 表示一种类似扩散的过程：某省的发病率比在一定程度上受其邻省发病率比的影响。这与社会网络中的行为传染或信息传染相似，即相邻节点的状态会影响焦点节点的状态。
2. 属性溢出（空间滞后的协变量 WX）邻省滞后的 TPMAP 指标代表间接的属性效应，类似于社会网络中的情境影响。邻近省份的贫困特征（相邻节点的属性）会影响当地健康结局，体现了一种结构性脆弱性机制：局部状况取决于节点所嵌入的环境。

将泰国各府视为一个**网络化系统**，有助于解释消化系统疾病（C2）及其他 ICD-10 章节中空间聚集持续存在的现象。嵌入同一区域子网络的府共享环境暴露、食品系统、水网络、职业风险和医疗基础设施。因此，泰国东北部的高—高聚集对应于**连接紧密的子网络**，贫困、环境风险与疾病负担在其中相互强化。

这种网络视角也使政策启示更加明确。当疾病驱动因素通过**网络层级结构**传播时，仅针对个别府（节点）采取干预可能并不足够。相反，区域政策应着眼于省级网络中的**社区或聚类**——这类似于网络科学中的社区发现——因为结构性约束和共同的脆弱性会造成持续的健康不平等。

5 结果

5.1 全局莫兰指数

全局莫兰指数衡量结果变量中空间自相关的总体程度，反映高（或低）发病率的府是否倾向于毗邻具有相似高（或低）数值的府。其p值用于评估这种空间模式的统计显著性——较小的p值（例如¡ 0.05）表明，观测到的聚类不太可能是随机产生的。

ICD10 聚类	ICD10 名称（缩写）	人口比	全局莫兰指数 I	p值
C1	传染病和寄生虫病	3.80%	0.428	0.001
C2	消化系统疾病	10.43%	0.5533	0.001
C3	眼及其附属器疾病	3.55%	0.2519	0.001
C4	泌尿生殖系统疾病	0.66%	0.3328	0.001
C5	肌肉骨骼和结缔组织疾病	19.53%	0.5334	0.001
C6	神经系统疾病	3.34%	0.1686	0.003
C7	呼吸系统疾病	37.94%	0.6971	0.001
C8	皮肤和皮下组织疾病	3.15%	0.3809	0.001
C9	内分泌 ，营养和代谢疾病	1.86%	0.5311	0.001
C10	损伤和中毒	2.24%	0.4515	0.001
C11	精神和行为障碍	0.31%	0.1201	0.018
C12	症状和异常检查结果（未另作分类）	12.33%	0.4367	0.001
C13	耳和乳突疾病	0.50%	0.1979	0.001
C14	血液和免疫疾病	0.35%	0.4251	0.001

表 2：各府 ICD-10 发病率的人口比例和全局 Moran's I 统计量。

表2中的人口比例（人口比）显示，不同 ICD-10 类别的医疗服务利用分布极不均衡，其中呼吸系统疾病（C7，37.94%）、肌肉骨骼疾病（C5，19.53%）和消化系统疾病（C2，10.43%）占就诊的大多数。这些就诊量较大的类别也呈现出较强的空间聚类，其全局莫兰指数较高，说明常见的医疗负担并非随机分布，而是形成了明显的区域热点。即使是患病率较低的类别，如内分泌/代谢疾病（C9）和症状/异常发现（C12），也表现出显著的空间自相关，凸显了共同的结构性因素或环境因素正在塑造各府的发病模式。总体而言，人口比与莫兰指数的综合模式表明，频率

