

# 空间依赖与武装冲突预测<sup>\*</sup>

陈冲 胡竟天

**【内容提要】** 武装冲突的分布呈现空间依赖特征,具有较高概率扩散至其邻近地区。但是,既有的冲突研究,尤其是冲突预测研究并没有对空间依赖特征进行充分利用,更忽略了影响冲突的因素在更加精细的空间层次上的互动,这也制约着冲突预测向更加精细化的方向发展。在大数据时代,关于冲突的空间依赖理论不断发展,以及冲突相关空间数据与空间分析方法不断更新,都为研究者实现理论与实证的有机结合提供了机会,使他们可以更好地利用冲突的空间依赖特征为冲突预测服务。本文回顾了处理空间依赖特征的一般路径,阐述了在更加精细的时空单位捕捉空间依赖的一种路径,并基于缅甸的国内冲突案例(2010—2020年),借助机器学习的框架,通过分离总体持续期模型与集成贝叶斯模型平均方法,展示在大数据时代认真对待空间依赖性可以在更加精细的时空维度进一步提升冲突预测的准确率。本文的分析表明,通过充分利用研究对象本身的空间依赖性质进行模型建构,并辅以恰当的机器学习方法,即使模型中只有少量随时间变化的变量,也可以实现非常高的预测准确度。本文的研究路径因此对建立关于“一带一路”共建国家的武装冲突预警预测系统具有较大的政策启示。

**【关键词】** 空间依赖 空间模型 冲突研究 预测研究 缅甸冲突

\* 本文是国家社会科学基金青年项目“应用大数据技术预测全球突发重大危机事件引发的社会骚乱研究”(项目批准号:20CGJ015)的阶段性成果。本文的部分内容曾在上海外国语大学、西安交通大学、清华大学、中山大学、北京外国语大学、2021年政治学与国际关系学术共同体年会等场合展示,感谢与会学者的评论和建议。感谢《国际政治科学》匿名审稿专家的意见,文中疏漏由笔者负责。复制本文研究的数据和代码可在作者的 Harvard Dataverse(<https://doi.org/10.7910/DVN/BKKMA2>)获取。

**【作者简介】** 陈冲,清华大学社会科学学院国际关系学系副教授,清华大学仲英青年学者。

电子邮箱:chongchen@tsinghua.edu.cn

胡竟天,清华大学社会科学学院国际关系学系2019级本科生。

电子邮箱:hjt19@mails.tsinghua.edu.cn

## 一、导论

近年来,政治学与国际关系学界不断深入地认识到,精确预测政治事件尤其是武装冲突,在理论检验和政策研究上具有重要价值。<sup>①</sup>学者们对于国内冲突的进一步研究也开始转向探讨如何准确预测国内冲突爆发。<sup>②</sup>不难发现,在更精细的时间和空间尺度上进行更加准确的预测,已经成为新的研究热点。事实上,大数据(big data)时代的到来,也为我们提供了深入推进此类研究议程的必要条件。我们可以在充分利用海量数据信息捕捉冲突动态过程影响因素的同时,采用更加合适的机器学习方法,构建出时空精度更高、结果更准确的冲突预测模型。<sup>③</sup>然而,受到理论与数据条件制约,既有研究对

<sup>①</sup> Michael D. Ward, “Can We Predict Politics? Toward What End?” *Journal of Global Security Studies*, Vol. 1, No. 1, 2016, pp. 80-91; 庞珣:《定量预测的风险来源与处理方法——以“高烈度政治动荡”预测研究项目的再分析为例》,载《国际政治科学》,2017年第3期,第1—32页;王中原、唐世平:《政治科学预测方法研究——以选举预测为例》,载《政治学研究》,2020年第2期,第52—64页。

<sup>②</sup> Nils B. Weidmann and Michael D. Ward, “Predicting Conflict in Space and Time,” *Journal of Conflict Resolution*, Vol. 54, No. 6, 2010, pp. 883-901; Håvard Hegre, Håvard Mokleiv Nygård and Peder Landsverk, “Can We Predict Armed Conflict? How the First 9 Years of Published Forecasts Stand Up to Reality,” *International Studies Quarterly*, Vol. 65, No. 3, 2021, pp. 660-668; Michael D. Ward, Brian D. Greenhill and Kristin M. Bakke, “The Perils of Policy by p-value: Predicting Civil Conflicts,” *Journal of Peace Research*, Vol. 47, No. 4, pp. 363-375.

<sup>③</sup> 漆海霞:《大数据与国际关系研究创新》,载《中国社会科学》,2018年第6期,第160—171页;董青岭:《大数据安全态势感知与冲突预测》,载《中国社会科学》,2018年第6期,第172—182页;庞珣:《定量预测的风险来源与处理方法——以“高烈度政治动荡”预测研究项目的再分析为例》,载《国际政治科学》,2017年第3期,第1—32页;Lars-Erik Cederman and Nils B. Weidmann, “Predicting Armed Conflict: Time to Adjust Our Expectations?” *Science*, Vol. 355, No. 6324, 2017, pp. 474-476。

武装冲突进行的预测往往很难达到实际政策应用所需要的信度与效度,这也使得很多学者质疑此类模型的价值。<sup>①</sup>其中,一部分质疑正来自于模型时空精度的选择。传统研究多以国家为空间单位、年份为时间单位而形成的“国家一年”(country—year)层次进行分析,其结论也限定于探讨特定国家在特定年份爆发冲突的概率,但这种结果对政策制定者而言价值比较有限。以汉内斯·穆勒(Hannes Mueller)和克里斯托弗·劳(Christopher Rauh)发表于《美国政治学评论》期刊的《使用报纸文本预测政治暴力》<sup>②</sup>一文为例,尽管作者在文中采用了新闻文本等新型大数据,但由于“国家一年”这一分析层次的制约,即便这一模型预测准确度(predictive accuracy)高达87%,在实际政策应用中也很难真正发挥作用。在迈向大数据时代的过程中,提升冲突预测模型的时空分辨率(temporal and spatial resolutions)逐步具备了可能性,并成为一种必然选择。

本文认为,在大数据时代冲突预测的发展将突出地体现在时间和空间两个维度分辨率的提升上。如图1所示,当冲突预测的空间维度不仅仅限于国家层次,而是聚焦于次国家层次(subnational level)时;当冲突预测的时间窗口不再限于年份,而是走向以月、天为时间单位时,冲突预测实践将发挥更大的预警作用。在时间和空间维度上提升冲突预测的准确率,需要理论机制在所对应的时空维度上可以阐述冲突本身的动态特征,同时也需要冲突事件相对应的时空维度数据具有公开获取的可能性。

然而,目前的冲突研究在空间维度上实现的突破尚落后于在时间维度

<sup>①</sup> 相关讨论可参考 Michael D. Ward et al., “Learning from the Past and Stepping into the Future: Toward A New Generation of Conflict Prediction,” *International Studies Review*, Vol. 15, No. 4, 2013, pp. 473-490; Lars-Erik Cederman and Nils B. Weidmann, “Predicting Armed Conflict: Time to Adjust Our Expectations?” *Science*, Vol. 355, No. 6324, 2017, pp. 474-476; Yu Wang, “Comparing Random Forest with Logistic Regression for Predicting Class-Imbalanced Civil War Onset Data: A Comment,” *Political Analysis*, Vol. 27, No. 1, 2019, pp. 107-110。

<sup>②</sup> Hannes Mueller and Christopher Rauh, “Reading Between the Lines: Prediction of Political Violence Using Newspaper Text,” *American Political Science Review*, Vol. 112, No. 2, 2018, pp. 358-375.

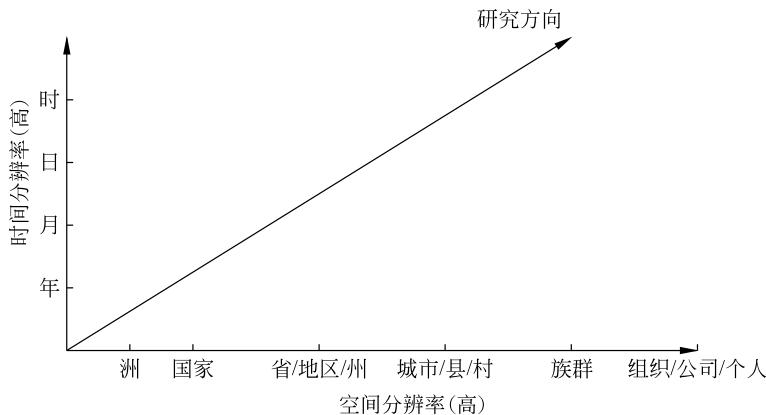


图 1 大数据时代冲突预测的发展方向

注:(1) 图 1 展示了冲突预测发展方向的演化。在时间和空间两个维度上,未来的研究将向着精细化方向发展。

(2) 图表来源:作者自制。

上的进展。就时间维度来说,冲突研究领域已经形成较为成熟的方法。研究者不仅可以明确设定预测研究的时间窗口,还可以把理论研究中强调的未来预期、时间依赖与路径依赖等时间相关因素明确纳入考虑。<sup>①</sup>但是,与之对应的空间维度却面临着很多问题。尽管一些研究已经关注到了冲突的空间要素,但是它们还没有考虑到空间关系的具体情境(context)和空间数据与空间模型之间的匹配。一方面,既有研究对于政治地理的本质与冲突互动过程的理解过于简单,往往忽视了政治、社会、经济、文化、族群、意识形态等要素的内部互动,更没有深刻讨论这些要素在当地情境(local context)中互动的影响。<sup>②</sup>另一方面,预测研究所使用的统计模型在处理空间数据时往往违背了模型的假定,一些研究甚至完全没有考虑到空间依赖性(spatial

<sup>①</sup> 参考徐进:《时间维度与战略目标》,载《国际政治科学》,2021年第1期,第1—23页;陈定定、刘丰:《认真对待预测:国际关系理论发展与预测》,载《世界经济与政治》,2021年第1期,第19—33页;叶成城、黄振乾、唐世平:《社会科学中的时空与案例选择》,载《经济社会体制比较》,2018年第3期,第145—155页。

<sup>②</sup> John O'Loughlin, "Responses: Geography as Space and Geography as Place: The Divide between Political Science and Political Geography Continues," *Geopolitics*, Vol. 5, No. 3, 2000, pp. 126-137.

dependence)和空间异质性(spatial heterogeneous)的影响,这导致预测模型未能充分使用数据所提供的时空信息。<sup>①</sup>

事实上,冲突数据往往具有较高的空间依赖性。这意味着一个地理单元的取值会受到其周边地理单元值的影响。同时,冲突数据本身也具有较高的空间异质性,即冲突研究中一些关键变量的分布往往呈现出系统的地域或地区性特征。<sup>②</sup>但是,这些潜在的特征在既有研究中被过于粗略地处理,甚至是彻底被忽视。例如,许多研究指出,地理距离是一个影响国际冲突爆发的显著因素,距离越近的国家之间越有可能卷入领土争端。这一类的研究或使用来自战争相关指数(COW)数据库的相邻数据<sup>③</sup>,利用简单二分变量表示两国是否相邻,或使用两国首都之间的距离作为两国互动的测量;<sup>④</sup>然而,这两者的操作都忽视了其背后更复杂的互动过程。

针对既有文献存在的问题,本文旨在提供一个比较系统地认识和处理空间依赖性的框架,从而为未来更加准确地预测冲突提供一种新的研究思路,并在厘清既有研究困惑的基础上,进一步展示在大数据时代冲突预测应如何发展。对“如何认真对待空间依赖”这一问题的回答,将为学术界目前方兴未艾的预测研究实践提供新的发展路径,因而本文具有重要的理论和现实意义。

首先,准确地预测冲突需要明确分析的空间单元。本文指出,研究者在

<sup>①</sup> 例如 David Muchlinski et al., “Comparing Random Forest with Logistic Regression for Predicting Class-Imbalanced Civil War Onset Data,” *Political Analysis*, Vol. 24, No. 1, 2016, pp. 87-103; Hannes Mueller and Christopher Rauh, “Reading Between the Lines: Prediction of Political Violence Using Newspaper Text,” *American Political Science Review*, Vol. 112, No. 2, 2018, pp. 358-375。

<sup>②</sup> 田野:《世界政治中的空间异质性》,载《世界政治研究》,2021年第3期,第31—35页。

<sup>③</sup> 国家相邻数据来源于 Douglas M. Stinnett et al., “The Correlates of War Project Direct Contiguity Data, Version 3,” *Conflict Management and Peace Science*, Vol. 19, No. 2, 2002, pp. 58-66.

