

机器学习能预测战争么？

对ViEWS的结果再评估与思考

刘辰辉、唐世平
复旦大学“复杂决策分析中心”
2022-07



- “每个月都有成千上万的人在大规模的政治暴力中被杀害。这些冲突具有**高度的破坏性**--除了眼前的死亡率和发病率，冲突还导致了**严重的长期后果**，**阻碍了可持续发展的实现**。它们严重阻碍了经济增长和减贫，并对公共卫生产生了严重的不良影响，在枪声停止后的几十年里都能感受到这种不利影响。**冲突是‘反向的发展’**。因此，**预防和遏制武装冲突是政策制定者议程上的重点**。然而，早期行动需要早期预警。在充分了解武装冲突将在不久的将来发生，将持续多长时间，以及它的致命性之后，有关政府、政府间组织和非政府组织可以参与外交努力，提醒国际社会注意有关情况，准备人道主义援助，并将资源分配到最需要的地方。这就是ViEWS所提供的。”
- 我们**为什么**要关注ViEWS：
 - ViEWS项目是目前一个**完全提前公开**（数据、算法、结果）的冲突预测项目。也是目前**唯一一个敢也真正做到的冲突预测项目**。
 - 此前Philip Schrodtt & Michael Ward 为美国国防部DARPA开发的 W-ICEWS的项目无论是数据还是模型，还是预测结果均从未公开过，目前已经属于Lockheed Martin/SAE/ONR/DoD。
 - 根据其公开算法及数据可以**重现**他们的结果。
 - 不断更新、改进**数据与算法，并提供平台提供平台（官网、Github等），推进全球和平研究。

ViEWS项目介绍



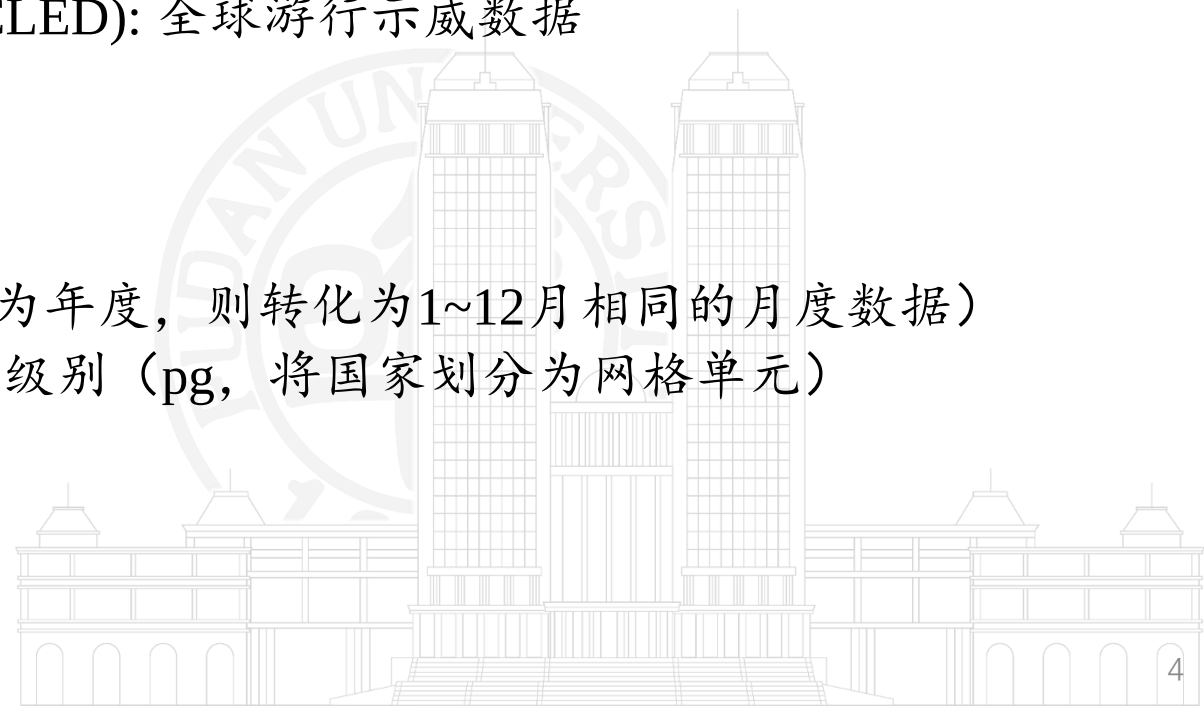
- ViEWS项目全称The **Violence Early-Warning System**，是一个基于数据驱动的地区政治暴力预警系统。主要负责人是乌普萨拉大学（Uppsala University）与奥斯陆和平研究所（Peace Research Institute Oslo）的Håvard Hegre教授。
- 该项目每月对外公布**未来36个月**内全球**各个国家及非洲地区55*55公里范围内**潜在致命政治暴力事件的爆发概率（**月度**为单位）。
- 整个预测系统是由多个统计/机器学习模型集成（Model Ensemble）。为确保最大程度透明、公开，所有输入数据、运行代码可以从乌普萨拉大学和平与冲突预测系下属网站下载。
([ViEWS - Department of Peace and Conflict Research - Uppsala University, Sweden \(uu.se\)](https://www.uu.se/en/peace-research/views))
- 目前该项目有两个版本：
 - ViEWS 1.0: Hegre et al., 2019, ‘ViEWS: A political violence early-warning system’, Journal of Peace Research, 56(2), pp. 155–174
 - ViEWS 2.0: Hegre et al., 2021, ‘ViEWS2020: Revising and evaluating the ViEWS political Violence Early-Warning System ’, Journal of Peace Research, 58(3), pp. 599–611

- 数据来源:

- Uppsala Conflict Data Program Georeferenced Event Dataset (UCDP GED): 包含1989-2017年全球冲突数据
- PRIO-GRID: 包含1946-2008年政治、经济、人口、环境和冲突次国家地理级别数据
- The World Development Indicators: 世界银行的全球发展指数, 包含天气、经济、矿产资源等
- Excluded Ethnic Groups: 被排斥族裔数据 (Cederman, Wimmer & Min, 2010)
- Demographic Factors: 人口学因子 (Lutz et al., 2007)
- Armed Conflict Location and Event Dataset (ACLED): 全球游行示威数据
- The V-Dem Dataset: 全球民主评级

- 颗粒度:

- 时间: 年度 (y)、月度 (m, 如果原始数据为年度, 则转化为1~12月相同的月度数据)
- 空间: 国家级别 (country, c)、次国家地理级别 (pg, 将国家划分为网格单元)