除非另有说明，本作品依据 CC BY-SA 4.0 许可协议共享

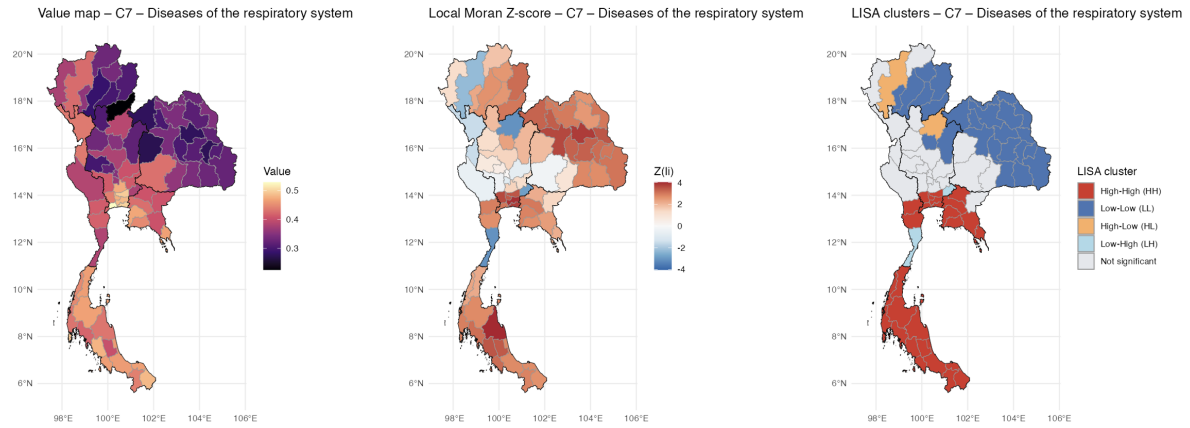

图 1：呼吸系统疾病（C7）地图：（左）ICD-10 章节比率；（中）局部莫兰指数的 Z 分数；（右）C7 的 LISA 聚类图

医疗服务寻求行为及其空间结构受潜在区域影响驱动，而非孤立的省级特征。

5.2 ICD-10 章节的空间聚类

为考察泰国各地发病模式的差异，我们分析了人口比例最高、覆盖 80% 人口的四个 ICD-10 章节：C7 呼吸系统疾病（37.94%）、C5 肌肉骨骼和结缔组织疾病（19.53%）、C12 症状和异常临床发现（12.33%）以及 C2 消化系统疾病（10.43%）。这些数值地图显示，各章节就诊比例存在明显的地域差异，某些府的负担持续显著高于其他府。这些差异并非随机出现；相应的 Z 分数地图显示，发病率高于平均水平的府往往在空间上聚集，这表明它们可能受到共同的情境、环境或行为因素影响。

在这四个章节中，LISA 聚类图凸显了具有统计显著性的空间结构。图 1 中的 C7 显示出最强、范围最广的聚类，西部、东部和南部腹地的府广泛呈现高-高（HH）区域，东北部则出现低-低（LL）区域；这与其较高的全局莫兰指数（0.6971）一致，也反映了区域环境或季节性驱动因素。图 2 中的 C2 呈现出区域特征更鲜明的模式，东北部有明显的 HH 聚类，南部则有清晰的 LL 聚类，表明存在局部的消化系统疾病风险因素。图 3 中的 C5 形成中等强度的聚类，北部和中上部地区的府呈现 HH 聚类，南部则出现 LL 聚类，这表明各地区具有共同的人口统计或职业特征。图 4 中的 C12 聚类最弱，但仍具有显著性（莫兰指数 $= 0.4367$），其 HH 和 LL 小范围聚集区较少，并有若干高—低／低—高离群值，这与其作为宽泛、非特异性诊断类别的性质一致。

综合来看，这些地图显示，泰国最常见的医疗服务利用原因呈现出鲜明且易于解读的空间聚类模式，其中呼吸系统疾病的空间集中程度最高，其次是肌肉骨骼疾病、消化系统疾病和症状类就诊。高—高和低—低集群持续出现，凸显了区域背景的重要性，包括环境暴露、人口结构和就医行为等因素，这些因素共同塑造了各府的发病模式。

5.3 空间杜宾结果

从各个ICD-10章节来看，表3中的空间杜宾模型结果显示，发病模式与贫困维度及空间溢出效应之间的关系存在显著差异。多个章节的空间依赖（ρ）强且显著，包括C5、C7、C10、C12和C14，表明这些发病负担存在明显的聚集现象，即各府与邻近地区相似。直接贫困效应相对少见，只有少数章节（C2、C6、C11）显示出显著的府内关联，这表明大多数ICD类别并非仅由当地贫困状况强烈驱动。相比之下，