<sup>④</sup> 到邻国和首都的距离均来源于 Nils B. Weidmann, Doreen Kuse and Kristian Skrede Gleditsch, “The Geography of the International System: The CShapes Dataset,” *International Interactions*, Vol. 36, No. 1, 2010, pp. 86-106.

预测武装冲突时,应该更灵活地选择空间单位,从国家层次向次国家层次转型,用更加精确的空间单位产生更具有建设性的政策研究。其次,本文是对冲突研究从宏观到微观层次的一次推进,在理论与实证上都具有重要参考价值,可以形成一套较为系统的研究路径。第三,本文利用大数据时代产生的更加精细的时空维度数据进行预测,展示了大数据时代冲突研究的新发展方向。最后,通过缅甸国内冲突预测的案例,本文表明,冲突预警的实现对“一带一路”倡议沿线国家冲突风险的预警和预防具有借鉴意义。习近平主席在第三次“一带一路”建设座谈会上提出:“要探索建立境外项目风险的全天候预警评估综合服务平台,及时预警、定期评估。”<sup>①</sup>本文的研究正是对此问题的一次积极探索。事实上,通过缅甸国内冲突案例(2010—2020年)的分析,本文选择了月度数据(monthly data)和地理网格(grid-cell)作为时空分析单元,并借助机器学习的框架和集成贝叶斯模型平均(Ensemble Bayesian Model Averaging, EBMA)方法,展示了在大数据时代认真对待空间依赖性之后,即使模型中只有少量随时间变化的变量,也可以实现非常高的预测准确度。同时,在冲突国家获取相关时变(time-varying)变量的数据通常比较困难,而本文的结果显示,利用冲突事件本身在微观空间单元的互动及其空间依赖信息,在一定程度上依然可以实现具有政策价值意义的预测准确度,这体现了认真对待空间依赖性对预测模型建构的重要贡献。

本文接下来的结构安排如下:第二部分将简要回顾既有研究对于空间要素影响国际和国内冲突的讨论,进而批判地总结它们如何推动了冲突研究的发展和其中存在的局限与问题;第三部分将介绍大数据时代利用空间分析方法和空间数据的一种路径;第四部分将通过对于缅甸案例的研究,详细地展示在大数据时代认真对待空间依赖如何助力冲突预测准确性的提升;最后一部分将进一步总结认真对待空间依赖对于冲突研究的贡献,并为未来的研究提供一些建议。

---

<sup>①</sup> 《习近平在第三次“一带一路”建设座谈会上强调 以高标准可持续惠民生为目标 继续推动共建“一带一路”高质量发展》,载《人民日报》,2021年11月20日,第1版。

## 二、冲突的空间依赖

空间依赖性对于国际关系学者来说并不是一个陌生的概念,早期的“地缘政治”(geopolitics)本身就是国际关系领域的一个经典概念。<sup>①</sup>国际关系理论尤其是中层理论的发展也建立在对这一概念充分理解的基础之上。然而,在国际关系研究中,“地理”的概念一直没有被认真对待,虽然学界广泛地使用一些空间方法,但地理并不是空间的全部。<sup>②</sup>地理信息系统(Geographic Information System,简称GIS)提供的地理分布数据为学者基于空间数据的建模提供了“原材料”,这使既往研究中长期被忽视的地理因素得以真正进入研究者的工具箱。<sup>③</sup>

克利奥纳德·罗利(Clionadh Raleigh)、弗兰克·威特默(Frank D. W. Witmer)和约翰·奥洛林(John O'Loughlin)认为,冲突的空间分析可以被归纳为三个领域:第一,国际战争的模式与扩散;第二,内战的集聚现象和跨国扩散;第三,内战在次国家层次或者当地的差异性(sub-national/local variations)。<sup>④</sup>虽然大部分研究都能够指出冲突的集聚现象,但是推论性的统计分析却因为许多关键变量缺乏更精细地理空间上的数据,而无法充分

<sup>①</sup> Colin Flint, *Introduction to geopolitics*, New York: Routledge, 2006.

<sup>②</sup> Nathaniel Beck, Kristian Skrede Gleditsch and Kyle Beardsley, “Space is More than Geography: Using Spatial Econometrics in the Study of Political Economy,” *International Studies Quarterly*, Vol. 50, No. 1, 2006, pp. 27-44.

<sup>③</sup> Kristian Skrede Gleditsch and Nils B. Weidmann, “Richardson in the Information Age: Geographic Information Systems and Spatial Data in International Studies,” *Annual Review of Political Science*, Vol. 15, No. 1, 2012, pp. 461-481; Jordan Branch, “Geographic Information Systems (GIS) in International Relations,” *International Organization*, Vol. 70, No. 4, 2016, p. 845; Kristian Skrede Gleditsch and Nils B. Weidmann, “From Hand-Counting to GIS: Richardson in the Information Age,” in Nils Petter Gleditsch ed., *Lewis Fry Richardson: His Intellectual Legacy and Influence in the Social Sciences*, Springer, Cham, 2020, pp. 73-85.

<sup>④</sup> Clionadh Raleigh, Frank D. W. Witmer and John O'Loughlin, “The Spatial Analysis of War,” *Oxford Research Encyclopedia of International Studies*, 11 Jan. 2018; Accessed 21 Aug, 2021, <https://oxfordre.com/internationalstudies/view/10.1093/acrefore/9780190846626.001.0001/acrefore-9780190846626-e-485>.

实现。例如,人均GDP作为国家能力(state capacity)的一种典型衡量,在许多研究中成为解释内战爆发的一个重要变量。<sup>①</sup>但是,我们目前依然很难获得一个涵盖次国家层次甚至更小的空间单位的人均GDP的准确测量。事实上,国家层次的分析制约了詹姆斯·费伦(James Fearon)和大卫·莱廷(David Laitin)的研究,使他们作出“怨恨无法解释内战爆发”的结论。然而,通过将空间分析单元进一步细化至族群层次(ethnic group level),拉尔斯·埃里克·塞德曼(Lars-Erik Cederman)等人又进一步推进了前人的研究,得到了相反但更加可信的结论。<sup>②</sup>

在早期研究中,学者们对冲突空间维度的关注,主要体现在对国际争端在国际上的扩散现象中邻国因素所起作用的理解上。例如,本杰明·莫斯特(Benjamin A. Most)和哈维·斯塔尔(Harvey Starr)在1980年发表的文章中提出的“机会—意愿”(opportunity and willingness)框架<sup>③</sup>,着重强调了国家的边界对于冲突扩散机会产生的影响,即边界越多,扩散的机会越大。他们提出的冲突积极扩散过程,描述了战争向邻近国家蔓延的现象,尽管本杰明·莫斯特和哈维·斯塔尔对于扩散的分析还是依赖于简化的毗邻度测量。在一篇颇具影响的文章中,纳撒尼尔·贝克(Nathaniel Beck)、克里斯蒂安·斯克雷德·格列迪奇(Kristian Skrede Gleditsch)和凯尔·比尔兹利(Kyle Beardsley)对于“空间”(space)这一概念进行了反思,并认为“空间的概念远远大于地理意义”。他们指出,社会互动本身不仅仅是在地理空间上发生的,政治、经济、文化等意义上的互动都可以作为“距离”或“空间”进行系统性的捕捉。因此,他们推崇使用空间计量的方法对空间依赖进行考量<sup>④</sup>,这

<sup>①</sup> James D. Fearon and David D. Laitin, "Ethnicity, Insurgency, and Civil War," *American Political Science Review*, Vol. 97, No. 1, 2003, pp. 75-90.

<sup>②</sup> Lars-Erik Cederman, Nils B. Weidmann and Kristian Skrede Gleditsch, "Horizontal Inequalities and Ethnonationalist Civil War: A Global Comparison," *American Political Science Review*, Vol. 105, No. 3, 2011, pp. 478-495.

<sup>③</sup> Benjamin A. Most and Harvey Starr, "Diffusion, Reinforcement, Geopolitics, and the Spread of War," *American Political Science Review*, Vol. 74, No. 4, 1980, pp. 932-946.

<sup>④</sup> Nathaniel Beck, Kristian Skrede Gleditsch and Kyle Beardsley, "Space is More than Geography: Using Spatial Econometrics in the Study of Political Economy," *International Studies Quarterly*, Vol. 50, No. 1, 2006, pp. 27-44.

也深刻影响了之后冲突研究的发展。

这一批学者的探索和努力也同时启发着内战领域的研究者,促使他们也开始关注内战在邻近国家或临近地区的蔓延。<sup>①</sup>克里斯蒂安·斯克雷德·格列迪奇等人利用更为复杂的空间自相关模型检验了冲突是否存在集聚效应,并强调了空间邻近性为冲突扩散提供了天然的驱动力。<sup>②</sup>他们的研究进一步支持了冲突会呈现出空间异质性和空间依赖性的结论,同时也证明了外部或者国际因素对于国内冲突同样产生了至关重要的影响。例如,国内冲突可以产生外溢效应,进而可能引发国家间争端;内战在具有外部亲属族群纽带的群体或地区之间会呈现出更加明显的扩散特征。<sup>③</sup>

近年来,更多的研究开始关注次国家层次上的因素如何影响冲突的发生与过程。研究者开始使用更为精细的数据和更加复杂的空间模型研究地方层次的因素如何影响冲突和暴力的发生。在大数据时代,他们可以更加自由地设定研究的空间单位(如村庄、网格、县市地区等),这也帮助他们更好地基于理论框架和空间数据检验冲突的特征。例如,奥热·科伦(Ore Koren)和阿努普·萨巴希(Anoop Sarbahi)重新检视了国家能力这一经典概念在内战研究中的测量。他们指出,既有研究使用的衡量国家能力的指

<sup>①</sup> 国内的相关研究可以参考杨辰博:《内战域内蔓延的影响条件:选举支持与地理环境》,载《国际安全研究》,2021年第4期,第80—102页;陈冲:《机会、贪婪、怨恨与国内冲突的再思考——基于时空模型对非洲政治暴力的分析》,载《世界经济与政治》,2018年第8期,第94—127页;陈冲,庞珣:《非洲恐怖袭击时空规律的大数据分析——基于GIS技术和分离总体持续期模型》,载《外交评论(外交学院学报)》,2020年第2期,第121—154页。

<sup>②</sup> Michael D. Ward and Kristian Skrede Gleditsch, "Location, Location, Location: An MCMC Approach to Modeling the Spatial Context of War and Peace," *Political Analysis*, Vol. 10, No. 3, 2002, pp. 244-260; Kristian Skrede Gleditsch, *All International Politics is Local: The Diffusion of Conflict, Integration, and Democratization*, University of Michigan Press, 2009.

<sup>③</sup> Kristian Skrede Gleditsch et al., "Fighting at Home, Fighting Abroad: How Civil Wars Lead to International Disputes," *Journal of Conflict Resolution*, Vol. 52, No. 4, 2008, pp. 479-506; Kyle Beardsley and Kristian Skrede Gleditsch, "Peacekeeping as Conflict Containment," *International Studies Review*, Vol. 17, No. 1, 2015, pp. 67-89; Kyle Beardsley, Kristian Skrede Gleditsch and Nigel Lo, "Roving Bandits? The Geographical Evolution of African Armed Conflicts," *International Studies Quarterly*, Vol. 59, No. 3, 2015, pp. 503-516.

标,如GDP、官僚质量、军费开支等,其维度几乎都落在了国家层次上,它们无法准确地反映国家能力在国家内部空间分布的真实情况,更无法准确检验国家能力与内战之间的关系。他们使用夜间灯光数据,在更精细的网格层次上检验了国家能力与内战发生的关系,并发现内战在国家控制能力更强的一些地区更易爆发。这可能是因为由中央政府控制的地方更容易成为叛乱组织袭击的目标,或因为内战可能是由于处于中心地域的政治精英之间的分裂而产生的。这些从微观空间角度出发的解释,明显不同于詹姆斯·费伦和大卫·莱廷关于内战的经典解释。<sup>①</sup>

与此同时,基于这些既有冲突理论成果,冲突预测也开始成为冲突研究的新领域。围绕冲突预测的理论与方法,目前的冲突研究呈现百花齐放的局面。<sup>②</sup>哈瓦德·黑格(Håvard Hegre)<sup>③</sup>和迈克尔·沃德(Michael D. Ward)<sup>④</sup>

<sup>①</sup> Ore Koren and Anoop K Sarbahi, "State Capacity, Insurgency, and Civil War: A Disaggregated Analysis," *International Studies Quarterly*, Vol. 62, No. 2, 2018, pp. 274-288,

<sup>②</sup> Drew Bowlsby et al., "The Future Is a Moving Target: Predicting Political Instability," *British Journal of Political Science*, Vol. 50, N. 4, pp. 2020, pp. 1405-1417.