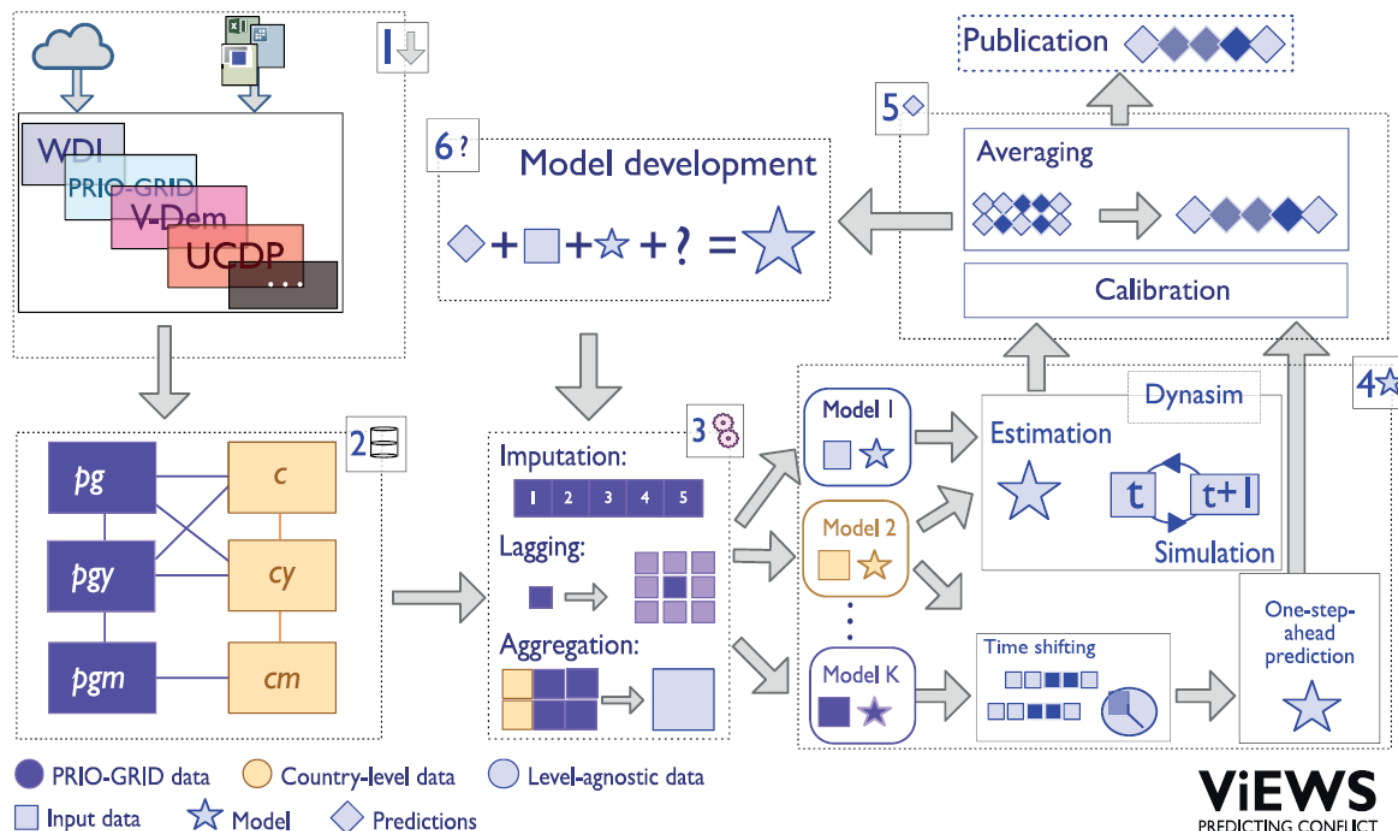
ViEWS 1.0介绍



- 模型集成：
 - 优势：改善预测结果，并使其更加稳健（“广泛”的变量集不容易过拟合）
 - 输入变量：cm/pgm
 - 输出结果（预测）：国家冲突（State-Based Conflict, sb）/ 单边暴力（One-Sided Violence, os）/ 非国家冲突（Non-State Conflict, ns）

- 相关算法：
 - Dynasim**—Dynamic Simulation：
 - 动态多项Logit（Dynamic Multinomial Logit）
 - One-Step ahead Model**
 - 逻辑回归（Logistic Regression）
 - 随机森林（Random Forest Models）

- 主要步骤：
 - Step 1~3: 数据库导出数据并处理
 - Step 4: 将K个主题数据输入模型
 - Step 5: 对模型结果校准再融合
 - Step 6: 发表或评估并改进



ViEWS 1.0: Dynasim



- 优势：更容易捕捉到引起冲突爆发的因子
- 周期：
 - 验证集— 2001~2009
 - 预测集— 2010~2050
- 模拟流程：
 - Step 1: 根据自变量和冲突爆发转移概率矩阵估计统计模型
$$p(Y_i = j) = \frac{e^{x\beta_j}}{\sum_{k=0}^2 e^{x\beta_k}}$$
 - Step 2: 根据 $t-1$ 时刻 β_{t-1} 与协方差矩阵生成 β_t
 - Step 3: 根据新的 β_t 结合外部变量得到新的结果
 - Step 4: 重复Step 2-3直到预测期结束
 - Step 5: 重复Step 1-4共计1000次
- 验证集作用：
 - 通过实际结果对比预测筛选模型（数据集）

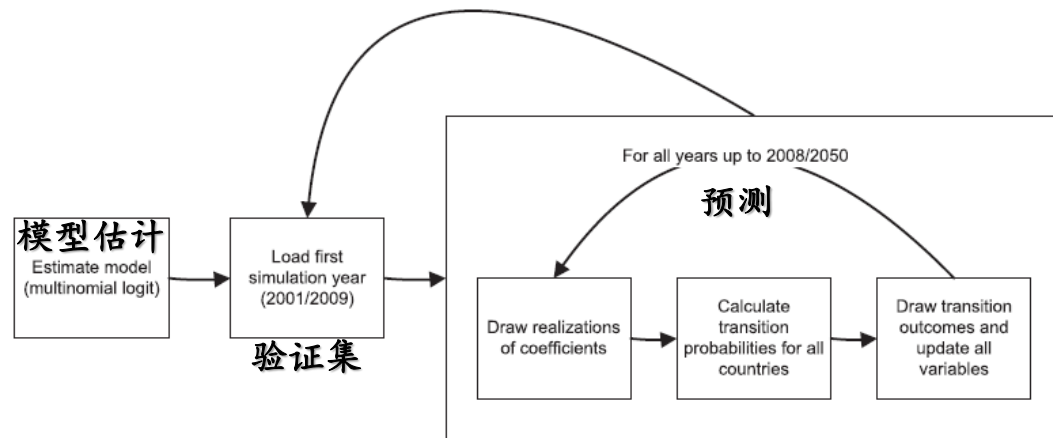


TABLE 1. Transition Probability Matrix: Conflict at t vs. at $t-1$, 1970–2009

Conflict at $t-1$	Conflict level at t			Total
	No conflict	Minor conflict	Major conflict	
No conflict	5116 (0.966)	156 (0.029)	23 (0.004)	5295 (1.000)
Minor conflict	145 (0.207)	481 (0.689)	72 (0.103)	698 (1.000)
Major conflict	24 (0.070)	70 (0.205)	247 (0.724)	341 (1.000)
Observations	5285	707	342	6334