除非另有说明，本作品采用 CC BY-SA 4.0 许可协议共享

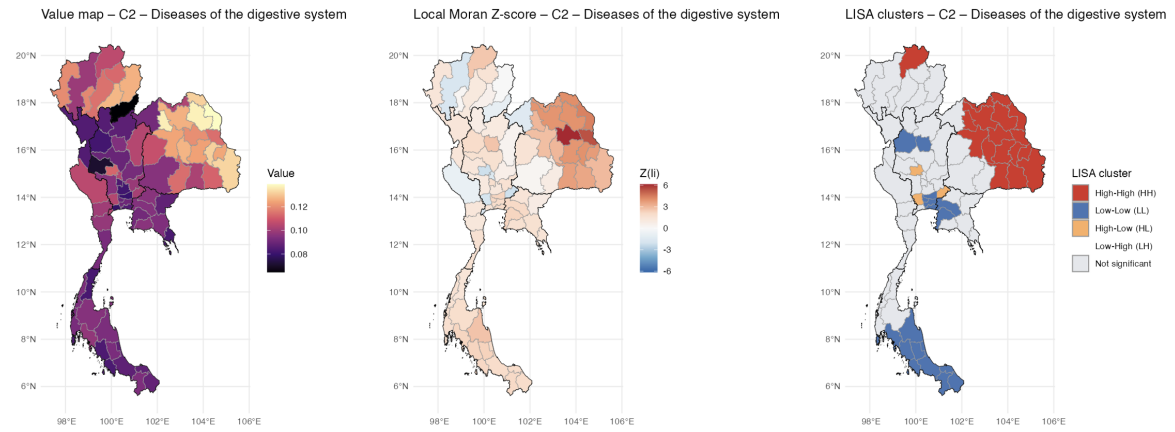

图 2：消化系统疾病（C2）的地图：（左）ICD-10 章节比率，（中）局部莫兰指数的 Z 分数，（右）C2 的 LISA 聚类图

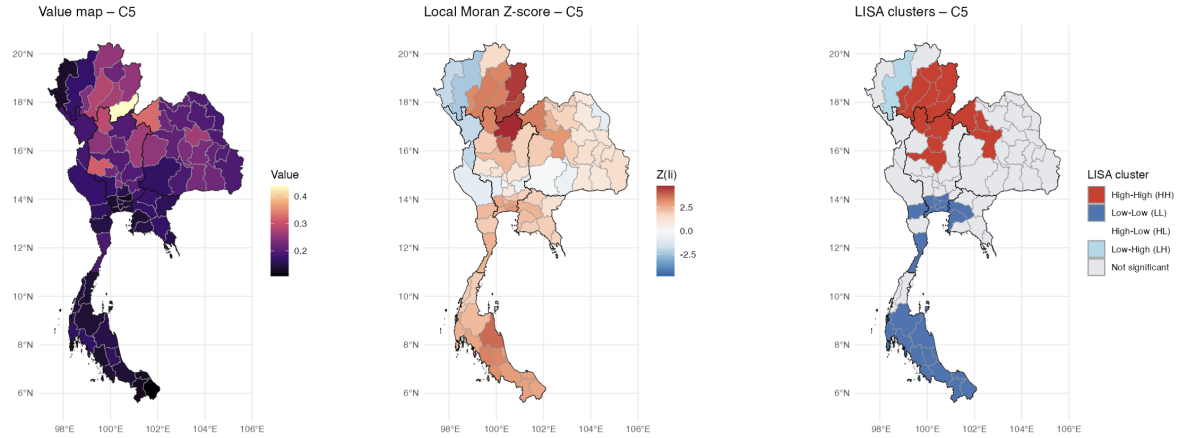

图 3：肌肉骨骼和结缔组织疾病（C5）的地图：（左）ICD-10 章节比率，（中）局部莫兰指数的 Z 分数，（右）C5 的 LISA 聚类图

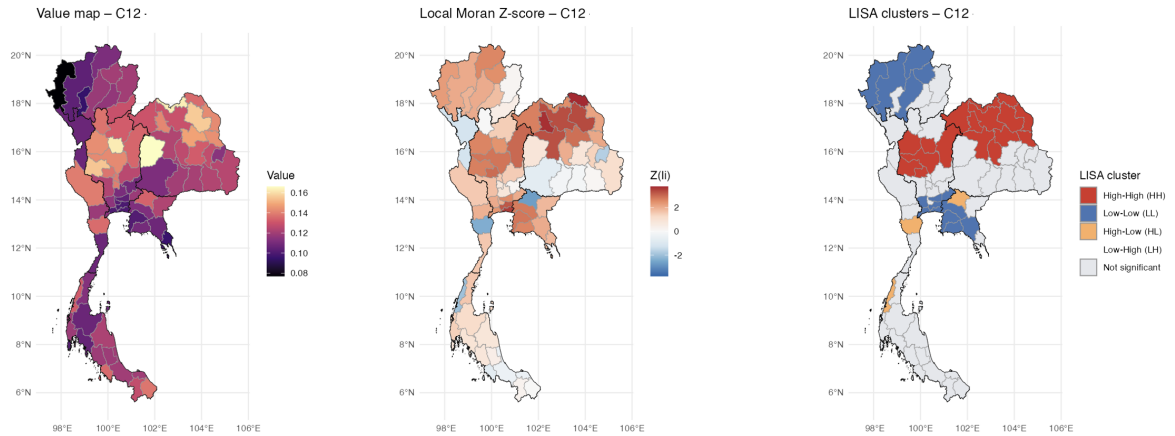

图 4：症状和异常检查结果（未另作分类）（C12）的地图：（左）ICD-10 章节比率，（中）局部莫兰指数的 Z 分数，（右）C12 的 LISA 聚类图

除非另有说明，本作品采用 CC BY-SA 4.0 许可协议共享

ICD	ρ	$p(\rho)$	显著直接效应	显著间接（滞后）效应	AIC	LM 检验 p-值
C1	0.293	0.139	–	健康–	-508	0.471
C2	0.351	0.0377	生活+	健康–、可及性–、CNT+	-444	0.742
C3	0.405	0.0449	–	–	-544	0.397
C4	0.321	0.105	–	健康+、生活+、CNT–	-709	0.0881
C5	0.683	2.02e-05	–	–	-242	0.996
C6	-0.014	0.955	收入+	教育–	-511	0.380
C7	0.706	3.83e-07	CNT+	健康+, CNT–	-248	0.995
C8	0.179	0.384	贫困率+	健康–, 生活–, 贫困率+, CNT+	-476	0.758
C9	0.502	0.00529	–	–	-545	0.755
C10	0.570	0.000916	–	健康+	-486	0.790
C11	0.383	0.0800	收入+	–	-711	0.0228
C12	0.745	9.28e-08	–	教育–	-419	0.513
C13	-0.227	0.385	–	生活–, 教育+	-789	0.0286
C14	0.568	0.000669	–	–	-618	0.865