<sup>③</sup> Håvard Hegre et al., "Predicting Armed Conflict, 2010—2050," *International Studies Quarterly*, Vol. 57, No. 2, 2013, p. 250-270; Håvard Hegre et al., "Introduction: Forecasting in Peace Research," *Journal of Peace Research*, Vol. 54, No. 2, 2017, pp. 113-124; Håvard Hegre et al., "ViEWS: A Political Violence Early-Warning System," *Journal of Peace Research*, Vol. 56, No. 2, 2019, pp. 155-174.

<sup>④</sup> Michael D. Ward, "Can We Predict Politics? Toward What End?" *Journal of Global Security Studies*, Vol. 1, No. 1, 2016, pp. 80-91; Michael D. Ward, Brian D. Greenhill and Kristin M. Bakke, "The Perils of Policy by p-value: Predicting Civil Conflicts," *Journal of Peace Research*, Vol. 47, No. 4, 2010, pp. 363-375; Michael D. Ward and Andreas Beger, "Lessons from Near Real-Time Forecasting of Irregular Leadership Changes," *Journal of Peace Research*, Vol. 54, No. 2, 2017, pp. 141-156; Michael D. Ward, "Do We Have Too Much Theory in International Relations or Do We Need Less? Waltz was Wrong, Tetlock was Right," *Oxford Research Encyclopedia of Politics*, 27 Jul. 2017; Accessed 21 Aug, 2021, <https://oxfordre.com/politics/view/10.1093/acrefore/9780190228637.001.0001/acrefore-9780190228637-e-301>; Andreas Beger, Richard K. Morgan and Michael D. Ward, "Reassessing the Role of Theory and Machine Learning in Forecasting Civil Conflict," *Journal of Conflict Resolution*, Vol. 65, No. 7-8, 2021, pp. 1405-1426.

等人的工作正是这一方面的代表。他们通过系统的预测研究表明,准确、系统地预测冲突、政治暴力和非正常政变的发生是可能的,也是可行的;而他们也对在此基础上建立“预测科学”,进而指导人类行为抱有乐观的预期。值得强调的是,迈克尔·沃德等认为,检验模型最好的方式是观察其在“样本外”(out-of-sample)的预测表现,甚至认为在没有系统理论的基础上,人类依然可以实现准确的冲突预测。不过,罗伯特·布莱尔(Robert Blair)和尼古拉斯·桑巴尼斯(Nicholas Sambanis)对此进行了反驳。他们仅仅使用了一些简单的模型和数据,通过整合冲突升级的主要理论,就实现了极高的预测准确率。这些争论也进一步表明,在大数据时代,冲突预测研究应当重视与既有冲突理论的结合,这将推动其进一步发展。<sup>①</sup>拉尔斯·埃里克·塞德曼和尼尔斯·魏德曼(Nils Weidmann)更是在《科学》杂志(*Science*)上撰文,呼吁对待未来的冲突预测研究不仅仅需要乐观的态度,更需要谨慎的预期。他们认为,由于数据质量、人类对冲突过程和机制认知等要素的限制,我们依旧无法真正将预测模型转化为政策工具,这在很大程度上是因为我们冲突预测的时空精度选择依然宏大,而这也使得我们不能过高估计这种预测的理论和政策价值。<sup>②</sup>在此基础上,我们发现冲突预测首先需要明确的反而是其预测的空间和时间范围。例如,具有政策价值的预测,应该是那些具有准确时间和空间维度信息的预测:类似于“某国在某年发生冲突的概率是80%”这样的预测,显然没有“某个城市在某天/某月发生冲突的概率是80%”的预测更有价值,更何况较长时间段的预测很难排除一些重大历史事件(如冷战结束)造成的突然影响。

<sup>①</sup> 相关争论可以参考 Robert A. Blair and Nicholas Sambanis, “Forecasting Civil Wars: Theory and Structure in an Age of ‘Big Data’ and Machine Learning,” *Journal of Conflict Resolution*, Vol. 64, No. 10, 2020, pp. 1885-1915; Andreas Beger, Richard K. Morgan and Michael D. Ward, “Reassessing the Role of Theory and Machine Learning in Forecasting Civil Conflict,” *Journal of Conflict Resolution*, Vol. 65, No. 7-8, 2021, pp. 1405-1426; Robert A. Blair and Nicholas Sambanis, “Is Theory Useful for Conflict Prediction? A Response to Beger, Morgan, and Ward,” *Journal of Conflict Resolution*, Vol. 65, No. 7-8, 2021, pp. 1427-1453.

<sup>②</sup> Lars-Erik Cederman and Nils B. Weidmann, “Predicting Armed Conflict: Time to Adjust Our Expectations?” *Science*, Vol. 355, No. 6324, 2017, pp. 474-476.

在冲突预测中,近年来的一些研究也开始关注空间信息如何辅助冲突预测。迈克尔·沃德和尼尔斯·魏德曼将冲突的空间信息纳入预测模型之中,对1992—1995年波斯尼亚冲突中各地级市的冲突进行预测,他们的模型实现了较高的准确率<sup>①</sup>,而这也开启了冲突预测与空间信息结合的新实践<sup>②</sup>。研究者开始系统收集空间数据<sup>③</sup>,他们结合大数据时代产生的事件数据(event data),应用由相关国际关系理论指导所选择出的变量进行模型预测。<sup>④</sup>在此背景下,最近的一些研究开始强调当地因素的互动及其对政治暴力的影响。<sup>⑤</sup>事实上,当前空间数据本身也逐渐成为大数据<sup>⑥</sup>,如何更好地

<sup>①</sup> Nils B. Weidmann and Michael D. Ward, "Predicting Conflict in Space and Time," *Journal of Conflict Resolution*, Vol. 54, No. 6, 2010, pp. 883-901; Thomas Chadeaux, "Conflict Forecasting and its Limits," *Data Science*, Vol. 1, No. 1-2, 2017, pp. 7-17; Samuel Bazzi et al., "The Promise and Pitfalls of Conflict Prediction: Evidence from Colombia and Indonesia," *National Bureau of Economic Research*, No. 25980, 2019, pp. 1-56; Sebastian Schutte, "Regions at Risk: Predicting Conflict Zones in African Insurgencies," *Political Science Research and Methods*, Vol. 5, No. 3, 2017, pp. 447-465.

<sup>②</sup> Nils B. Weidmann and Monica Duffy Toft, "Promises and Pitfalls in the Spatial Prediction of Ethnic Violence: A Comment," *Conflict Management and Peace Science*, Vol. 27, No. 2, 2010, pp. 159-176.

<sup>③</sup> Guy Schwitz et al., "Mapping the International System, 1886—2019: The CShapes 2.0 Dataset," *Journal of Conflict Resolution*, published online on May 4, 2021, <https://doi.org/10.1177/00220027211013563>.

<sup>④</sup> Daina Chiba and Kristian Skrede Gleditsch, "The Shape of Things to Come? Expanding the Inequality and Grievance Model for Civil War Forecasts with Event Data," *Journal of Peace Research*, Vol. 54, No. 2, 2017, pp. 275-297.

<sup>⑤</sup> Aas Rustad et al., "All Conflict Is Local: Modeling Sub-National Variation in Civil Conflict Risk," *Conflict Management and Peace Science*, Vol. 28, No. 1, 2011, pp. 15-40; Josiah Marineau et al., "The Local Geography of Transnational Terrorism," *Conflict Management and Peace Science*, Vol. 37, No. 3, 2020, pp. 350-381; Josiah Marineau et al., "The Local Geography of Transnational Terrorism," *Conflict Management and Peace Science*, Vol. 37, No. 3, 2020, pp. 350-381.

<sup>⑥</sup> Sven Chojnacki et al., "Event Data on Armed Conflict and Security: New Perspectives, Old Challenges, and Some Solutions," *International Interactions*, Vol. 38, No. 4, 2012, pp. 382-401; Peter Van der Windt and Macartan Humphreys, "Crowdseeding in Eastern Congo: Using Cell Phones to Collect Conflict Events Data in Real Time," *Journal of Conflict Resolution*, Vol. 60, No. 4, 2016, pp. 748-781.

产生和利用具有空间维度的冲突数据也逐渐成为目前学界研究的前沿。<sup>①</sup>

总之,我们可以发现,对于冲突的空间维度这一因素的考察一直在冲突研究中发挥着重要作用。但是既有研究在很大程度上被限制在一些简单空间测量之中,例如首都之间的距离、距离冲突中心的直线距离,国家整体的山地面积,是否接壤这样的二分类变量等。<sup>②</sup>冲突研究对于更精细的空间分辨率和更精细层面上要素之间互动的捕捉,仍有待提升。既有研究中对于空间维度过于简单的测量方法,还需利用大数据进行改进;传统模型中面临的独立同分布(i. i. d)假设被违背的困境,也还需利用空间模型进行处理。

### 三、认真对待空间依赖

#### (一) 空间精度选择: 从国家到网格

冲突预测研究在精细度上可以从时间和空间两个维度推进。在空间维度上,研究者可以利用空间地理网格路径,克服传统行政单位等数据本身的内生性问题。<sup>③</sup>近年来,使用空间地理网格的研究开始增加<sup>④</sup>,这得益于日益

<sup>①</sup> Steve Pickering, “Introducing SpatialGridBuilder: A New System for Creating Geo-Coded Datasets,” *Conflict Management and Peace Science*, Vol. 33, No. 4, 2016, pp. 423-447; Håvard Hegre et al., “ViEWS: A Political Violence Early-Warning System,” *Journal of Peace Research*, Vol. 56, No. 2, 2019, pp. 155-174; Cassy Dorff, Max Gallop, Shahryar Minhas, “What Lies Beneath: Using Latent Networks to Improve Spatial Predictions,” *International Studies Quarterly*, Vol. 66, No. 1, 2022, pp. 1-12 (sqab086).

<sup>②</sup> Andrew M. Linke et al, “Mountainous Terrain and Civil Wars: Geospatial Analysis of Conflict Dynamics in the Post-Soviet Caucasus,” *Annals of the American Association of Geographers*, Vol. 107, No. 2, 2017, pp. 520-535.

<sup>③</sup> 陈冲,《机会、贪婪、怨恨与国内冲突的再思考——基于时空模型对非洲政治暴力的分析》,载《世界经济与政治》,2018年第8期,第94—127页。

<sup>④</sup> Andreas Forø Tollefsen, Håvard Strand and Halvard Buhaug, “PRIO—GRID: A Unified Spatial Data Structure,” *Journal of Peace Research*, Vol. 49, No. 2, 2012, pp. 363-374; Steve Pickering, “Introducing SpatialGridBuilder: A New System for Creating Geo-Coded Datasets,” *Conflict Management and Peace Science*, Vol. 33, No. 4, 2016, pp. 423-447.

成熟且免费的 GIS 技术的发展。<sup>①</sup>

图 2 展示了如何绘制地理网格并将其作为空间分析单元。传统的空间分析研究往往以国家为单位,很少关注到省级、区级等次国家行政单位。研究者可以采取 GIS 技术对缅甸的行政区划进行网格化。例如,在图 2(a)中,我们根据缅甸地理空间在东、西、南、北方向上的最大范围,将其划分为  $20 \times 20 = 400$  个地理网格。由于缅甸领土全部包含在这一最大范围之内,根据缅甸行政范围进行处理,我们最后可以得到 193 个有效网格。值得强调的是,每一个网格大小的设定并无固定准则,研究者可以根据需要自行选择不同的分辨率,如 100 千米  $\times$  100 千米、10 千米  $\times$  10 千米,或 1 千米  $\times$  1 千米,等等。需要注意的是,网格的面积在赤道上最大,向南北两极递减。在冲突研究领域,研究者普遍采取奥斯陆和平研究所(PRIO)发布的“奥斯陆和平研究所—网格”(PRIO—GRID)数据。这一网格精度为  $0.5 \times 0.5$  经纬度(在赤道上约为 55 千米  $\times$  55 千米),据此全球一共被分为 259200 个网格( $720 \times 360$ ),其中陆地单元格有 64818 个。图 2(b)展示了基于 PRIO—GRID 项目绘制的缅甸地理网格,共计 265 个有效网格。<sup>②</sup>对研究者而言,应当依据研究需要和既有数据的分辨率大小,选择合适的网格尺度,避免产生“可塑性面积单元问题”(modifiable areal unit problem,简称 MAUP)。<sup>③</sup>

采用次国家层次或地理网格层次作为空间分析单位,研究者可以更好 地捕捉冲突在当地(localities)的动态过程,以统一的方式探究政治经济地理环境在这一互动过程中的作用。值得关注的是,正如图 2 所示,地理网格分析中所采用网格的覆盖范围一般小于行政区划的范围,因此地理网格相当于“嵌套”在更高一级的行政单位之中,研究者依然可以将传统的行政区划

<sup>①</sup> Kristian Skrede Gleditsch and Nils B. Weidmann, “Richardson in the Information Age: Geographic Information Systems and Spatial Data in International Studies,” *Annual Review of Political Science*, Vol. 15, 2012, pp. 461-481.