Row proportions in parentheses.

注：No Conflict：一年中国战斗死亡人数<25人；Minor Conflict：一年中国战斗死亡人数在25到999人之间；Major Conflict：一年中有1000人以上死于战斗。

- 相关文献：
 - Hegre, Håvard; Joakim Karlsen, Håvard Mogleiv Nygård, Håvard Strand & Henrik Urdal (2013) Predicting armed conflict 2010–2050. International Studies Quarterly 55(2):250–270.
 - Hegre, Håvard; Halvard Buhaug, Katherine V Calvin, Jonas Nordkvelle, Stephanie T Waldhoff & Elisabeth Gilmore (2016) Forecasting civil conflict along the shared socioeconomic pathways. Environmental Research Letters 11(5): 054002.

ViEWS 1.0: One-Step ahead Model



- 说明：以 t 时刻数据预测未来 ($t + 1, \dots, t + 12, \dots, t + 36$)
- 公式： $y_{t+s} = X_t \beta_t, \text{ for } s \in (1, 36)$
- 周期划分：
 - 评估模型（检验方法）：
 - 训练集：1990.1~2011.12
 - 校准集：2012.1~2014.12
 - 预测集：2015.1~2017.12
 - 预测模型（预测未来）：
 - 训练集：1990.1~2015.8
 - 校准集：2015.9~2018.8
 - 预测集：2018.9~2021.10
- 建模策略：
 - One-Step ahead Logit
 - One-Step ahead Random Forest



ViEWS 1.0: 主题/组成模型



- 目的：根据多项和平研究论文，基于多个主题**捕捉**潜在导致**冲突爆发**因子用于**未来预测**

Table II. *cm* (country-level) models

Baseline

Proportion of months in training period with conflict

Conflict history theme

Lagged conflict (**sb**, **ns**, **os**)

Decay functions ($2^{-m/12}$ where m is the number of months without conflict and 12 months the half-life parameter; **sb**, **ns**, **os**)

Demography theme

Population size

Proportion of population between 15 and 24 with at least lower secondary education

Proportion of population living in urban areas

Economy theme

GDP per capita, oil rents only

GDP per capita, excluding oil rents

Growth in GDP per capita, oil rents only

Growth in GDP per capita, excluding oil rents

Institutions theme

Democracy

Semi-democracy

Time since pre-independence war

Time since regime change

Proportion of population excluded from power

Time since independence

Protest theme

Lagged protest

Decay functions ($2^{-m/12}$ where m is the number of months without protest and 12 months the half-life parameter)

All themes

Baseline + Conflict history +

Demography + Economy + Institutions

All themes + protest

Baseline + Conflict history +

Demography + Economy + Institutions + Protests

'All themes' and 'All themes + protest' specifications are separated because protest data only exist for a limited time period.

Table III. *pgm* (PRIO-GRID level) models

Baseline

Proportion of months in training period with conflict

Conflict history theme

Lagged conflict event (**sb**, **ns**, **os**)

Months since last conflict (decay function $2^{-m/12}$; **sb**, **ns**, **os**)

Spatial lag of lagged conflict event (**sb**, **ns**, **os**)

Natural geography theme

Distance to nearest secondary diamonds resource

Distance to nearest petroleum resource

Proportion of mountainous terrain

Agricultural area

Barren area

Forest area

Shrublands

Pasture land

Urban areas

Social geography theme

Distance to neighboring country

Travel time to nearest city

Distance to capital city

Population size

Gross cell product

Infant mortality rate

Number of excluded groups

Country-level (*cm*) theme

Democracy

Semi-democracy

Time since independence

Time since pre-independence war

Time since regime change

Proportion of population excluded

GDP per capita, oil rents only

GDP per capita, excluding oil rents

Growth in GDP per capita, oil rents only

Growth in GDP per capita, excluding oil rents

Population size

Proportion of population between 15 and 24 with at least lower secondary education

Proportion of population living in urban areas

Protest theme

Lagged protest

Months since last protest (decay function $2^{-m/12}$)

Spatial lag of protest

All themes, without *cm*

Baseline + Conflict history +

Natural geography + Social geography

All themes, with *cm*

In this model, predictions are either generated by (1) adding the 'cm theme' variables to the 'All themes, without cm' model; or (2) multiplying predictions from the 'All themes, without cm' model predictions obtained from estimation at the *pgm* level with predictions from the 'All themes' model estimated at the *cm* level. For details on (2), see section on cross-level representation.

All themes, without *cm* + protest

Baseline + Conflict history +

Natural geography + Social geography + Protest

'All themes, without *cm*' and 'All themes, without *cm* + protest' specifications are separated because protest data only exist for a limited time period.