表3：S　ICD-10 章节空间杜宾模型结果汇总（显著效应为 $p < 0.05$　）.
“+”和“　–”分别表示正系数和负系数。

间接（滞后）效应更为常见且更加多样，尤其是在 C2、C4、C7、C8、C10、C12 和 C13 中，这表明邻近省份的贫困特征往往会对本地发病率产生可测量的溢出影响。这些效应的方向因章节而异，反映出不同疾病类别背后存在异质性的空间机制。总体而言，这些结果表明，尽管某些 ICD 章节与特定贫困维度存在局部关联，但泰国的许多发病模式更多地受到区域空间结构和跨区域贫困溢出效应的影响，而非孤立的省级条件所塑造。

5.4 跨章节模式

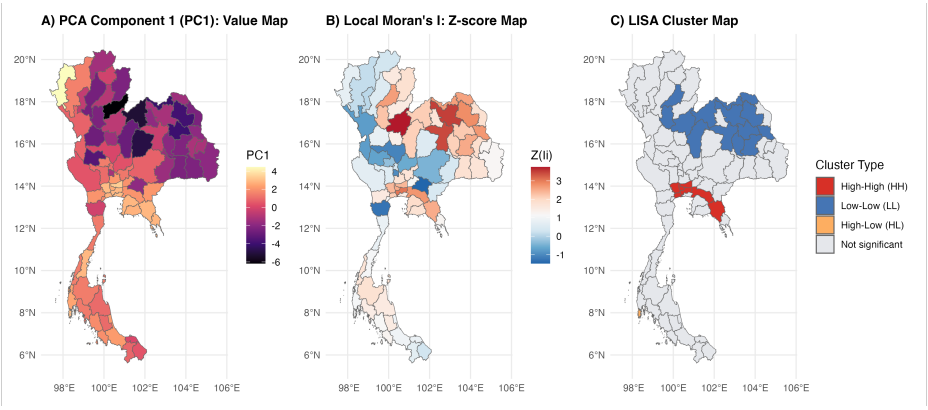

图 5：ICD-10 发病率第一主成分（PC1）的空间模式。（左）PC1 值地图，显示综合发病率梯度。（中）局部莫兰指数 z 分数，表示空间自相关。（右）LISA 聚类，识别出北部／中部地区的高-高区域以及南部的低-低区域。

为考察不同 ICD-10 章节在泰国各地的共同变化情况，我们对全部章节层面的发病率比（C1–C14）应用了主成分分析（PCA），并使用局部莫兰指数分析所得的多变量空间格局。第一主成分（PC1）捕捉了各省发病率的主要共同结构。图 6 中的 PC1 值地图显示出清晰的地理梯度：南部各省呈现较高的综合发病率水平，而北部和东北部各省则持续表现出较低的得分。局部莫兰指数 z 分数地图进一步强化了这一空间梯度，其显示全国南半部存在强烈的正空间自相关，表明综合发病率值较高的省份往往会聚集在一起，而不是孤立出现。

除非另有说明，本作品采用 CC BY-SA 4.0 许可协议共享

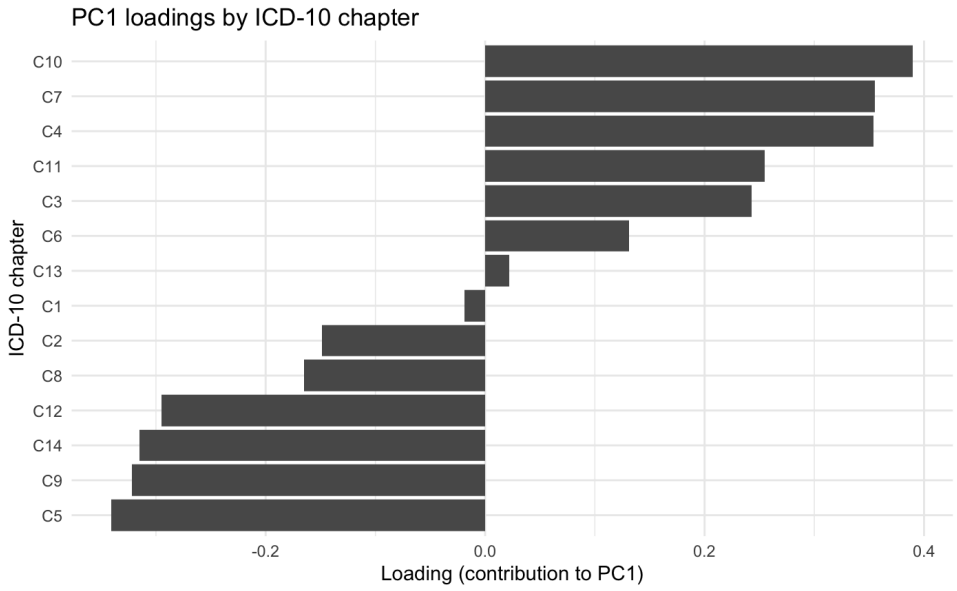

图 6：各 ICD-10 章节对第一主成分的贡献。具有较大正载荷的章节（如 C10、C7、C4）推动高-高区域的综合发病率上升，而具有负载荷的章节（如 C5、C9、C14）则是得分较低区域的特征。