<sup>②</sup> PRIO—GRID 2.0 (<http://grid.prio.org/>) 矢量数据参见 [https://grid.prio.org/extensions/priogrid\\_cellshp.zip](https://grid.prio.org/extensions/priogrid_cellshp.zip)。

<sup>③</sup> MAUP 指分析结果由于基本空间单元范围大小的定义不同而出现变化,这一问题的具体描述可参考 Corinna Keeler and Michael Emch, “Geographic Information Systems (GIS) in Public Health,” in *International Encyclopedia of Public Health* (second edition), 2017, pp. 253-255, <https://doi.org/10.1016/B978-0-12-803678-5.00174-0>。

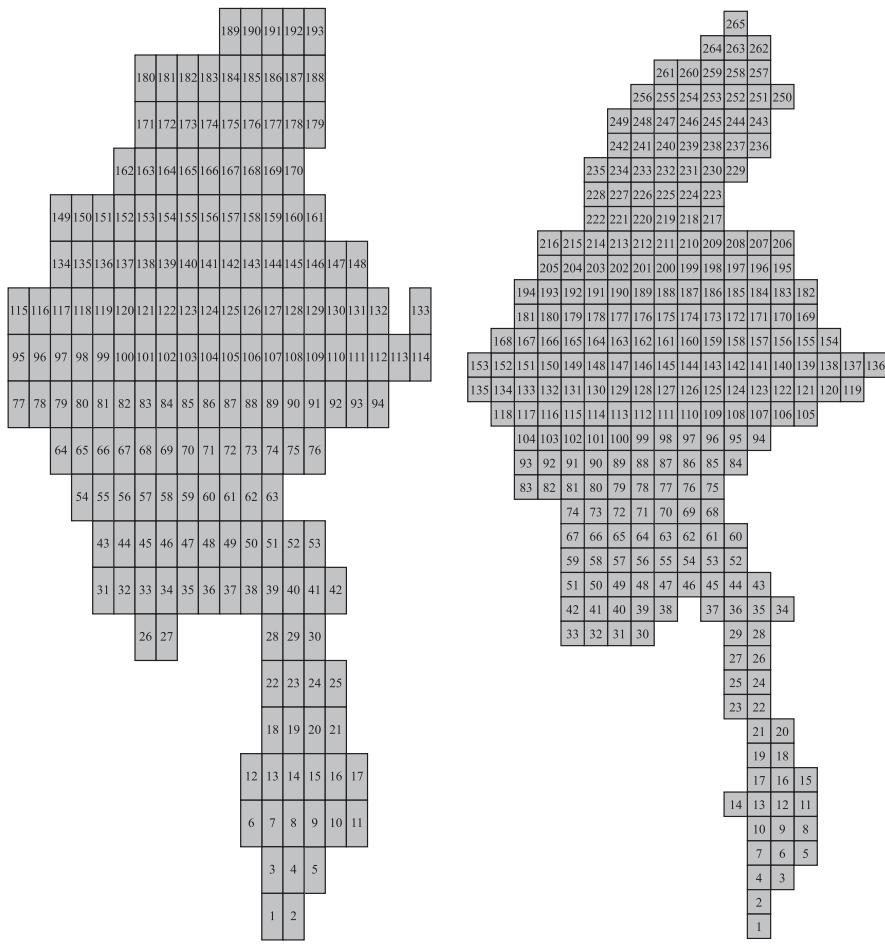


图2 网格化处理

图片来源：作者自制。

注：图2展示了缅甸网格化处理的过程。左图显示了193个网格(20×20划分)，右图显示了265个网格。缅甸行政区划范围数据来源于国土资源部标准地图服务，参见 <http://bzdt.ch.mnr.gov.cn/index.html>。彩色版完整图示可在笔者的 Harvard Dataverse 下载。

信息纳入自己的分析。<sup>①</sup>此外，这一方法还可以有效补充在传统数据中无法

① 例如，研究者利用多层模型(multilevel models)即可捕捉不同分析层次单元之间的互动(inter-class interaction)。

获取的变量。研究者只要拥有空间数据,即可使用 GIS 技术计算相应网格中对应变量的取值。例如,在许多有冲突爆发的国家,GDP 和人口在次国家层次上的准确统计是很难进行的,这种数据的缺失会限制我们对内战爆发理论的检验。<sup>①</sup>下文我们将展示如何产生一个人均 GDP 的替代测量指标,进一步说明网格层次分析的优势。

## (二) 空间依赖数据的处理

事实上,处于冲突国家的人均 GDP 往往难以准确测量,尤其是爆发内战的国家,其中央政府在一定程度上已经失去了对本国部分地区的有效控制,因而想要获得一个可信而有效的经济发展指标几乎是不可能实现的。近年来,许多冲突研究者开始使用卫星夜间灯光数据作为替代测量指标。<sup>②</sup>既往使用的夜间灯光数据多来源于 DMSP/OLS 夜间灯光<sup>③</sup>,但这一数据在时间上只涵盖了 1992—2013 年,严重限制了我们对近十年来冲突事件的理解和分析。本文通过使用李雪草(Xuecao Li)等中国科学家最近更新的夜间灯光数据,

<sup>①</sup> 对个人与家庭层次“垂直不平等”的测量,参见 James D. Fearon and David D. Laitin, “Ethnicity, Insurgency, and Civil War,” *American Political Science Review*, Vol. 97, No. 1, 2003, pp. 75–90; 塞德曼在此基础上进一步发展,提出了对族群之间“水平不平等”的测量,参见 Lars-Erik Cederman, Nils B. Weidmann and Kristian Skrede Gleditsch, “Horizontal Inequalities and Ethnonationalist Civil War: A Global Comparison,” *American Political Science Review*, Vol. 105, No. 3, 2011, pp. 478–495.

<sup>②</sup> Nils-Christian Bormann et al., “Globalization, Institutions, and Ethnic Inequality,” *International Organization*, Vol. 75, No. 3, 2021, pp. 665–97; Lars-Erik Cederman, Nils B. Weidmann and Nils-Christian Bormann, “Triangulating Horizontal Inequality: Toward Improved Conflict Analysis,” *Journal of Peace Research*, Vol. 52, No. 6, 2015, pp. 806–821; 夜间灯光数据作为当地发展水平的替代策略参见 Anna Brüderle and Roland Hodler, “Nighttime Lights As a Proxy for Human Development at the Local Level,” *PloS One*, Vol. 13, No. 9, 2018, pp. e0202231; 陈冲:《机会、贪婪、怨恨与国内冲突的再思考——基于时空模型对非洲政治暴力的分析》,载《世界经济与政治》,2018 年第 8 期,第 94—127 页。

<sup>③</sup> 夜间光亮的原始地图可以在 [https://ngdc.noaa.gov/eog/dmsp/downloadV4\\_composites.html](https://ngdc.noaa.gov/eog/dmsp/downloadV4_composites.html) 下载。

将时间范围扩展至1992—2018年,从而解决了这一制约问题。<sup>①</sup>

夜间灯光数据属于栅格数据(raster data),其每一像素大小相同,面积略小于1平方千米,栅格上的夜间灯光取值在0~63之间。借助GIS技术,我们可以将栅格类型的夜间灯光数据与矢量类型(vector data)的地理网格数据进行“叠加”(overlay),从而获得每一网格范围内的夜间灯光总和。<sup>②</sup>这正如图3(a)所示,以2015年的夜间灯光数据为例,我们可以计算出当年每一网格上的夜间灯光总数。

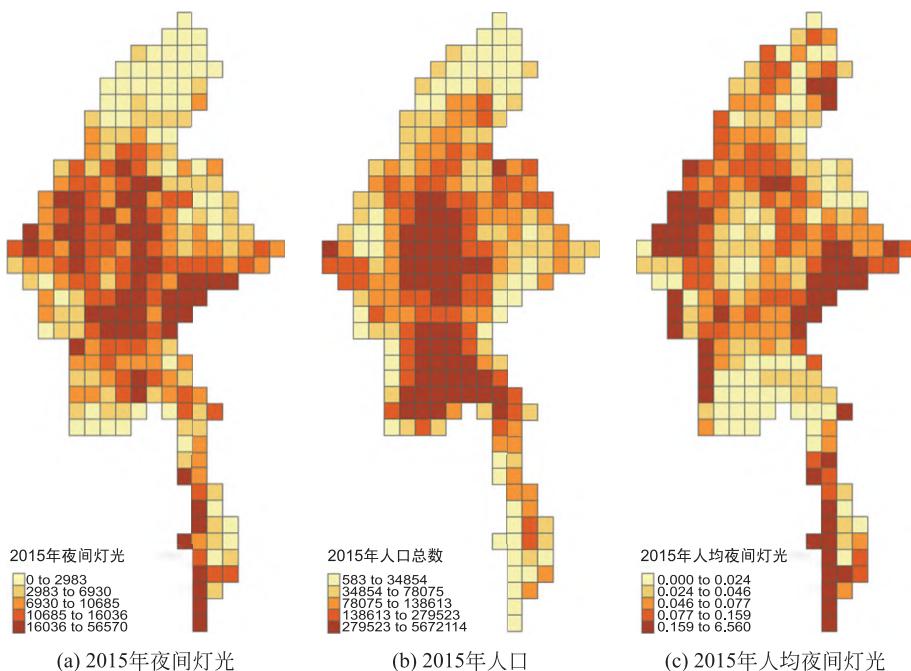


图3 空间数据的网格化处理

图片来源:作者自制。

注:图3展示了缅甸网格化处理人均夜间灯光的过程。左图显示了2015年夜间灯光数据;中图显示了2015年的总人口数据,右图显示了2015年缅甸的人均夜间灯光分布。彩色版完整图示可在笔者的Harvard Dataverse下载。

<sup>①</sup> Xuecao Li et al., “A Harmonized Global Nighttime Light Dataset 1992—2018,” *Scientific Data*, Vol. 7, No. 168, 2020, pp. 1–8.

<sup>②</sup> 进行叠加操作之前需要确保两者采取相同的地理坐标参照体系。

利用同样的方法,每一个网格中分布的人口总数也可以计算出来。例如,我们可以采用哥伦比亚大学社会经济数据与应用中心(SEDAC)<sup>①</sup>公布的全球30秒(30sec)数据<sup>②</sup>,获得全球人口分布的栅格数据。如图3(b)所示,通过叠加网格数据与人口空间数据,我们可以获取每一个网格上的人口总数。最后,将2015年每一个网格上的夜间灯光总数除以该网格中的人口数量,即可获得图3(c)中的人均夜间灯光数据,这正可以作为人均GDP在更精细的空间单位上的替代测量。

在更加普遍的意义上,研究者可以将更多其他的具有空间属性的变量采取类似的方法进行处理,例如山地面积、地表特征、气候,等等。除此之外,研究者还可以计算网格之间在不同变量维度上的空间依赖性,这一性质主要反映了这一变量在一个网格的取值与其相邻网格取值之间的关系。对于“相邻”的定义,研究者同样可以采取不同的方法。一般而言,研究者可以根据两种方法来定义空间上的相邻。第一种是基于距离的方式。这种方式以网格的中心为原点,将在一定距离范围内(distance bands)的其他网格均视为与其相邻。在上面的例子中,我们可以将方圆100千米以内的网格视为相邻。研究者也可以利用k—最近相邻(k—nearest neighbors)的方法,选择将该网格最近的k个网格作为其“邻居”。最近的研究很多均采取10—最近相邻的方式。<sup>③</sup>原则上,k的取值最多可以取到n-1(n为网格的数量),但是其取值大小本身存在着一定权衡,需要综合考虑“可塑性面积单元问题”的影响。<sup>④</sup>

<sup>①</sup> Socioeconomic Data and Applications Center (SEDAC), gpw\_v4\_population\_count\_rev11\_2010\_30\_sec, <https://sedac.ciesin.columbia.edu/>.