- **cm级别**：24个模型（3种预测方法，8个主题）
- **pgm级别**：30个模型（3种预测方法，10个主题）

*将cm级别因子加入pgm主题模型可能导致模型对低风险地区过分预测（将国家一级风险均匀分散到网格单元上）

ViEWS 1.0: 校准



- 目的：对预测结果进行换算，使其总体上尽可能接近实际情况。（参照“信用评级模型”）
- 方法： $\text{logit}(p(Y_v^c = 1)) = \hat{\gamma}_{0i} + \hat{\gamma}_{1i}z_{iv}^c$
 - z_{iv}^c 是模型 i 在冲突类型 v 上的冲突爆发概率的对数 (log)
 - $\hat{\gamma}_{0i}$ 与 $\hat{\gamma}_{1i}$ 转化系数与截距

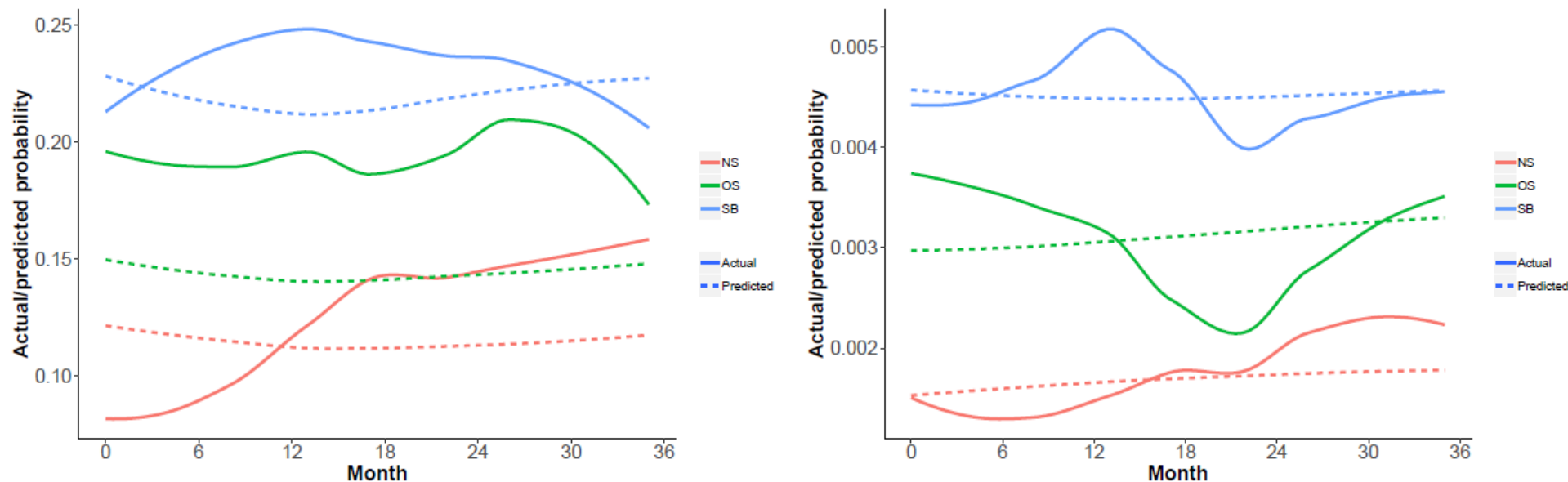


图3: cm模型（左）和pgm模型（右）的预测结果经过校准后和实际对比

ViEWS 1.0: 结果评估-1



- 阈值：在校准过程中根据预测与实际结果，确定冲突爆发阈值。例如果 $\hat{p} > 0.5$ 则视为预测的某类型冲突爆发，反之则为未爆发某类型冲突。
- 指标：
 - AUROC (Area under the Curve of the Receiver Operating Characteristic)
 - $TPR = \frac{TP}{TP+FN}$, 真阳性率 (阳性例子中被正确预测比率)
 - $TNR = \frac{TN}{FP+TN}$, 真阴性率 (阴性例子中被正确预测比率)
 - AUPR (Area under the Precision-Recall Curve)
 - $PR = \frac{TP}{TP+FP}$, 精确度 (预测阳性例子中正确预测比率)
 - $R = \frac{TP}{TP+FN}$, 召回率 (阳性例子中被正确预测比率)
 - BS (Brier Score)
 - $BS = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (\hat{p}_i - A_i)^2$, 检验正确率 (越小模型准确率越高)
 - Accuracy
 - $A = \frac{TN+TP}{TN+FP+FN+TP}$, 准确度 (预测阳性与阴性正确比率)
 - F_1 -Score
 - $F_1 = 2 * \frac{PR * R}{PR + R}$, 平衡F分数 (越小说明PR与R差异越大)



ViEWS 1.0: 结果评估-2

表4: cm级别、冲突类型sb数据预测2015.1~2017.12

<i>Model/theme combinations</i>	<i>Multi-threshold metrics</i>			<i>Single-threshold metrics</i>		
	<i>AUROC</i>	<i>Brier score</i>	<i>AUPR</i>	<i>Accuracy</i>	<i>F₁-score</i>	<i>Cost-based threshold</i>
Baseline	0.8238	0.1252	0.675	0.625	0.521	0.132
Baseline + conflict history theme	0.9442	0.0662	0.851	0.852	0.741	0.055
Baseline + conflict history + economy themes	0.9266	0.0668	0.830	0.873	0.764	0.083
Baseline + conflict history + demography themes	0.9448	0.0642	0.838	0.803	0.690	0.090
Baseline + conflict history + institutions themes	0.8855	0.0680	0.778	0.929	0.844	0.724
All themes	0.9352	0.0693	0.807	0.727	0.622	0.089
Ensemble	0.9555	0.0932	0.869	0.846	0.745	0.126

表5: pgm级别、冲突类型sb数据预测2015.1~2017.12（高估但预警的角度算合格）

<i>Model/theme combinations</i>	<i>Multi-threshold metrics</i>			<i>Single-threshold metrics</i>		
	<i>AUROC</i>	<i>Brier score</i>	<i>AUPR</i>	<i>Accuracy</i>	<i>F₁-score</i>	<i>Cost-based threshold</i>
Baseline	0.6324	0.00657	0.049	0.994	0.159	0.017
Baseline + conflict history theme	0.8920	0.00718	0.225	0.988	0.262	0.066
Baseline + conflict history + social and natural geography themes	0.9225	0.00676	0.227	0.992	0.278	0.141
All themes	0.9125	0.00650	0.245	0.990	0.254	0.110
Ensemble	0.9484	0.00623	0.277	0.991	0.289	0.064

ViEWS 2.0介绍



- 回顾ViEWS 1.0在2016~2018年预测：
 - 高估了冲突多发国家爆发冲突的风险
 - 低估了和平国家发生冲突的概率
- ViEWS 2.0改进：
 - 模型评估与平均化
 - 因变量变化
 - 算法集成
 - 优化组成模型