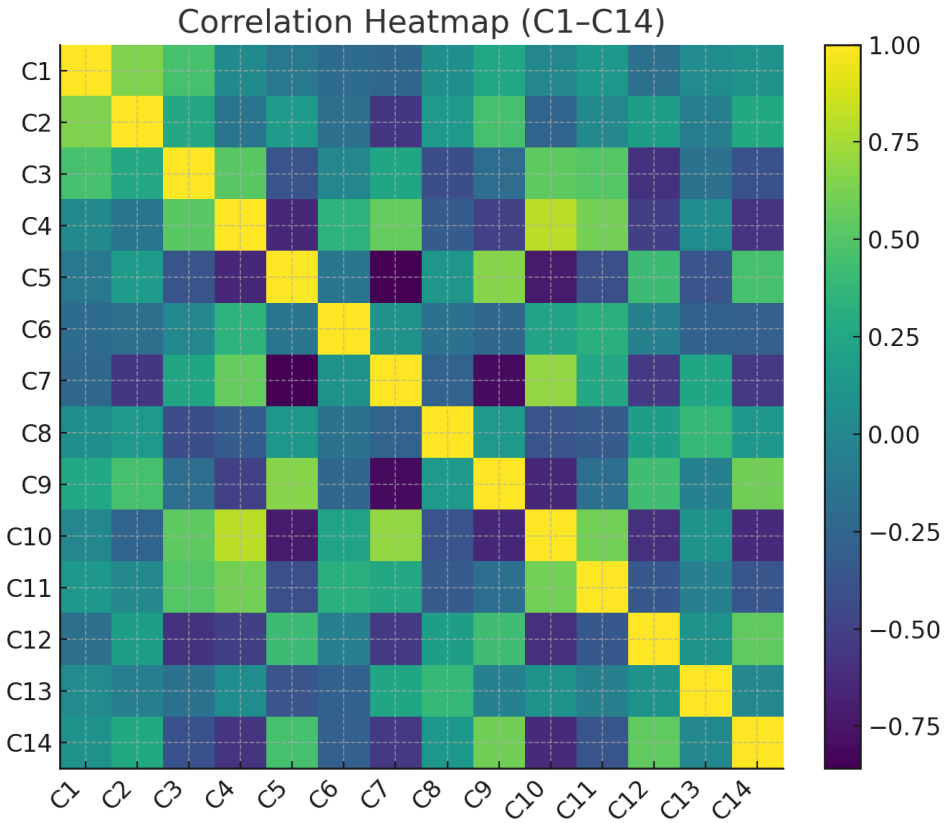

图 7：ICD-10 章节比率（C1–C14）之间的两两相关性。正相关的章节聚集在一起，突显了跨章节共享的发病模式，这与主成分分析结果一致。

除非另有说明，本作品采用 CC BY-SA 4.0 许可协议共享

LISA集群图进一步凸显了这种多变量负担显著的空间结构。中部和东部地区形成了界限清晰的高-高（HH）集群，表明该区域多个 ICD-10 章节的疾病负担同时较高。相比之下，北部和中部上部地区形成了连贯的低-低（LL）集群，反映出这些府的多章节发病率持续较低。这些空间模式与图6中的主成分分析载荷高度吻合：C10（损伤／中毒）、C7（呼吸系统疾病）和C4（泌尿生殖系统疾病）等章节对第一主成分的贡献最强且为正，而C5（肌肉骨骼系统疾病）、C9（内分泌/代谢疾病）和C14（血液和免疫系统疾病）等章节的载荷显著为负，从而区分出第一主成分得分较低的府。

图7中的跨章节相关性热图提供了重要的补充视角。它揭示了若干组在各府范围内往往同步升降的 ICD-10 章节。值得注意的是，呼吸系统疾病（C7）、损伤（C10）、消化系统疾病（C2）和泌尿生殖系统疾病（C4）之间存在中等至强正相关，构成了一个紧密的高负担章节群，这些章节在第一主成分上的载荷也均为正。与此同时，第一主成分载荷为负的章节——如肌肉骨骼系统疾病（C5）、内分泌/代谢疾病（C9）以及血液和免疫系统疾病（C14）——彼此之间也呈中等程度的相关性，但与高负担组的相关性较弱。这些模式表明，泰国各地的 ICD-10 章节并非独立变化；相反，它们形成了连贯的发病率集群，某些类别在同一府内持续共同出现，这可能是由共同的环境、人口统计或社会经济决定因素所致。

总之，这些结果表明，泰国的发病率格局包含稳健的多变量区域综合征，即多个 ICD-10 章节会在可预测的地理模式中同步升降。主成分分析成分、LISA 聚类和跨章节相关性之间的一致性表明，塑造全国健康负担空间分布的是潜在的结构性因素，而非特定章节的影响。

