



测绘遥感信息工程国家重点实验室

State Key Laboratory of Information Engineering in Surveying, Mapping and Remote Sensing



基于时空图卷积网络的地震预测

团队：神奇宝可梦

2020年9月4日



目录

CONTENTS

01

整体框架

02

数据处理和特征构建

03

样本构建

04

时空图卷积网络

05

模型训练和检验

06

总结

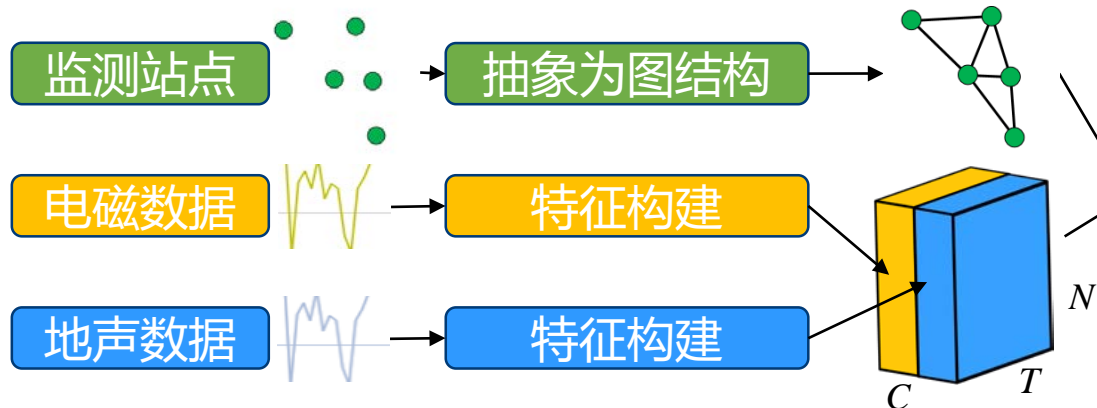


整体框架



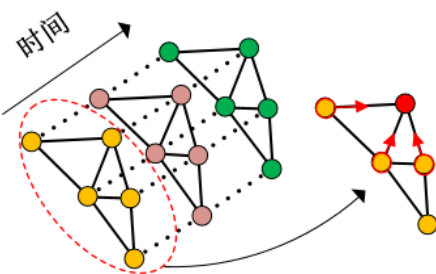
1 整体框架

数据处理和样本构建:

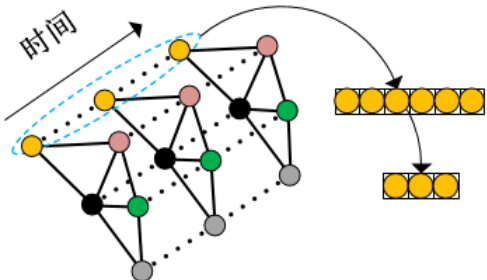


预测: 时空图卷积网络

组成1 空间卷积



组成2 时间卷积



预测结果

是否发生地震	最大地震要素	次大地震要素
--------	--------	--------

模型训练:

MSE损失

模型检验:

CSI, MSE





数据处理和特征构建



2 数据处理和特征构建

➤ 数据处理

电磁数据



若有缺失，则缺失处数据补为0；

地声数据



若有在操作修改表中有被修改记录，则修改处数据置0。

➤ 特征构建

电磁数据



电磁每小时最大值

电磁每小时最小值

电磁每小时平均值

地声数据

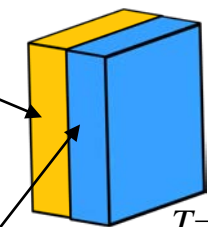


地声每小时最大值

地声每小时最小值

地声每小时平均值

3



$N=168$

$T=7*24=168$

$C=3+3=6$

3

168个地震监测站点的7天（168小时）的6个地声电磁特征作为预测模型的输入，构成 $168 \times 168 \times 6$ 的特征矩阵，用以预测未来一周是否会发生地震。



样本构建



3 样本构建

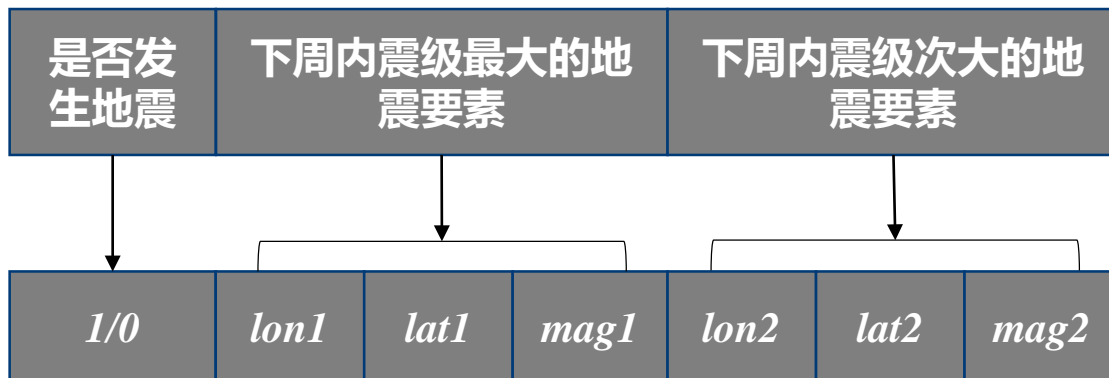
➤ 样本标签生成

地震记录

Day	Time	Magnitud	Latitude	Longitude
16	19:20:53	3.7	28.14	104.73
16	18:05:35	4.2	28.16	104.72
19	22:35:13	4.3	28.1	104.76
26	14:38:03	3.6	30.1	103.61
29	2:46:32	4.9	28.09	104.72