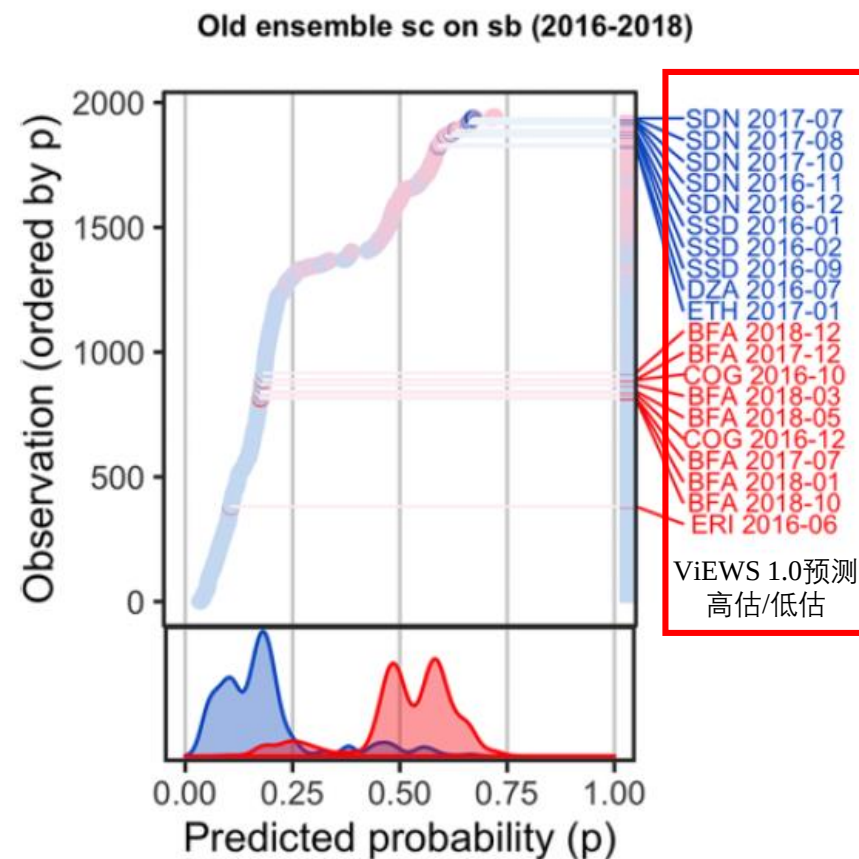
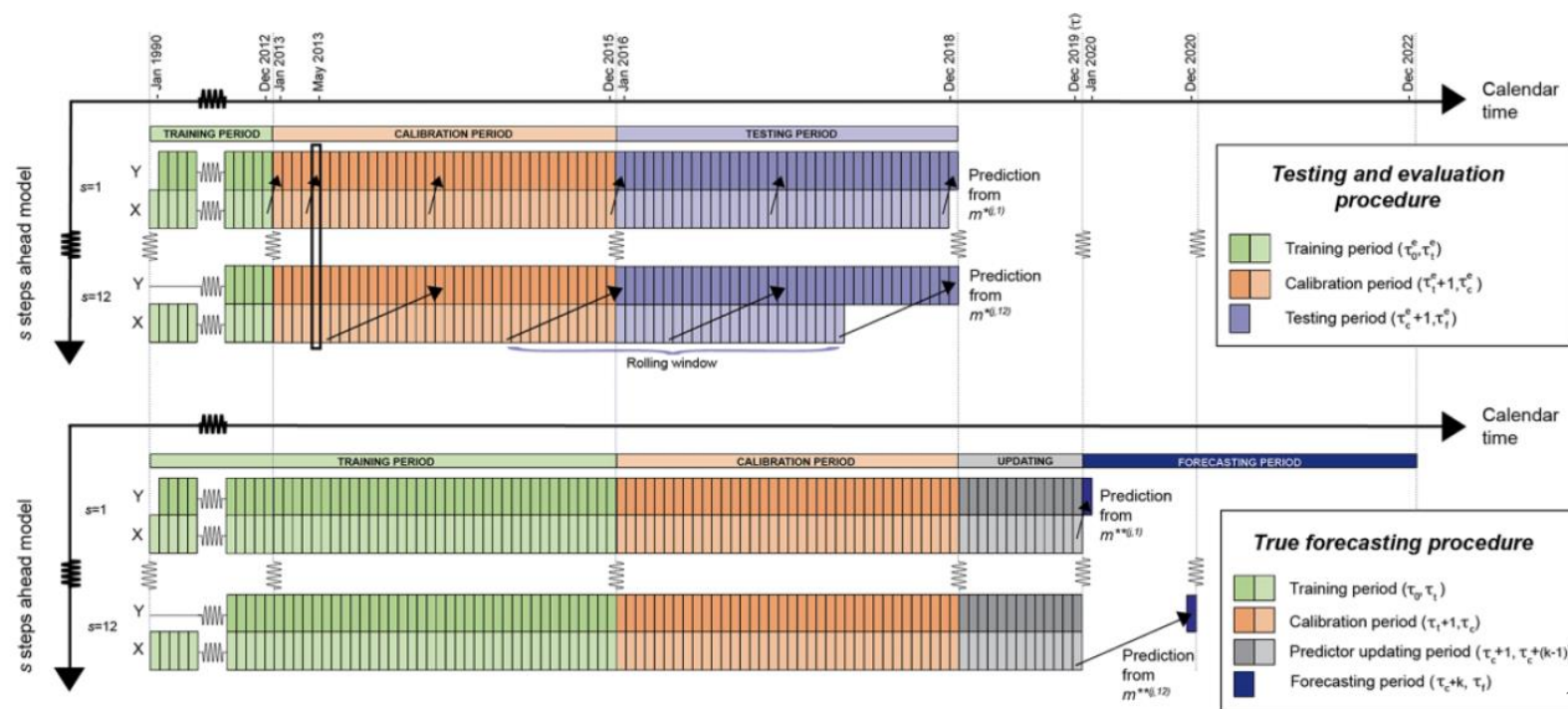


图4: ViEWS 1.0关于2016-2018非洲地区预测
(蓝: 未爆发冲突; 红: 爆发冲突)

ViEWS 2.0: 模型评估与平均化



- 优化校准算法（以模型 $m^{(j)}$ 为例）：
 - EBMA
- 步骤：
 - Step 1: 用 τ_0^e 到 τ_t^e 月度数据训练模型 $m^{(j)}$
 - Step 2: 根据模型生成 $\tau_t^e + 1$ 到 τ_c^e 的预测 p_s , $s \in [1,36]$
 - Step 3: 校准Step 2结果
 - Step 4: 用 τ_0^e 到 τ_c^e 月度数据重新训练模型 $m^{(j)}$
 - Step 5: 用新的 $m^{(j,s)}$ 模型生成 $\tau_c^e + 1$ 到 τ_f^e 的预测



ViEWS 2.0: 因变量变化

- 冲突爆发判定（BRD—Battle-Related Death）：
 - ≥ 25 BRDs $\rightarrow$ ≥ 1 BRDs：有组织暴力活动中，每一个死亡都有必要预警。