6 讨论

实证结果与国际研究证据一致：健康结局与多维贫困往往在地理上共同聚集 [3, 8, 14, 15, 24]。对于其他若干 ICD-10 章节，我们发现，府级发病率并非随机分布，而是呈现出显著的空间自相关和明显的高—高和低—低集群。例如，泰国东北部的 C2 高—高集群与泰国空间贫困研究所识别的长期贫困带相对应 [9, 22, 23, 25], ，这些地区的生活条件、医疗可及性和基础设施尤为匮乏。

SDM 估计值表明，在解释 ICD-10 章节发病率比时，邻居滞后贫困指标往往比本地贫困指标更为重要。这与空间溢出和贫困陷阱的观点相符：以集中性匮乏、卫生设施不足和医疗可及性有限为特征的区域环境，会影响多个相邻府的疾病风险，不受各地本地条件细微差异的影响。我们的发现与以下研究相呼应：这些研究发现，跨代贫困集群中肝病死亡率持续偏高 [15], ，贫困农村地区存在传染病 [3]„ 而高贫困市镇的 COVID-19 死亡模式呈现同步性 [8]。

在泰国背景下，这表明，消化系统疾病流行病学及其他 ICD-10疾病应被视为一种区域现象，它嵌入于塑造不平等和贫困的同一空间网络之中。ICD-10高高聚类与TPMAP界定的贫困带相对应，加之邻居滞后贫困指标的重要性，为现有证据增添了健康维度；这些证据表明，泰国社会经济结构在空间上高度相互依存 [9, 22, 25]。

7 政策启示

本研究的发现对泰国的公共卫生和扶贫政策具有若干启示。

1. **基于区域的干预至关重要**。各府ICD-10发病率存在统计显著的空间聚类（第5.1节和第5.2节中的全局莫兰指数与LISA结果；表2及图1-4），表明疾病负担是在区域层面形成的，而非局限于行政边界之内。这表明仅靠府级专项干预可能不足，基于区域的措施或跨府措施更适合应对聚集性发病。在此背景下，泰国现有的卫生区域结构提供了相关行政框架，可通过该框架落实基于空间信息的干预。

除非另有说明，本作品依据 CC BY-SA 4.0 许可协议共享

2. **需要综合贫困—健康策略**。空间杜宾模型结果显示，多维贫困通过局部效应以及来自邻近省份的溢出效应与发病率相关（第5.3节，表3）。具体而言，与生活条件、健康剥夺和物理可及性相关的间接效应在若干ICD-10 章节中具有统计显著性。这些发现凸显了在提供医疗服务的同时应对更广泛结构性条件的重要性，并表明卫生区域层面的协调干预可能比省级孤立行动更为有效。

3. **邻近省份和地区之间的协调至关重要**。邻域滞后贫困效应（第 5.3 节）尤为显著，这意味着，单个省份内部的改善可能受到周边地区持续存在的剥夺状况制约。这凸显了不仅要在省界之间，还要在卫生区域之间加强协调的必要性，尤其是在贫困和发病率的空间聚集超出正式行政边界的地区。

4. **空间综合监测有助于制定有针对性的政策**。多个 ICD-10 章节的空间模式具有一致性，加之主成分分析的多变量结果（第 5.4 节；图 5–7），表明健康负担往往以可预测的区域格局共同出现。在卫生区域层面，将 ICD-10 发病率指标与多维贫困指标纳入空间监测系统，有助于识别并优先关注结构性脆弱地区，同时加强循证规划。

总体而言，这些发现表明，政策需要从以省为中心为主的模式转向以空间信息为依据、由区域协调推进的策略，并明确考虑本研究发现的空间聚类和跨省溢出效应。

8 局限性

本研究存在若干应予以说明的局限。首先，分析基于**横截面府级数据**。研究结果不能解读为贫困对健康的个体层面因果效应，且存在生态谬误的风险。多维贫困与 ICD-10 发病率之间的空间关联，可能掩盖社会经济状况和疾病负担在省内的重要异质性 [3, 8, 9, 14, 23, 24]。

其次，ICD-10 发病率和 TPMAP贫困指标都可能存在**测量误差和报告偏差**。不同府之间的诊断编码实践、求医行为和报告完整性可能存在差异。同样，TPMAP 指标源自模型和行政数据，可能会低估或高估剥夺的某些维度 [9, 22, 25]。这些问题可能会削弱或扭曲估计出的关联。

第三，空间设定采用**KNN-7权重矩阵**。尽管这一选择是基于保持邻域结构均衡的需要，且与以往泰国空间分析一致 [9, 22, 25], ，但其他设定（例如一阶皇后邻接、不同的 K 值、基于距离的权重）可能会得出略有不同的空间依赖估计。对多个权重矩阵进行系统的敏感性分析将增强稳健性，但超出了本文的范围。

第四，SDM 仅控制了**多维贫困维度**，未纳入其他相关变量，例如环境暴露（水质、土地利用）、行为风险因素（饮食、饮酒、吸烟）或详细的卫生系统特征（医疗服务提供者密度、医院质量）。遗漏变量可能会在一定程度上混杂或中介贫困与消化系统疾病负担之间观察到的关联 [3, 8, 14, 15, 24]。