<sup>②</sup> 地理位置可以使用经纬度表示,坐标一般是度(degree)、分(minute)和秒(second),转换为十进制经纬度的公式为 Decimal Degrees = Degrees + minutes/60 + seconds/3600。

<sup>③</sup> 关于相邻定义的介绍,可以参见陈冲:《机会、贪婪、怨恨与国内冲突的再思考——基于时空模型对非洲政治暴力的分析》,载《世界经济与政治》,2018年第8期,第94—127页。

<sup>④</sup> Corinna Keeler and Michael Emch, “Geographic Information Systems (GIS) in Public Health,” in *International Encyclopedia of Public Health* (second edition), 2017, pp. 253-255, <https://doi.org/10.1016/B978-0-12-803678-5.00174-0>; Marie-Pierre Parenteau and Michael C Sawada, “The Modifiable Areal Unit Problem (MAUP) in the Relationship between Exposure to NO<sub>2</sub> and Respiratory Health,” *International Journal of Health Geographics*, Vol. 10, No. 58, 2011, p. 2.

第二种方式则是基于相邻的多边形(contiguous polygon)原则,可以根据多边形间不同的相邻方式采用不同的定义。研究者既可以定义当两个多边形拥有共同的边界(shared border)时两者为相邻,也可以定义当它们拥有共同的顶点(vertex)时为相邻,或者定义为需要同时拥有共同的边界和顶点才算是相邻。这些不同的定义当然会影响我们计算出的空间依赖性(如空间自相关或空间权重)的取值范围。在国际冲突研究中,往往将200千米以内的对象视为相邻。<sup>①</sup>通过在不同情境中应用不同的方法,研究者可以更加准确地捕捉研究对象及相关属性在具体地理空间中的情况。

### (三) 机器学习与变量选择

进入大数据时代,获取空间数据将会更加便捷。在生活中,个人通过社交媒体发布的信息往往具有定位特征,这也可以在某种程度上作为空间数据的来源。<sup>②</sup>海量数据的应用往往使得自变量数据高维化,这将使未来的研究需要频繁面对变量取舍和“降维”的问题,而机器学习方法正为我们提供了一种进行模型和变量选择的思路,同时机器学习方法本身也被广泛运用到冲突预测研究中。<sup>③</sup>在本研究中,PRIO-GRID数据库提供了200多个变量,加之为我们所采用的一些其他变量,自变量数量很容易扩展到数百个。这时,对于研究者而言,借助机器学习方法事先筛选出部分表现较好的变量,往往可以事半功倍。

不过,对于冲突预测而言,应用机器学习来筛选变量并不是万能的,甚至并不是最重要的。研究者应重视既有研究已经表明的具有较强理论解释力的变量,做到在理论指导下进行变量筛选。不难理解,机器筛选往往将模

<sup>①</sup> Michael D. Ward and Kristian Skrede Gleditsch, *Spatial Regression Models*, CA: Sage Publications, 2018.

<sup>②</sup> Charles Chang and Melanie Manion, “Political Self-Censorship in Authoritarian States: The Spatial-Temporal Dimension of Trouble,” *Comparative Political Studies*, Vol. 54, No. 8, 2021, pp. 362-1392.

<sup>③</sup> 董青岭:《机器学习与冲突预测——国际关系研究的一个跨学科视角》,载《世界经济与政治》,2017年第7期,第100—117页; Michael Colaresi and Zuhaib Mahmood, “Do the Robot: Lessons from Machine Learning to Improve Conflict Forecasting,” *Journal of Peace Research*, Vol. 54, No. 2, 2017, pp. 193-214。

型本身对数据的拟合程度作为评判标准,这也不可避免地会受到数据变化的影响。然而,在理论指导下进行的变量选择往往更为可靠,这是因为那些具有较强解释力度的自变量已经在诸多研究中得到了经验上的验证,其影响结果变量的作用机制也已经得到证实和明确。因而,这些变量是不应该被忽略和遗漏的。对于冲突预测研究,综合理论指导与机器学习辅助两种路径进行的变量选择,可以帮助我们更有效地利用大数据时代的“信息福利”。在此意义上,一方面采纳根据冲突相关理论机制阐明的时空维度上的相关变量,另一方面进一步借助机器学习方法有效筛选高维变量,这两者的结合对于提升预测模型的表现尤为重要。

在冲突研究领域,关于冲突爆发最为明确的理论之一正是强调冲突空间依赖特征的影响。<sup>①</sup>正如在上文的回顾中所阐述的那样,既有研究发现,无论国际冲突还是内战,均呈现出明显的集聚特征,这些特征意味着一个地区的冲突会增加邻近地区发生冲突的概率。换言之,冲突具有扩散特征,在相邻地区之间更易呈现扩散趋势,这一影响也被许多定量研究证实。因此,在构建预测模型时,我们可以充分考虑冲突的这一扩散性质,通过某个时段一定地域范围的冲突事件去预测在未来一定时间段内相邻地区冲突的发生。

#### 四、案例说明：基于缅甸的冲突预测

在上文中,我们对空间依赖性处理的路径可以适用于任何一个国家或

---

<sup>①</sup> Kathleen Gallagher Cunningham and Katherine Sawyer, “Is Self-Determination Contagious? A Spatial Analysis of the Spread of Self-Determination Claims,” *International Organization*, Vol. 71., No. 3, 2017, pp. 585-604; Sebastian Schutte and Nils B. Weidmann, “Diffusion Patterns of Violence In Civil Wars,” *Political Geography*, Vol. 30, No. 3, 2011, pp. 143-152; Arzu Kibris, “The Geo-Temporal Evolution of Violence in Civil Conflicts: A Micro Analysis of Conflict Diffusion on a New Event Data Set,” *Journal of Peace Research*, First Published March 16, 2021, <https://doi.org/10.1177/0022343320978695>; Halvard Buhaug and Kristian Skrede Gleditsch, “Contagion or Confusion? Why Conflicts Cluster in Space,” *International Studies Quarterly*, Vol. 52, No. 2, 2008, pp. 215-233.

地区。因此,未来的研究可以轻易地将本文的研究路径扩展到任何国家或地区。在此意义上,本文的案例选择具有随机性。当然,为了更进一步展示本文提出的路径,下文将以缅甸2010—2020年月度层次上的冲突预测为例进行说明。

尽管选择缅甸作为案例具有部分的随机性,但是系统预测缅甸的国内冲突具有重要的意义。首先,缅甸是世界上内战持续时间最长的国家之一,内战冲突问题一直难以解决。具体来说,近年来缅甸民族和解进程陷于停滞,政府军与“民地武”以及“民地武”之间的武装冲突此起彼伏,同时还伴有宗教和族群间的暴力冲突。<sup>①</sup>因此,预测国内局势如此复杂的冲突风险国家,对于推进未来的冲突预警研究意义重大。<sup>②</sup>然而,如果仅仅选择在“国家-年”层次对缅甸冲突进行预测,反而失去了研究的现实意义,因为该国近年来冲突一直不断,并不需要借助大数据的研究方法。因此,在次国家层次预测缅甸冲突具体发生的地点和时机,才是主要任务。其次,缅甸是中国“一带一路”倡议之中的重要节点,处在中国西南地区连接印度洋的必经之路上,与中国有着日益频繁的经贸往来,中国企业和人员在当地面临的地缘政治风险也值得关注。<sup>③</sup>正因如此,理解和预测缅甸的冲突对我国具有较高的现实意义,是促进中缅友好合作、打造“一带一路”六大经济走廊中的孟中印缅经济走廊的必然要求。因此,我们需要对缅甸的政治暴力与冲突事件进行系统而可靠的预测研究,从而实现对冲突事件的准确、及时预警,有效规避相关风险。

## (一) 数据与变量

冲突事件来源于“武装冲突地点和事件数据项目”(The Armed Conflict

<sup>①</sup> 鲍志鹏、袁玥:《国家建构视阈下缅甸联邦政府与佤邦联合军关系探究》,载《世界民族》,2018年第4期,第30—39页。

<sup>②</sup> 张伟玉、史志钦、王丽:《昂山素季时代缅甸的经济战略、发展成效及对2020年大选的影响》,载《印度洋经济体研究》,2020年第2期,第138—156页。

<sup>③</sup> 陈定定、张子轩、金子真:《中国企业海外经营的政治风险——以缅甸与巴布亚新几内亚为例》,载《国际经济评论》,2020年第5期,第161—176页;李晨阳、孟姿君、罗圣荣:《“一带一路”框架下的中缅经济走廊建设:主要内容、面临挑战与推进路径》,载《南亚研究》,2019年第4期,第112—133页。

Location & Event Data Project, 简称 ACLED)。<sup>①</sup>这一数据库记录了暴力事件发生的经纬度、时间、行为体、伤亡人数等信息,它从 1997 年开始逐渐覆盖全球各个地区。我们在其中选取了武装冲突和政治暴力这两种冲突类型事件数据。在 2010 年 4 月 1 日—2020 年 9 月 30 日,ACLED 数据库中缅甸有相关事件记录 5675 次。

图 4 展示了 ACLED 数据库所记录的缅甸冲突事件的时间和空间分布。在时间分布上,图 4(a)展示了缅甸在国家层次上,在 2010 年 4 月—2020 年 9 月几乎每个月都有冲突事件发生,尤其是近年来冲突的频率大为增加。然而,从国家层次分析,图 4(a)并不能解释这期间缅甸冲突的空间(国内)分布特征。因此,图 4(b)我们选择将每一次冲突投射到缅甸对应的经纬度范围上——缅甸的冲突呈现出明显的集聚特征和异质性特征。例如,西部的若开邦(Rakhine)、东北部的克钦邦(Kachin)等存在较多的冲突事件,而中部则较少。

根据上文的论述,本文选择地理网格作为空间分析单位。缅甸的陆地地区在 PRIO—GRID 数据中一共被分为了 265 个地理网格。采取网格作为地理空间单位,分析的地理分辨率比使用缅甸 63 个二级行政区划更为细致,极大地提高了空间分辨率。在时间精度上,本文采取月度作为分析的时间单位,这将使本文比大部分既有研究具有更强的政策意义。<sup>②</sup>具体来讲,我们采集了 2010 年 4 月 1 日至 2020 年 9 月 30 日这一时间段,共 126 个月内 ALCED 数据库中关于缅甸的所有相关事件。<sup>③</sup>由于本文的研究兴趣在于预测某地(某个网格)在某时(某一个月)发生冲突的概率,因此研究的分析单位(unit-of-analysis)采用了“网格—月(grid—month)”。这样操作后,我们一共获得了 33390 个观测量(observations)。<sup>④</sup>利用 GIS 技术,我们进一步

<sup>①</sup> 参考 <https://www.acleddata.com/>。

<sup>②</sup> 既有研究大多采取的依然是年份层次,参考黄贝、王霄、刘哲希:《中国海外基础设施建设与当地冲突——基于水电站项目的实证分析》,载《世界经济与政治》,2021 年第 11 期,第 38—66 页;黄振乾:《中国援助分配的政治经济学——对 21 世纪中国援非项目的空间考察》,载《世界经济与政治》,2021 年第 9 期,第 102—127 页。

<sup>③</sup> 因此原则上我们也可以采取以周为单位的时间层次。

<sup>④</sup>  $265 \times 126 = 33390$ ; 如果是全球层次, 则  $64818 \times 126 = 8167068$ 。

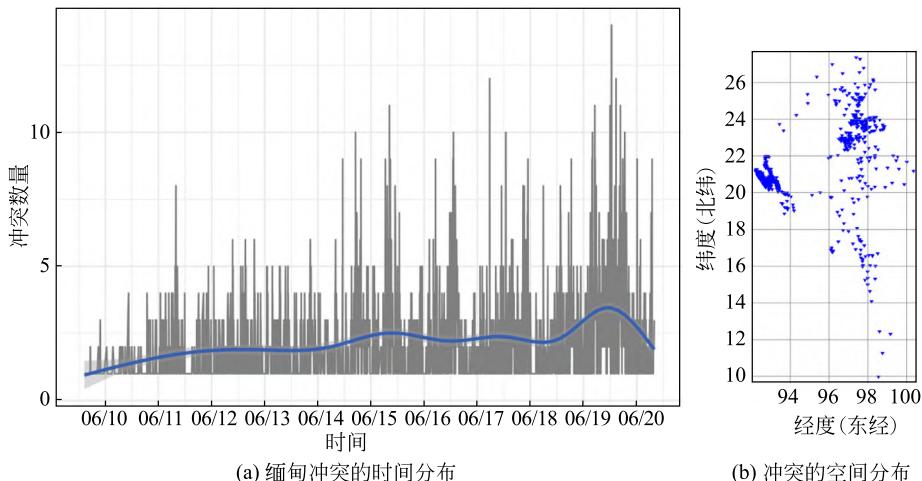


图4 缅甸冲突的时空分布

图表来源：作者自制

注：图4(a)展示了缅甸2010年4月—2020年9月发生的冲突事件的时间分布。图4(b)中的三角形表示冲突事件的地理(经纬度)位置。彩色版完整图示可在笔者的Harvard Dataverse下载。