- 相关统计描述对比：

Variable	Mean, 2013–15, <i>cm</i>	Mean, 2016–18, <i>cm</i>	Mean, 2013–15, <i>pgm</i>	Mean, 2016–18, <i>pgm</i>
State-based (sb), ≥ 1 BRDs	0.209	0.240	0.000643	0.000572
State-based (sb), ≥ 25 BRDs	0.096	0.110		
One-sided (os), ≥ 1 BRDs	0.151	0.222	0.000528	0.000232
One-sided (os), ≥ 25 BRDs	0.062	0.061		
Non-state (ns), ≥ 1 BRDs	0.105	0.146	0.000349	0.000356
Non-state (ns), ≥ 25 BRDs	0.061	0.073		

- 影响：
 - 缓解样本不平衡问题（效果有限）
 - 系统对于暴力冲突更加敏感

ViEWS 2.0: 算法集成 (EBMA)



- 算法集成:

- cm: 非加权平均 => Ensemble Bayesian Model Averaging (EBMA)
- pgm: 非加权平均 => 非加权平均
- **EBMA**在cm级别数据上的聚合表现好于**非加权平均**, 但在pgm级别数据则表现不佳。
- pgm级别数据存在严重的样本不平衡情况 (数据和模型质量、全面性方面不行)

- EBMA:

- 在算法集成中, 根据**验证集**每个模型的**表现**和**独特性**调整权重。(给表现**较好模型**分配高权重, 较差得到低权重)
- 步骤 (已知训练集为 T' ; 验证集为 T ; 测试集为 T^*):

- Step 1: 在训练集中训练K个不同主题的模型 f_k^s for $s \in [1,36]$
- Step 2: 将相关数据带入K个模型预测验证集的冲突爆发 $f_k^{s|t}$ for $t \in T$
- Step 3: 在验证集已知实际结果 y 的情况下, 构成后验概率 $g_k(y|f_k^{s|t})$
- Step 4: 结合K个模型的PDF得到相对应的聚合权重 w_k , 公式如下:

$$p(y|f_1^{s|t}, \dots, f_K^{s|t}) = \sum_{k=1}^K w_k g_k(y|f_k^{s|t}), \text{ where } w_k \in [0,1] \text{ and } \sum_{k=1}^K w_k = 1$$

- Step 5: 根据得到的各个权重 w_k , 将预测集数据带入模型中得到 $g_k(y|f_k^{s|t^*})$ for $t^* \in T^*$
- Step 6: 将不同模型预测结果加权求和得到最终预测 $p^*(y|f_1^{s|t^*}, \dots, f_K^{s|t^*})$

- 相关文献:

- Montgomery, Jacob M; Florian M Hollenbach & Michael D Ward (2012) Improving predictions using ensemble Bayesian model averaging. Political Analysis 20(3): 271–291.

ViEWS 2.0: 优化组成模型 (cm)



- 模型优化:
 - ViEWS 1.0 (24个) => ViEWS 2.0 (16个)
 - 修改冲突历史模型 (减少高估)
 - 新增过去暴力严重性模型 (上次暴力事件相隔多久、死亡人数)
- 扩大结构性、缓慢变化变量以捕捉潜在冲突爆发风险 (这些因素可能成为主导)
 - 结构性: 自然资源、距离首都距离等
 - 缓慢变化: GDP、人口等
- 加入短期可以预测紧张局势加剧的信号 (**每月更新**)
 - ACLED_protest和ACLED_violence模型包括最近的抗议和暴力历史
 - icgcw模型使用国际危机组织危机观察的每月警告
 - reign_glob模型包含最近的选举、政变和其他领导人变化的信息, reign_coups模型包含军事政变的预测风险
 - reign_drought模型通过包括干旱/降水数据来挖掘紧张局势的早期信号

ViEWS 2.0: 优化组成模型 (pgm)



- 模型优化:
 - ViEWS 1.0 (30个) => ViEWS 2.0 (12个)
 - 新增区分低风险和高风险地区的暴力发生模型 (包含空间距离和时间跨度的各种相对加权特征)
- 使用XGBoost对all_theme数据集进行预测

Figure C-4. Predicted probabilities, ensemble models, **sb**, **os** and **ns**, $s = 3$ (month 483, March 2020), based on data up to December 2019

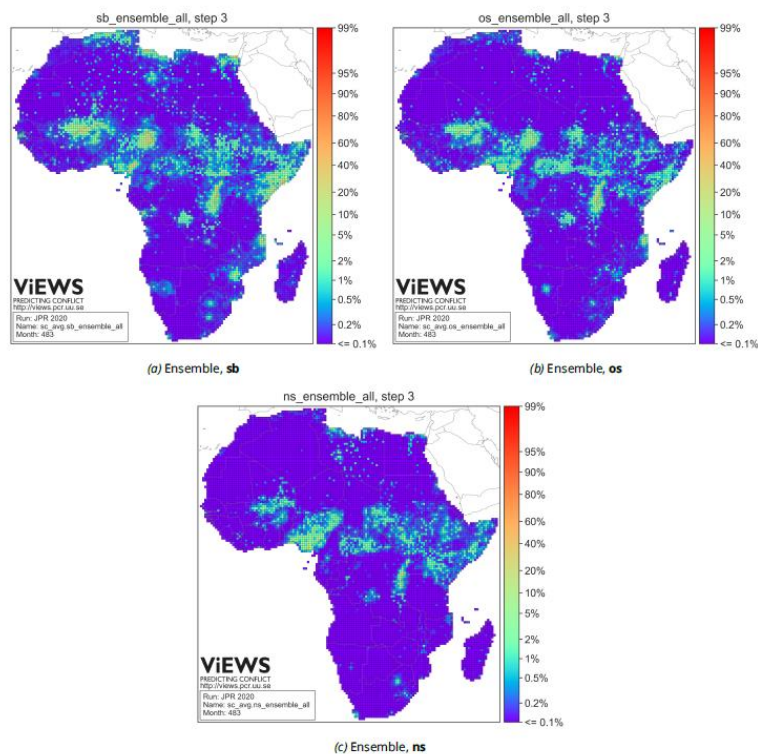
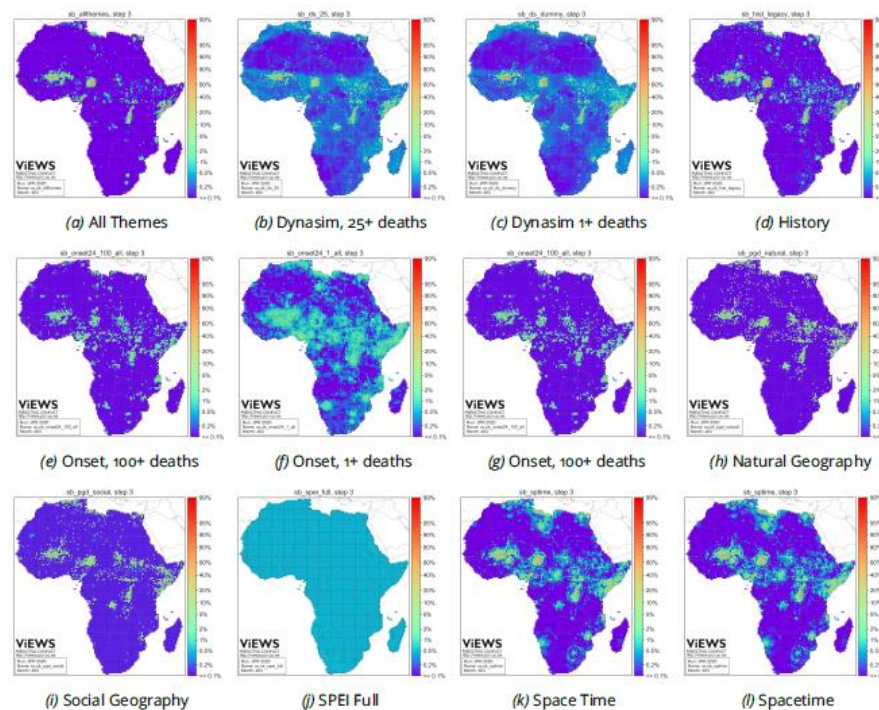