最后，我们的分析聚焦于一**个时期的汇总发病率**，未对时间动态进行建模。因此，我们无法考察 ICD-10 发病率和贫困的空间聚集如何随时间演变，也无法分析政策干预可能如何改变这些模式。将该框架扩展至**时空模型或贝叶斯层级模型**——与泰国近期的空间贫困研究 [9]相一致——将有助于更深入地理解区域轨迹和因果机制。

尽管存在这些局限，空间聚类结果、SDM 估计值与既有空间健康—贫困关联文献之间的一致性表明，主要实质性结论在省级层面具有稳健性。

除上述讨论的局限性外，未来研究的一个重要方向是考察本研究所识别的数据驱动型空间模式与泰国现有卫生治理结构之间的关系。虽然当前分析将各府建模为空间交互网络中的节点，但泰国的卫生系统规划和资源配置在正式制度上是通过一个

除非另有说明，本作品采用 CC BY-SA 4.0 许可协议共享

由公共卫生部管理的官方卫生区域系统组织实施的。因此，未来研究可以将基于 ICD-10 发病率和多维贫困数据得出的空间聚集与区域发病率结构，同这些官方卫生区域的边界进行比较，并采用聚类重叠、边界跨越率或划分相似性指标等定量测度。这类分析有助于评估经验观测到的健康—贫困系统与现有行政区域之间的一致程度，并识别在应对空间溢出效应方面跨区域协调可能尤为重要的地区。

9 结论

本研究将泰国各府的 ICD-10 发病率重新界定为嵌入空间交互网络中的结果变量，而非一组彼此孤立的省级现象。我们将各府视为空间网络中的节点，并纳入七近邻交互，结果表明，区域健康结局——尤其是呼吸系统疾病、消化系统疾病、肌肉骨骼疾病和症状类疾病类别的健康结局——表现出显著的空间自相关，并形成稳定的高-高和低-低聚类。

我们采用包括空间杜宾模型在内的空间计量经济模型，捕捉网络依赖的两种关键机制：（i）结果传染，即一个省的发病率会反映邻近省份的发病率水平；以及（ii）属性溢出，即邻近省份的多维贫困对本地疾病负担产生可测量的影响。这些动态与网络科学中广为确立的原理相符，例如扩散、结构性脆弱性和情境影响。

我们发现，邻居滞后贫困指标的解释力往往高于当地贫困，这凸显了结构性相互依存的重要性。此外，多章节主成分分析揭示了全国网络中空间上连贯的发病率综合征，表明健康负担会通过共同的区域暴露因素共同演变。

综合来看，这些发现凸显了采取区域协调干预措施和制定具有空间意识的公共卫生政策的必要性。除泰国之外，我们提出的框架也广泛适用于其他拥有空间数据和行政卫生记录的国家情境。这种基于网络的方法推动了结构扩散与空间健康不平等这一新兴领域的发展，并为流行病学和社会系统中的动态、多尺度及自适应网络建模开辟了未来研究方向。

参考文献

[1] Alkire, S., Kanagaratnam, U., and Suppa, N.（2021年）。《全球多维贫困指数（MPI）2021年》。

[2] Allen, L.、Williams, J.、Townsend, N.、Mikkelsen, B.、Roberts, N.、Foster, C. 和 Wickramasinghe, K.（2017年）。低收入和中低收入国家的社会经济地位与非传染性疾病行为风险因素：系统综述。《柳叶刀·全球卫生》，5(3)：e277–e289。[3]Almanfaluthi, M.、Widodo, S.、Suttiprapa, S.、Wongsaroj, T. 和 Sripa, B.（2022年）。泰国肝吸虫病和钩端螺旋体病的疾病负担：全国性合并流行病分析。《热带学报》，226：106227。[4] Amornbunchornvej, C.、Surasvadi, N.、Plangprasopchok, A. 和 Thajchayapong, S.（2023年）。利用二元数据推断经验因果图以支持多维贫困分析的框架。《*Heliyon*》，9(5)：e15947。[5] Andr´es, L.、Joseph, G. 和 Rana, S.（2021年）。卫生设施不足的经济和健康影响。载于《牛津环境科学研究百科全书》。[6] Anselin, L.（1995年）。空间关联的局部指标——LISA。《地理分析》，27(2)：93–115。[7] Barros, F. C.、Victora, C. G.、Scherpbier, R. 和 Gwatkin, D.（2010年）。低收入和中等收入国家儿童健康与营养方面的社会经济不平等。*Revista de Sa´ude P´ublica*，44：1–16。