将上文的5675次冲突事件与具体的网格相匹配，并加总记录每一个网格在某月经历的冲突总数；其中的1527个“网格—月”至少发生过一次冲突，约占观测值总数的4.6%。如此，我们构建了本研究的因变量——网格冲突( $i, t$ )，它是一个表示网格*i*在*t*月是否经历过冲突的哑变量(dummy variable)。

## (二) 变量与模型的选择

根据既有的研究<sup>①</sup>，我们选择了以下变量作为预测变量。一方面，我们利用PRIO—GRID数据，对可能影响冲突爆发的自然地理和人文地理因素进行了控制。首先，距首都的距离(capdist)测量了网格的中心到首都的距离(千米)<sup>②</sup>。通常意义下，距离首都越近的网格，中央政府控制的能力一般

<sup>①</sup> 陈冲：《机会、贪婪、怨恨与国内冲突的再思考——基于时空模型对非洲政治暴力的分析》，载《世界经济与政治》，2018年第8期，第94—127页。

<sup>②</sup> 括号内为变量在PRIO—GRID中对应的名称。

越强,因而这一变量反映了中央政府对于地方的影响力和控制力的强弱。类似地,网格中心距离最近陆地邻国边界距离(bdist1)这一变量衡量了当地通往邻国的便捷程度。其次,网格中的农业面积比例(agri\_gc)、森林覆盖面积比例(forest\_gc)、网格中的城市化水平(urban area)、网格中的水域面积比例(water\_gc)以及网格中的雨季月份(rainseas)这一组变量描绘了网格的基本特征,反映了地理环境对于叛乱活动的影响。<sup>①</sup>再次,SEDAC 数据库中的全球贫困映射项目(SEDAC Global Poverty Mapping Project),提供了网格中五岁以下儿童营养不良的比例(cmr\_mean)数据,这一数据反映的是当地 2000 年前后的水平,可以衡量冲突预测中“事前”(preexisting)的贫困水准。另一方面,我们也在网格层次上控制了经济发展水平等因素。综合来自李雪草等学者开发的夜间灯光数据<sup>②</sup>和来自 SEDAC 数据库的人口数据,我们计算了网格层次上的人均夜间灯光,以此作为经济发展水平与国家控制能力的代理变量。<sup>③</sup>

为了刻画网格层次上的时间和空间依赖性,本文分别使用该网格自身经历冲突的历史和邻近网格( $i$  的邻近网格用  $j$  表示,  $i \neq j$ )经历的冲突作为主要变量。我们将因变量滞后(lag)了三期(三个月),创建了网格冲突历史( $i, t-1$ )、网格冲突历史( $i, t-2$ )和网格冲突历史( $i, t-3$ )这三个变量,分别是网格  $i$  过去第一个月、过去第二月和过去第三个月是否经历冲突的三个哑变量。对于相邻网格的冲突这一组变量,我们采取了  $k$ —最近相邻的方法,计算了半径大约为 350 千米内最近的 10( $k=10$ )个网格为相

<sup>①</sup> 一些研究认为地理环境因素本身塑造了叛乱活动的机会,使得政府难以在地理环境复杂的地区进行有效控制,从而有利于叛乱组织的“隐藏”,参见 James D. Fearon and David D. Laitin, “Ethnicity, Insurgency, and Civil War,” *American Political Science Review*, Vol. 97, No. 1, 2003, pp. 75-90; Andrew Shaver, David B. Carter and Tsering Wangyal Shawa, “Terrain Ruggedness and Land Cover: Improved Data for Most Research Designs,” *Conflict Management and Peace Science*, Vol. 36, No. 2, 2019, pp. 191-218。

<sup>②</sup> Xuecao Li et al., “A Harmonized Global Nighttime Light Dataset 1992—2018,” *Scientific Data*, Vol. 7, No. 168, 2020, pp. 1-8.

<sup>③</sup> Socioeconomic Data and Applications Center (SEDAC), gpw\_v4\_population\_count\_rev11\_2010\_30\_sec, <https://sedac.ciesin.columbia.edu/>.

邻网格,建立空间权重矩阵,进而与因变量相乘得到空间滞后变量  $W_y$ 。<sup>①</sup>如此计算得到冲突的相邻网格数量( $j, t-1$ )、冲突的相邻网格数量( $j, t-2$ )、冲突的相邻网格数量( $j, t-3$ )这三个变量,其含义分别是网格  $i$  在过去  $t-1$ 、 $t-2$  和  $t-3$  时间段拥有发生冲突的邻近网格  $j$  的数量。需要指出的是,鉴于样本中存在部分数据缺失,例如人口数量、人均夜间灯光等数据更新只截至 2018 年,我们利用贝叶斯高斯关联结果替代(Bayesian Gaussian Copula Imputation)方法,通过 10000 次马尔科夫链蒙特卡洛(Markov Chain Monte Carlo, MCMC)将缺失值进行了插值替代。<sup>②</sup> 变量的描述统计见表 1。

正如上文所述,只有大约 4.6% 的“网格—月”经历过冲突,这属于统计意义上的稀少事件(rare event)。由于超过 95% 的“网格—月”都没有发生过冲突,因此采取传统的统计模型容易产生偏差。<sup>③</sup> 为此,我们利用分离总体持续期模型(Split-population Duration Model, SPDM)<sup>④</sup>,将那些尚未发生冲突与获得“免疫”不会发生冲突的网格区分开来(即区分网格异质性),然后分别估计其冲突爆发的概率。具体而言,SPDM 模型包括两个方程:风险方程和持续期方程。前者利用 Logistic 模型对网格在某个时间点是否处于“免疫”网格进行估计,后者在此基础上进一步估计处于非冲突“免疫”的网格经历冲突的风险(hazard)。这一模型可以更好地控制大量取值为 0 的观测值数据对参数估计的影响,更好地处理空间异质性,因此已经成为冲突预

<sup>①</sup> 我们使用 RANN 这一 R Package 进行计算,并让  $k=10$ ,  $radius=5$ (根据缅甸的经纬度位置,这相当于 350 千米的范围)。

<sup>②</sup> 参见 Peter D. Hoff, “Extending the Rank Likelihood for Semiparametric Copula Estimation,” *The Annals of Applied Statistics*, Vol. 1, No. 1, 2007, pp. 265-283; Florian M. Hollenbach et al., “Multiple Imputation Using Gaussian Copulas,” *Sociological Methods & Research*, Vol. 50, No. 3, 2021, pp. 1259-1283。

<sup>③</sup> Gary King and Langche Zeng, “Explaining Rare Events in International Relations,” *International Organization*, Vol. 55, No. 3, 2001, pp. 693-715.

<sup>④</sup> 关于模型的数学推导,参考陈冲、庞珣:《非洲恐怖袭击时空规律的大数据分析——基于 GIS 技术和分离总体持续期模型》,载《外交评论(外交学院学报)》,2020 年第 2 期,第 121—154 页。

测领域更优先的选择。<sup>①</sup>

表 1 变量的描述统计

变量	样本量	最大值	最小值	标准差	均值	中位数	数据来源
网格冲突( $i, t$ )	33390	1	0	0.2083	0.0455	0	ALCED
网格冲突历史( $i, t-1$ )	33390	1	0	0.2074	0.0450	0	ALCED
网格冲突历史( $i, t-2$ )	33390	1	0	0.2069	0.0448	0	ALCED
网格冲突历史( $i, t-3$ )	33390	1	0	0.2061	0.0444	0	ALCED
冲突的相邻网格数量( $j, t-1$ )	33390	8	0	0.9550	0.4054	0	ALCED
冲突的相邻网格数量( $j, t-2$ )	33390	8	0	0.9524	0.4035	0	ALCED
冲突的相邻网格数量( $j, t-3$ )	33390	8	0	0.9470	0.4000	0	ALCED
网格人口密度( $i, t$ )	33390	15.8990	7.4415	0.8041	12.1647	12.2124	SEDAC

<sup>①</sup> 参考 Benjamin E. Bagozzi et al., “A Bayesian Split Population Survival Model for Duration Data with Misclassified Failure Events,” *Political Analysis*, Vol. 27, No. 4, 2019, pp. 415-34; Michael D. Ward and John S. Ahlquist, *Maximum Likelihood for Social Science: Strategies for Analysis*, Cambridge University Press, 2018; Noel Anderson, Benjamin E. Bagozzi and Ore Koren, “Addressing Monotone Likelihood in Duration Modelling of Political Events,” *British Journal of Political Science*, published online on 29 June 2020, pp. 1-18, doi: 10.1017/S0007123420000071; Andreas Beger, Richard K. Morgan and Michael D. Ward, “Reassessing the Role of Theory and Machine Learning in Forecasting Civil Conflict,” *Journal of Conflict Resolution*, Vol. 65, No. 7-8, 2021, pp. 1405-1426; Minnie M Joo et al., “BayesMFSurv: An R Package to Estimate Bayesian Split-Population Survival Models With (and Without) Misclassified Failure Events,” *Journal of Open Source Software*, Vol. 5, No. 48, 2020, pp. 2164。

续表

变量	样本量	最大值	最小值	标准差	均值	中位数	数据来源
网格人均夜间灯光( $i, t$ )	33390	6.5586	0.0000	0.2126	0.0546	0.0287	Li et al., 2020
距离最近陆地邻国边界的距离( $i$ )	33390	374.9223	0.2330	92.4324	118.3853	95.2147	PRIO-GRID
距离首都的距离( $i$ )	33390	1280.1720	9.6206	294.9951	561.7679	558.1634	PRIO-GRID
网格中的农业面积( $i$ )	33390	99.1406	0.0062	31.2326	27.5483	13.6464	PRIO-GRID
儿童营养不良的比例( $i$ )	33390	48.1000	18.4542	5.9015	34.4204	32.1000	PRIO-GRID
森林覆盖面积比例( $i$ )	33390	89.9167	0.0000	22.6129	29.2732	28.9595	PRIO-GRID
网格中的雨季月份( $i$ )	33390	10	5	0.3237	5.9698	6	PRIO-GRID
网格中的城市化水平( $i$ )	33390	2	0	0.1008	0.0093	0	PRIO-GRID
网格中的水域面积比例( $i$ )	33390	99.8117	0.0000	26.5576	11.8675	0.4811	PRIO-GRID

表格来源：作者自制，部分数据来自于 PRIO—GRID 数据库。<sup>①</sup>

与此同时，我们利用 EBMA 作为机器学习模型的处理方式。<sup>②</sup> EBMA 被视为一种更加稳健的模型，它对于其所依赖的具体训练数据的敏感性要

<sup>①</sup> Andreas Forø Tollefsen et al., *PRIO—GRID v. 2.0 Codebook* (Peace Research Institute Oslo, 2018), 详情参见 <https://grid.prio.org/#/codebook>.