Figure C-5. Predicted probabilities, constituent models, **sb**, $s = 3$ (month 483, March 2020), based on data up to December 2019



ViEWS 2.0: 结果评估



- 相较于1.0版本, ViEWS 2.0有了很大改观

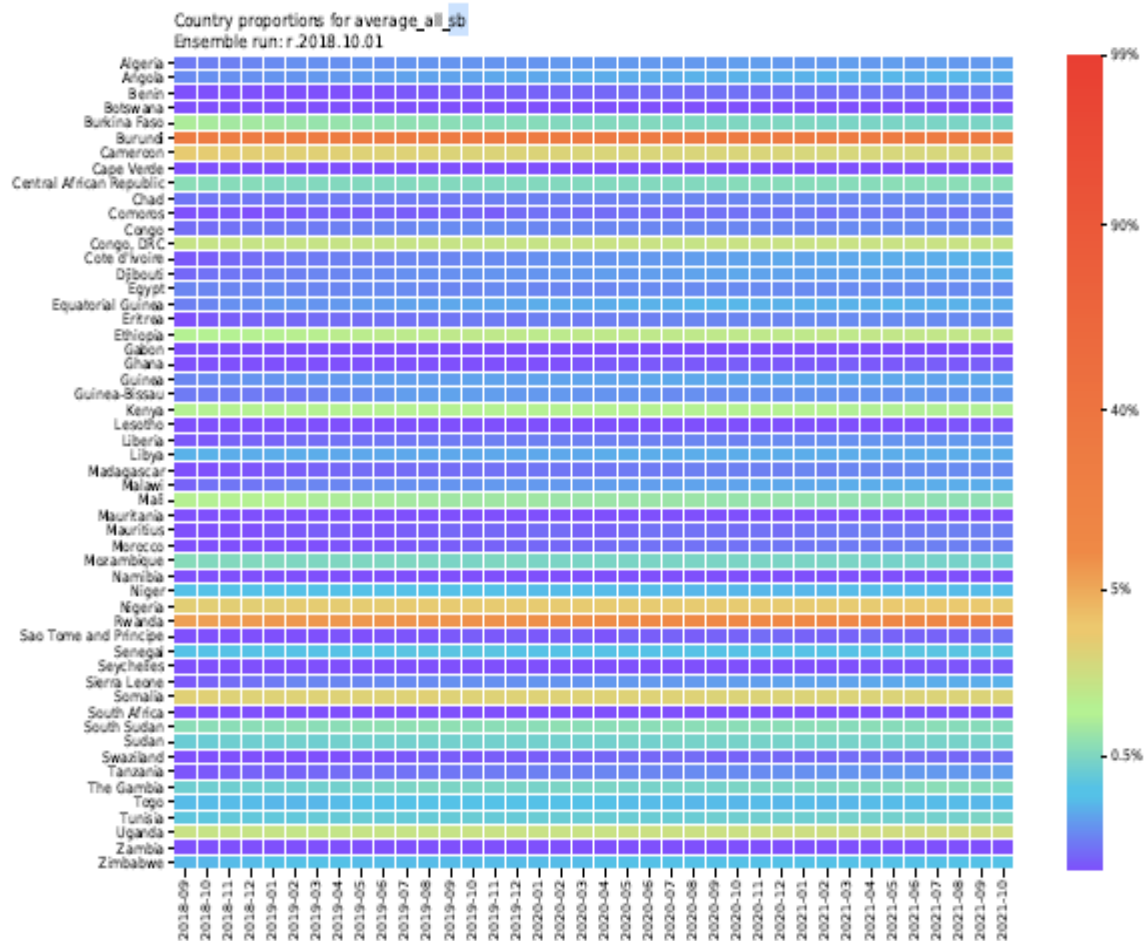


图8: ViEWS 1.0预测结果

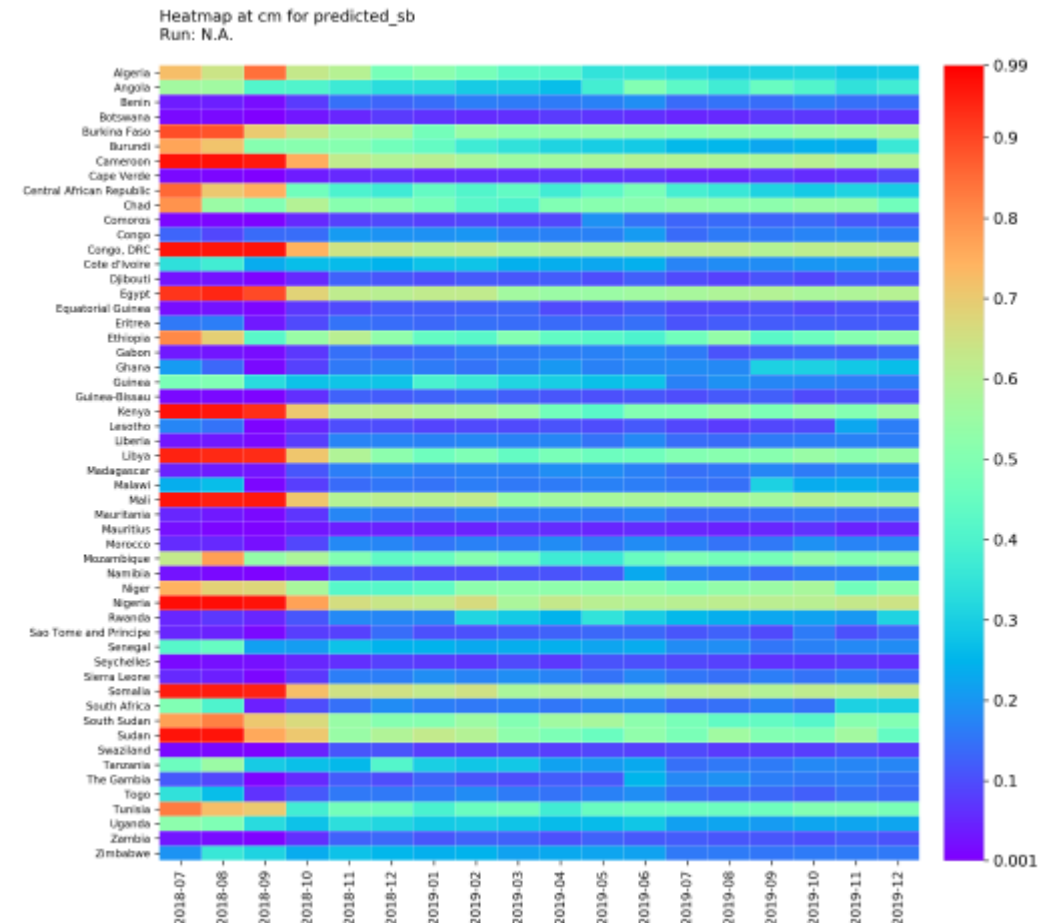


图9: ViEWS 2.0预测结果

我们想做的



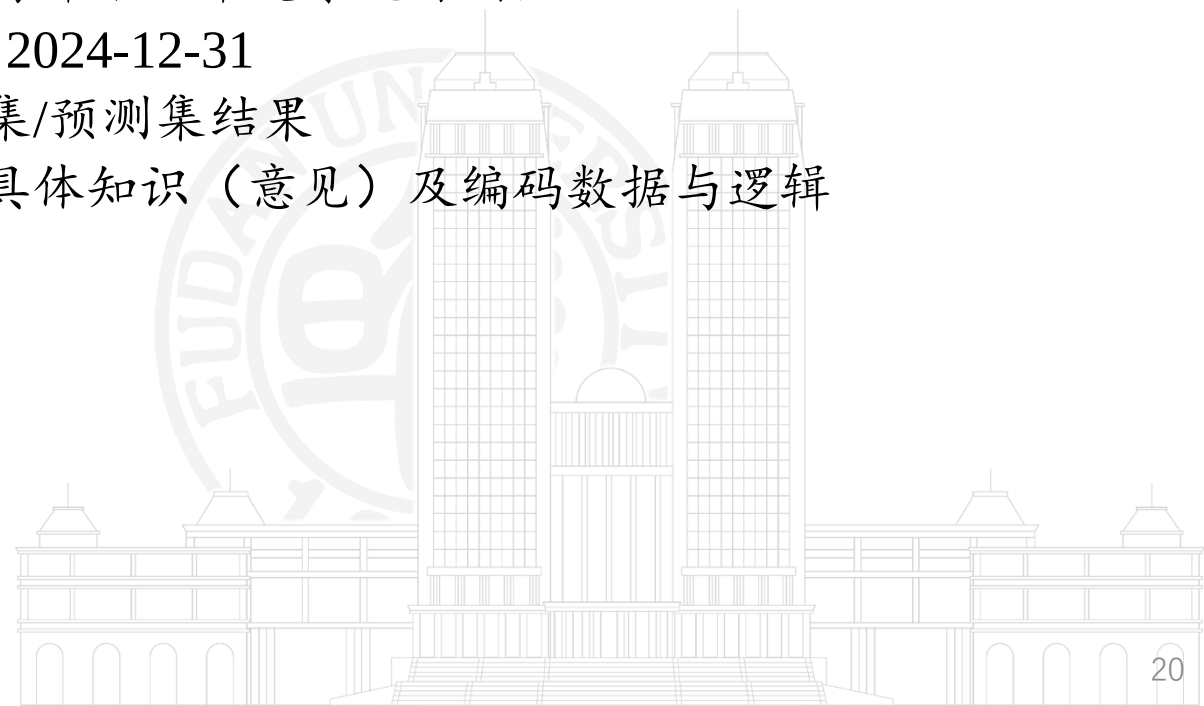
- 一个与ViEWS类似的项目，具备：
 - 公开数据、模型、代码（实验可重复）
 - 根据结构型数据对长期趋势做出预测，再从微观层面不断调整预测准确度
 - 短期内对黑天鹅事件做出反应（如新冠疫情），并修正预测结果
 - 复杂实验（不断改进的算法）
- 为此，我们正不断尝试通过模拟手段解决冲突预测问题
 - 包括检验新冠疫情对于非洲地区冲突的影响



非洲冲突预测公开赛



- 前言：
 - 为了倡导中国社会科学界，特别是中国的“计算社会科学”重视基于数据和模型对未来的国际冲突的预测的能力和水平的提升，复旦大学“复杂决策分析中心”特开展此次“**非洲冲突预测公开赛**”。本竞赛面向所有中国的研究机构、商业机构、独立团队、以及独立个人。
- 要求（完整要求请关注“复旦大学复杂决策”公众号）：
 - 完全基于公开数据（ViEWS、ACLED、UCDP、GDELT），数据可以组合
 - 预测非洲的国际冲突（具体到参战国家、国内群体、冲突爆发时间）
 - 预测时间2023-1-1至2023-6-30、2023-12-31、2024-12-31
 - 提交最终使用数据、模型、计算过程、训练集/预测集结果
 - 可以结合专家知识，但必须披露专家身份、具体知识（意见）及编码数据与逻辑
 - 截至提交时间：2022年12月31日截止
- 奖金：
 - 第一名—2万RMB（1名）
 - 第二名—1万RMB（2名）
 - 第三名—5千RMB（3名）



感谢