除非另有说明，本作品依 CC BY-SA 4.0 许可共享

[8] Birchenall-Jim´enez, C.、Jimenez-Barbosa, W. G.、Riascos-Ochoa, J. 和 Cosenz, F.（2025年）。探索哥伦比亚COVID-19死亡率的空间不平等及其与多维贫困的关联：一项空间分析研究。International Journal of Public Health，69：1607820。[9] G´omez-M´endez, I. 和 Amornbunchornvej, C.（2024年）。泰国贫困因素的区域与空间依赖及其在贝叶斯层级回归分析中的应用。arXiv预印本 arXiv:2408.09760。[10] Jesri, N.、Saghafipour, A.、Koohpaei, A.、Farzinnia, B.、Jooshin, M. K.、Abolkheirian, S. 和 Sarvi, M.（2021年）。利用局部空间关联指标（LISA）绘制伊朗中部COVID-19地图并分析其空间模式。BMC Public Health，21(1)：2227。[11] Kaikeaw, S.、Punpuing, S.、Chamchan, C. 和 Prasartkul, P.（2023年）。全民医疗保障时代泰国老年人口健康结局中的社会经济不平等：趋势与分解分析。International Journal for Equity in Health，22(1)：144。[12] Koley, M. 和 Bera, A. K.（2024年）。该不该使用空间杜宾模型？——这就是问题所在。Spatial Economic Analysis，19(1)：30–56。[13] Krieger, J. 和 Higgins, D. L.（2002年）。住房与健康：再次呼吁采取公共卫生行动。American Journal of Public Health，92(5)：758–768。[14] Lalangui, K.、Cotera-Mantilla, M.、S´anchez-Murillo, M.、Carrera-Alvarez, A.、Duque-Cuasapaz, M. 和 Quentin, E.（2024年）。肠道传染病的时空分布及其与厄瓜多尔社会经济变量的关联。Frontiers in Public Health，12：1412362。[15] Ledenko, M. 和 Patel, T.（2024年）。美国肝病死亡率与贫困陷阱。美国胃肠病学会官方期刊——ACG，119(12)：2462–2470。[16] Lilford, R. J.、Oyebode, O.、Satterthwaite, D.、Melendez-Torres, G. J.、Chen, Y.-F. 等（2017年）。改善贫民窟居民的健康与福利。《柳叶刀》，389(10068)：559–570。[17] Moran, P. A.（1948年）。统计地图的解释。Journal of the Royal Statistical Society. Series B (Methodological)，10(2)：243–251。[18] Pebesma, E. 和 Bivand, R.（2023年）。空间数据科学：R语言应用。Chapman and Hall/CRC。[19] Phacharathonphakul, P. 和 Sornlorm, K.（2024年）。社会经济和环境因素与泰国慢性阻塞性肺疾病急性加重的发病率相关。Geospatial Health，19(2)。[20] Pr¨uss-Ust¨un, A.、Wolf, J.、Bartram, J.、Clasen, T.、Cumming, O.、Freeman, M. C.、Gordon, B.、Hunter, P. R.、Medlicott, K. 和 Johnston, R.（2019年）。由卫生设施不足以及水和个人卫生条件不足导致的特定不良健康结局的疾病负担：聚焦低收入和中等收入国家的更新分析。International Journal of Hygiene and Environmental Health，222(5)：765–777。.[21] Pr¨uss-Ust¨un, A.、Wolf, J.、Corval´an, C.、Bos, R. 和 Neira, M.（2016年）。通过健康环境预防疾病：对环境风险所致疾病负担的全球评估。世界卫生组织。[22] Puttanapong, N.、Luenam, A. 和 Jongwattanakul, P.（2022a年）。泰国不平等的空间分析：卫星数据与空间统计学/计量经济学的应用。Sustainability，14(7)：3946。[23] Puttanapong, N.、Martinez Jr, A.、Bulan, J. A. N.、Addawe, M.、Durante, R. L. 和 Martillan, M.（2022b年）。利用地理空间数据预测泰国贫困。ISPRS International Journal of Geo-Information，11(5)：293。[24] Reshadat, S.、Saeidi, S.、Zangeneh, A.、Ziapour, A.、Saeidi, F. 和 Choobtashani, M.（2019年）。贫困阶层与富裕阶层胃肠道癌症空间分布的比较研究（伊朗克尔曼沙赫大都市区）。Journal of Gastrointestinal Cancer，50(4)：838–847。

除非另有说明，本作品均采用 CC BY-SA 4.0 许可协议共享

[25] Sudswong, W., Plangprasopchok, A. 和 Amornbunchornvej, C.（2025年）。泰国职业收入不平等：利用收入主导分布网络衡量超越基尼系数的不平等案例研究。《社会网络分析与挖掘》，15(1):62。[26] Unger, A. 和 Riley, L. W.（2007）。贫民窟健康：从理解到行动。《公共科学图书馆医学》，4(10):e295。[27] Wang, R., Li, Z., Liu, S. 和 Zhang, D.（2023年）。1990年至2019年间，全球、区域和国家层面204个国家和地区的10种消化系统疾病负担。*Frontiers in Public Health*，11:1061453。[28] 世界银行集团（2017年）。可持续发展目标时代减少供水、卫生设施和个人卫生方面的不平等：水、环境卫生与个人卫生贫困诊断倡议综合报告。

除非另有说明，本作品依据 CC BY-SA 4.0 许可协议共享