<sup>②</sup> Michael D. Ward and Andreas Beger, “Lessons from Near Real-Time Forecasting of Irregular Leadership Changes,” *Journal of Peace Research*, Vol. 54, No. 2, 2017, pp. 141-156; Jacob M. Montgomery, Florian M. Hollenbach and Michael D. Ward, “Improving Predictions Using Ensemble Bayesian Model Averaging,” *Political Analysis*, Vol. 20, No. 3, pp. 271-291. 最近使用这一方法进行冲突预测的研究可以参考 Håvard Hegre et al., “ViEWS: A Political Violence Early-Warning System,” *Journal of Peace Research*, Vol. 56, No. 2, 2019, pp. 155-174。

低于单个的 SPDM 模型。通过 EBMA 的方法,我们不必再找出单个“最好”的预测模型,反而可以综合不同模型预测的表现而产生“平均”最好的预测,因此可以达到综合评估不同机制的影响、获得更稳健模型结果的目的。表 2 前半部分展示了本研究所估计的五个主题模型的构成:空间扩散模型、时间依赖模型、地理环境模型、时空基础模型、时空全模型。<sup>①</sup>

表 2 SPDM 主题模型构建与机器学习过程

主题模型	变量选择
空间扩散 模型	持续期方程:冲突的相邻网格数量( $j, t-1$ ) + 冲突的相邻网格数量( $j, t-2$ ) + 冲突的相邻网格数量( $j, t-3$ )
	风险方程:冲突的相邻网格数量( $j, t-1$ ) + 冲突的相邻网格数量( $j, t-2$ ) + 冲突的相邻网格数量( $j, t-3$ )
时间依赖 模型	持续期方程:网格冲突历史( $i, t-1$ ) + 网格冲突历史( $i, t-2$ ) + 网格冲突 历史( $i, t-3$ )
	风险方程:网格冲突历史( $i, t-1$ ) + 网格冲突历史( $i, t-2$ ) + 网格冲突历 史( $i, t-3$ )
地理环境 模型	持续期方程:距离最近陆地邻国边界的距离 + 距离首都的距离 + 网格中 的农业面积 + 儿童营养不良的比例 + 森林覆盖面积比例 + 网格中的雨季 月份 + 网格中的城市化水平 + 网格中的水域面积比例
	风险方程:距离最近陆地邻国边界的距离 + 距离首都的距离 + 网格中的 农业面积 + 儿童营养不良比例 + 森林覆盖面积比例 + 网格中的雨季月 份 + 网格中的城市化水平 + 网格中的水域面积比例
时空基础 模型	持续期方程:冲突的相邻网格数量( $j, t-1$ ) + 冲突的相邻网格数量( $j, t-2$ ) + 冲突的相邻网格数量( $j, t-3$ ) + 网格冲突历史( $i, t-1$ ) + 网格冲突历 史( $i, t-2$ ) + 网格冲突历史( $i, t-3$ )
	风险方程:冲突的相邻网格数量( $j, t-1$ ) + 冲突的相邻网格数量( $j, t-2$ ) + 冲突的相邻网格数量( $j, t-3$ ) + 网格冲突历史( $i, t-1$ ) + 网格冲突历 史( $i, t-2$ ) + 网格冲突历史( $i, t-3$ )

<sup>①</sup> 值得说明的是,研究者可以选择不同的变量组合生成不同的主题模型,并且主题模型的数量也可以由研究者自定。

续表

主题模型	变量选择
时空全模型	持续期方程:冲突的相邻网格数量( $j, t-1$ ) + 冲突的相邻网格数量( $j, t-2$ ) + 冲突的相邻网格数量( $j, t-3$ ) + 网格冲突历史( $i, t-1$ ) + 网格冲突历史( $i, t-2$ ) + 网格冲突历史( $i, t-3$ ) + 网格人口密度 + 网格人均夜间灯光
	风险方程:冲突的相邻网格数量( $j, t-1$ ) + 冲突的相邻网格数量( $j, t-2$ ) + 冲突的相邻网格数量( $j, t-3$ ) + 网格冲突历史( $i, t-1$ ) + 网格冲突历史( $i, t-2$ ) + 网格冲突历史( $i, t-3$ ) + 网格人口密度 + 网格人均夜间灯光
机器学习框架	
样本数据	2010年4月1日—2020年9月30日,共计126个月
训练数据	2010年4月—2017年4月共计85个月,用以训练SPDM主题模型
校验数据	2017年5月—2018年12月,共计20个月,用EBMA校验主题模型
测试数据	2019年1月—2020年9月,共计21个月,样本外预测,并产生未来6个月的预测数据
预测	2020年10月—2021年3月,6个月的预测窗口,进行预测

表格来源:作者自制。

对于每一个主题模型,我们用对应的变量定义其主题,它们所依赖的数据在时间上涵盖2010年4月—2017年4月的85个月,这一部分数据被称为训练数据(training data)。根据机器学习的思路,我们进一步将2017年5月—2018年12月共计20个月的数据作为校验数据(calibration data),通过EBMA程序进一步校正模型的参数,并计算EBMA模型结果。随后,我们将2019年1月—2020年9月共计21个月的数据作为测试数据(testing data),进行样本外预测(out-of-sample prediction)。与此同时,测试数据也是用来产生2020年10月—2021年3月“未来”6个月的预测所使用的窗口数据。对于未来预测(forecasting),由于缺乏相应的自变量数据,我们采取了外推(interpolation)的方式产生相应数据。在2021年5月,我们重新从ACLED数据库中获取了2020年10月—2021年3月的现实数据,将真实数据作为检验模型准确度的真实参照标准(见后文的讨论)。表2后半部分展示了我们机器学习与数据分割的思路和具体做法。具体而言,EBMA在校验阶段,根据多个预测模型进行加权平均,使得平均后的模型能够最大化地

拟合观察到的结果。<sup>①</sup> EBMA 将利用 EM 算法(Expectation Maximization Algorithm)估计三个参数,即  $W$ 、 $a_0$  和  $a_1$ ,相应公式表达如下:

$$p = \sum_{k=1}^k w_k \text{logit}^{-1}(\alpha_{k0} + a_{k1} \times f_k)$$

其中,  $f_k$  中  $k$  表示 SPDM 模型的数量,  $f$  表示 SPDM 模型,  $p$  表示最终 EBMA 估计的概率。这一算法首先将  $k$  个 SPDM 模型转化为 logit 函数,并进行偏差调整以减少奇异值(outliers)带来的影响,从而产生  $f_k$ ;然后将  $f_k$  进行转换,并使用估计出来的  $W$ 、 $a_0$  和  $a_1$  进行加权,最终获得每一个网格一个月发生冲突的概率  $p$ 。<sup>②</sup>

由于本文的主要目标在于阐明如何利用冲突的时空依赖特征为预测服务,因此下文的介绍将重点关注模型的预测表现而非基于训练数据集得出的回归系数解读,这与传统的假设检验分析存在一定的区别。

### (三) 预测结果讨论

表 3 总结了上文提及的五个主题模型以及最后的 EBMA 模型的表现。我们使用了三个指标来评估模型的预测准确度:布莱尔分数(Brier Score)、在受试者工作特征(Receiver Operating Characteristic)曲线下的面积(AUC-ROC)和在查准率/查全率(Precision/Recall)曲线下的面积(AUC-P/R)。布莱尔分数的取值为[0,1],越接近 0,说明模型预测的误差越小;ROC 与 PR 曲线下的面积两个指标取值范围也为[0,1],越接近 1,说明模型预测准确度越高。如果 AUC 取值小于 0.5,则意味着模型预测的准确度甚至不如随机猜测的准确度高,这也就是说模型的表现很差。在冲突预测中, AUC-ROC 与 AUC-P/R 往往需要同时使用,因为前者在类别不平衡(即冲突发生观测量远远少于冲突不发生观测量)时,往往出现过于“乐观”的估计效果,更多表明模型预测“不发生事件”(即负面事件)的准确度更高;相反,后者则

<sup>①</sup> Jacob M. Montgomery, Florian M. Hollenbach and Michael D. Ward, “Improving Predictions Using Ensemble Bayesian Model Averaging,” *Political Analysis*, Vol. 20, No. 3, 2012, pp. 271-91.

<sup>②</sup> Michael D. Ward and Andreas Bege, “Lessons from near Real-Time Forecasting of Irregular Leadership Changes,” *Journal of Peace Research*, Vol. 54, No. 2, 2017, p. 144

可以更加准确地表明模型对于“发生事件”(即正面事件)的预测准确度。<sup>①</sup>

表3 集成模型与其构成模型的比较

Model	EBMA 参数			校验阶段表现			测试阶段表现		
	W	a0	a1	Brier	AUC-ROC	AUC-P/R	Brier	AUC-ROC	AUC-P/R
Ensemble				0.02914	0.952	0.605	0.0833	0.866	0.739
空间扩散模型	0.47	0.92	4.42	0.03532	0.946	0.527	0.0911	0.865	0.727
时间依赖模型	0.09	-1.01	1.81	0.03081	0.948	0.462	0.0932	0.883	0.583
地理环境模型	0.01	2.25	6.81	0.04113	0.933	0.457	0.1229	0.819	0.541
时空基础模型	0.43	-1.02	1.87	0.03010	0.951	0.476	0.0897	0.882	0.582
时空全模型	0	-1.07	1.83	0.03002	0.951	0.473	0.0885	0.883	0.585

表格来源:作者自制。

表3报告了五个主题模型以及EBMA模型在校验阶段(2017年5月—2018年12月)和测试阶段(2019年1月—2020年9月)的表现。在两个阶段,EBMA模型的布莱尔分数都是最小的,分别为0.02914和0.0833。同样,我们发现,在两个阶段,EBMA模型的AUC-P/R值也是最大的,分别为0.605和0.739。对于大多数冲突预测模型,AUC-ROC的值一般比较高(如大于0.7),说明模型对于预测冲突不发生有很好的表现——这种情况并不奇怪,冲突的发生是一个稀有事件,预测不发生冲突比预测发生冲突难度更小。而对于AUC-P/R而言,目前大部分文献中的AUC-P/R值还很难超过0.5,这也正说明这些模型预测冲突发生的准确率还有待提高。例如,汉内斯·穆勒和克里斯托弗·劳的模型中AUC-P/R仅为0.1,这表明在每十个

<sup>①</sup> Jan Grau, Ivo Grosse and Jens Keilwagen, “PRROC: Computing and Visualizing Precision-Recall and Receiver Operating Characteristic Curves in R,” *Bioinformatics*, Vol. 31, No. 15, 2015, p. 2595.

冲突发生的预测中,仅有一个预测为真。<sup>①</sup>正如表 3 中,在校验阶段,大部分主题模型的 PR 值都没有超过 0.5,这也充分展示了预测冲突发生的难度;而 EBMA 模型在校验阶段实现了 60.5% 的准确度,这已经超过绝大部分预测模型。鉴于本文的预测是在相当于村县大小的地理网格和月度层次上进行的,这一准确率水平已经具备了一定的政策价值:95% 的准确度表明网格不会发生冲突,以及 60.5% 的准确度表明某些网格会发生冲突。在模型测试阶段,即样本外预测阶段,AUC-P/R 值更是达到了 73.9%,这表明经过校验阶段的加权,模型的表现甚至比样本内表现更好,对于冲突发生的预测准确度得到了进一步提升。值得注意的是,目前表 3 模型中 EBMA 和空间扩散模型的 AUC-P/R 值最高,说明在认真考虑了冲突事件的空间依赖性之后,模型即能够实现较高准确度的预测。目前这些模型对于其他层次的变量考虑有限,如果有更多的时变变量,模型将可以更好地捕捉冲突在当地的互动过程,可以非常乐观地预期其准确度将会得到进一步提升。

表 3 中,W 给出了每一个主题模型对于 EBMA 模型贡献的权重。<sup>②</sup>我们看到,在五个主题模型中,空间扩散模型与时空基础模型占据的权重是最大的,分别为 0.47 和 0.43,并且在校验与测试阶段,它们的 PR 值也相对更高,尤其是空间扩散模型在测试阶段的 AUC-P/R 达到了 0.727,这也展示了空间依赖性对于预测模型的独特贡献。

图 5 进一步展示了不同模型的权重对于三种评价指标得分的关系。图 5 中模型的 y 轴分别表示布莱尔分数、ROC 分值和 P/R 曲线得分。图 5(a)表明,布莱尔分数总体上与权重 W 呈现出负相关关系,权重越大,布莱尔分数

<sup>①</sup> Hannes Mueller and Christopher Rauh, "Reading Between the Lines: Prediction of Political Violence Using Newspaper Text," *American Political Science Review*, Vol. 112, No. 2, 2018, p. 367. 相关例子可以参考 Yu Wang, "Comparing Random Forest with Logistic Regression for Predicting Class-Imbalanced Civil War Onset Data: A Comment," *Political Analysis*, Vol. 27, No. 1, 2019, p. 107.

<sup>②</sup> 由于“时空全模型”的主要构成要素已经在空间模型和时空基础模型中出现,因此时空全模型在 EBMA 模型中的权重划归为 0。然而,其单独的预测表现较好,因此也表明了这一模型若是单独使用也具有较好的预测力,进一步表明捕捉时间和空间依赖性对于预测准确度提升的重要性。

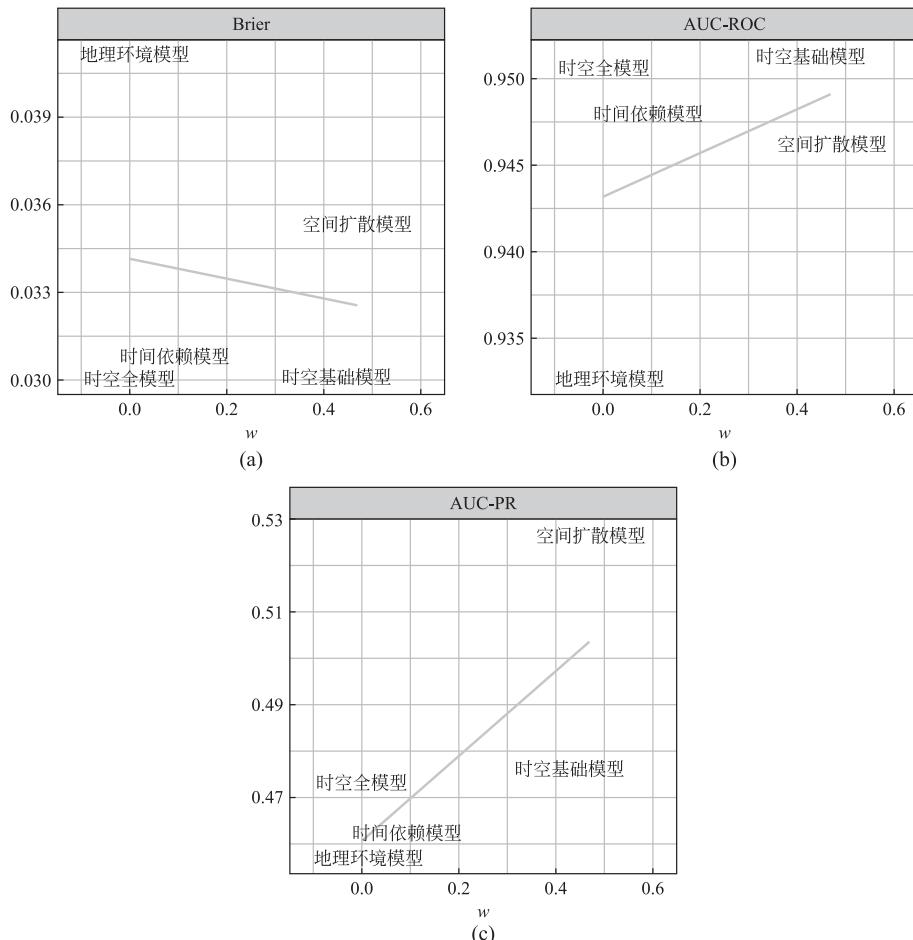


图 5 预测模型权重分配

注:(1) 图 5 展示了集成模型中 W 的权重与模型表现评估标准的相关性。图 5 中模型的 y 轴分别表示 Brier 分数、AUC-ROC 分值和 AUC-P/R 曲线得分。

(2) 图片来源:作者自制。

也就越小。对于 AUC-ROC 和 AUC-P/R 则相反,权重越大,它们对应的值也越大。我们可以看到,空间扩散模型对于准确预测网格层次上的冲突具有最重要的贡献。

在此基础上,表 4 进一步展示了未来 6 个月(2020 年 10 月—2021 年 3 月)预测产生的前 15 个最可能发生冲突的网格及其对应的位置。由于未来

表 4 集成模型预测的前 15 名高风险网格

排序	网格编号	预测概率		网格坐标中心		网格位置	实际结果	
		$\widehat{EBMA}$	经度(东经)	纬度(北纬)	事件次数		二分类处理	
1	158947	0.999974	93.250000	20.250000	17	有冲突		
2	159667	0.999936	93.250000	20.750000	6	有冲突		
3	158946	0.999935	92.750000	20.250000	8	有冲突		
4	159666	0.999935	92.750000	20.750000	30	有冲突		
5	162556	0.999779	97.750000	22.750000	9	有冲突		
6	160386	0.999721	92.750000	21.250000	4	有冲突		
7	158228	0.998868	93.750000	19.750000	6	有冲突		
8	163996	0.997948	97.750000	23.750000	23	有冲突		
9	162554	0.995182	96.750000	22.750000	22	有冲突		
10	153917	0.968474	98.250000	16.750000	6	有冲突		
11	160387	0.930733	93.250000	21.250000	0	无冲突		
12	159665	0.904106	92.250000	20.750000	1	有冲突		
13	162555	0.870774	97.250000	22.750000	54	有冲突		
14	163276	0.869203	97.750000	23.250000	7	有冲突		
15	163275	0.867319	97.250000	23.250000	6	有冲突		

表格来源：作者自制。

6个月预测窗口内既没有因变量也没有自变量数据,因此我们使用了“向前填充”(carry-forward)算法“外推数据”(extrapolate data),并在2021年3月结束之后重新收集ACLED数据库中这一段时间的冲突数据进行最后的比对。表4中最后一列即我们根据最新数据进行核实比对的结果,这里记录了该网格在这六个月中发生冲突的次数。

表4中展示了未来6个月(2020年10月—2021年3月)前15名最有可能经历冲突网格的编号及其地理坐标中心。更进一步地,我们可以容易地在地图上标出这15个预测风险最高的网格位置,并利用缅甸的行政区划地图反推它们所在的城市或者地区名称。这15个网格主要靠近的具体城市分别是敏比亚(Minbya)、谬杭(Mrauk-U)、拉代当(Rathedaung)和邦纳均(Ponnagyun)、布迪当(Buthidaung)、腊戍(Lashio)、百力瓦(Paletwa)、皎漂(Kyaukpyu)和安(Ann)、南坎(Namhkan)、抹谷(Mogoke)、高加力(Kawkareik)、皎道(Kyauktaw)、貌夺(Maungdaw)、昔卜(Hsipaw)、贵概(Kutkai)、南渡(Namtu)。然后,通过与ACLED数据库中缅甸实际在2020年10月—2021年3月爆发的冲突事件进行比对,我们发现这15个网格中有14个都爆发过冲突,这更加清晰地佐证了预测模型的准确度。类似地,表5展示了未来6个月前15名最不可能经历冲突网格的编号及其地理坐标中心。<sup>①</sup> 经过实际比对,我们发现这15个低风险网格中的12个网格在6个月内几乎都没有发生冲突。

综上,我们发现,恰当应用大数据和机器学习方法,可以在更精细的时间和空间维度上预测冲突的发生,甚至是较准确地完成提前6个月的预测预警。这也意味着,相比于传统预测而言,大数据时代的冲突预测更有可能产生真正具有政策参考意义的研究成果。表3和表4结果进一步表明,本文的预测模型具有很高的准确度,其中最重要的一个原因在于我们充分利用了冲突的空间依赖性这一特征。我们的模型表明,即便在没有充分的时变变量情况下,仅仅使用描绘冲突本身具有的时空依赖特征的相关变量,就能对样本中的冲突进行比较准确的预测。因此,认真对待空间依赖性,对大数据时代的预测具有尤为重要的意义。

---

<sup>①</sup> 由于印刷原因,叠加在行政边界上的前15名高风险和低风险网格位置图可以在笔者的Harvard Dataverse下载。

表 5 集成模型预测的前 15 名低风险网格

排序	网格编号	$\widehat{EBMA}$	预测概率		网格坐标中心		网格位置	实际结果	
			经度(东经)	纬度(北纬)				事件次数	二分类处理
1	158227	0.001257	93.250000	19.750000				0	无冲突
2	159668	0.002393	93.750000	20.750000				0	无冲突
3	158949	0.004313	94.250000	20.250000				0	无冲突
4	162557	0.004443	98.250000	22.750000				0	无冲突
5	163994	0.005612	96.750000	23.750000				0	无冲突
6	157507	0.005622	93.250000	19.250000				0	无冲突
7	162553	0.005636	96.250000	22.750000				0	无冲突
8	153198	0.006390	98.750000	16.250000				0	无冲突
9	163273	0.006394	96.250000	23.250000				0	无冲突
10	153915	0.006713	97.250000	16.750000				1	有冲突
11	154635	0.006969	97.250000	17.250000				4	有冲突
12	152477	0.007039	98.250000	15.750000				1	有冲突
13	160388	0.007122	93.750000	21.250000				0	无冲突
14	162558	0.007256	98.750000	22.750000				0	无冲突
15	161118	0.007279	98.750000	21.750000				0	无冲突

表格来源：作者自制。

## 五、结论

本文聚焦于大数据时代如何通过认真对待空间依赖性来提高冲突预测的准确度。由于冲突预测都是在一定的时间和空间范围进行的,因此预测的准确性不可避免地受到所选择的预测时间和空间窗口的影响。为了使冲突预测的结果更加具有理论和政策意义,本文关注了以地理网格作为空间单位、以月度作为时间单位的精细化预测,并通过缅甸冲突预测的实际案例认识到,在大数据时代,只要我们认真对待空间依赖性,即便在部分数据缺失的情况下,也能产生真正具有政策指导价值的结果。

本文认为,高准确度的冲突预测的实现,需要突出两个条件:第一,将冲突扩散的空间特征充分利用起来,并灵活选择空间地理网格进行模型构建;第二,针对这种空间依赖特征,采取合适的预测统计模型,捕捉空间依赖性和空间异质性的影响,将各个模型的优势整合在一起,从总体上提高预测模型的表现力。因此,通过本文的研究可以相信,在大数据时代对有限地理空间上、有限时间窗口内的冲突预测是可行的,这也证明了本文所具有的理论和现实意义。

第一,本文展示了冲突预测预警的乐观前景,这对于我国及时预警海外地缘政治风险,尤其是对“一带一路”共建国的冲突预警提供了重要借鉴。<sup>①</sup>未来的研究也可以进一步收集关于这些国家在更微观地理层次和更精细时间维度上的相关时变数据,通过本文介绍的数据处理方法和模型建构方法进行风险预测和冲突预警,从而更好地维护我国海外公民、机构的安全和利益,更好地防范冲突事件对本国的潜在冲击和负面影响。

第二,本文对未来的冲突预测研究提出了更高的要求,尤其是在数据的质量上。目前大数据在冲突预测中的应用普遍面临的问题就是数据的质量不高,媒体报道数据本身的偏见以及缺失数据的处理等问题都有可能影响

<sup>①</sup> 温尧、谢蒙莹、陈冲:《“一带一路”浪潮的生成——基于空间模型的分析》,载《世界经济与政治》,2021年第2期,第134—154页;周亦奇、封帅:《安全风险分析的方法创新与实践——以“一带一路”政治安全风险数据库建设为例》,载《国际展望》,2017年第5期,第147—166页。

后续模型的建构。本文的案例研究表明,尽管在缺乏部分数据的情况下,我们也可以实现较高的样本外预测准确率,但是如果加入更加全面的数据,预测模型的表现必然可以进一步得到优化。此外,未来的冲突预测模型也需要更加深入地考虑理论复杂度与模型简约度之间的权衡和取舍。在空间依赖性上,未来的研究甚至可以将空间分析与社会网络分析(social network analysis)结合,多维度捕捉冲突集聚与扩散的机制和渠道,从而更好地提升冲突预测的准确度和政策应用前景。<sup>①</sup>

第三,本文的研究表明,冲突事件的预测需要将定量与定性方法进行结合。定量方法不是解决所有预测困难的万灵药,对当地情境的准确认知将是实现更好冲突预测的必要条件之一。我们需要了解当地政府与民众的互动、当地精英的偏好等信息,并将它们与大数据方法相结合。因此,未来的冲突预测需要更精细化的定性研究分析,也需要区域国别研究领域学者的参与和支持。此外,以后的研究更应注意选择精细空间分析单元的重要性。无论是在国家、次国家还是在族群、网格等分析层次,我们都需要建立起宏观与微观空间单元的转换和连接,从而更好地、更全面地认知各要素的互动过程。

---

<sup>①</sup> 这方面的有益尝试可以参考 Cassy Dorff, Max Gallop and Shahryar Minhas, "What Lies Beneath: Using Latent Networks to Improve Spatial Predictions," *International Studies Quarterly*, Vol. 66, No. 1, 2022, pp. 1-12 (sqab086); Johan A Elkink and Thomas U Grund, "Modeling Diffusion through Statistical Network Analysis: A Simulation Study and Empirical Application to Same-Sex Marriage," *International Studies Quarterly*, Vol. 66, No. 1, 2022, pp. 1-15 (sqab087)。