筛选目标区内发生的3.5

级以上地震



归一化

标签/真值



归一化：将地震要素规范到0-1之间

$$lon' = (lon - 98)/(107 - 98)$$

$$lat' = (lat - 22)/(34 - 22)$$

$$mag' = (mag - 0)/(7 - 0)$$



3 样本构建

➤ 样本标签生成

举例

未来一周目标区发生了2次及以上3.5级以上地震：

$$(1, lon1, lat1, mag1, lon2, lat2, mag2) \rightarrow (1, lon1', lat1', mag1', lon2', lat2', mag2')$$

未来一周目标区发生了1次3.5级以上地震：

$$(1, lon1, lat1, mag1, 0, 0, 0) \rightarrow (1, lon1', lat1', mag1', 0, 0, 0)$$

未来一周目标区没有发生3.5级以上地震：

$$(0, 0, 0, 0, 0, 0, 0)$$



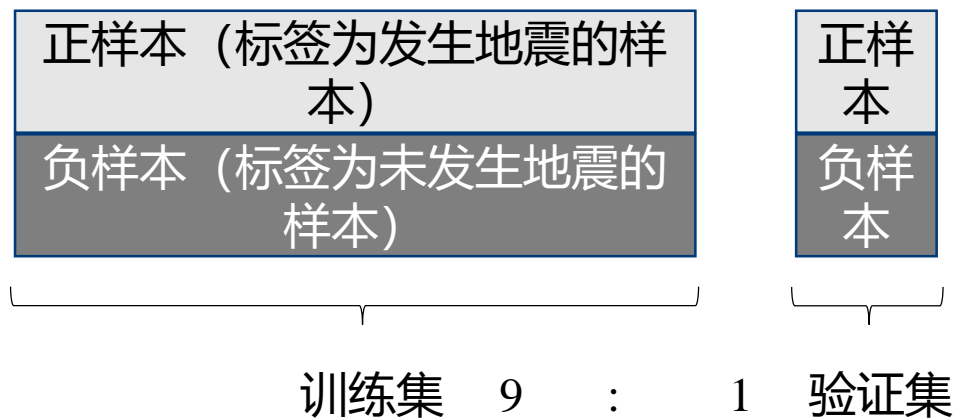
3 样本构建

➤ 样本集处理

考虑到样本不平衡问题，生成样本集时，根据样本标签，分别取**等量**正负样本构成数据集。

训练集与验证集中正负样本比例为 1：1。

训练集与验证集样本总数比例为 9：1。





预测模型： 时空图卷积网络



4 预测模型

➤ 基本概念介绍

定义图 $G = (\mathcal{V}, \mathcal{E})$, \mathcal{V} 为 N 个节点的集合, \mathcal{E} 为边的集合, 节点之间的空间邻近矩阵

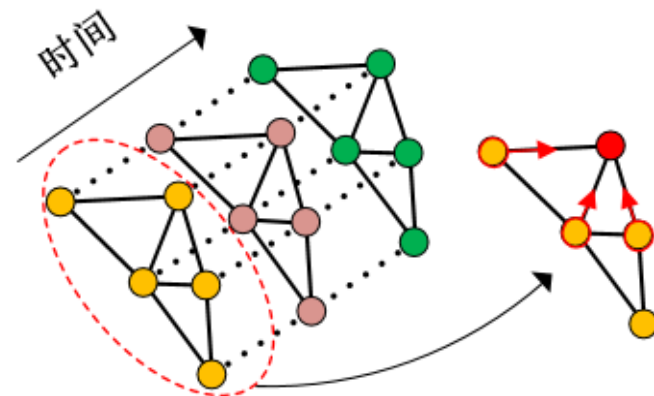
$W \in \mathbb{R}^{N \times N}$, 归一化的拉普拉斯矩阵 $L = I_n - D^{-\frac{1}{2}} W D^{-\frac{1}{2}}$ (其中 I_n 是单位阵, $D \in \mathbb{R}^{N \times N}$ 是对角度矩阵, $D_{ii} = \sum_j W_{ij}$)

切比雪夫图卷积层 (图卷积的切比雪夫多项式近似)

$$Y = \text{concat}[T_k(\tilde{L})X]_{k=0, \dots, K-1} \Theta \quad (1)$$

输入特征 $X \in \mathbb{R}^{N \times C_{in}}$, 输出特征 $Y \in \mathbb{R}^{N \times C_{out}}$, 模型参数 $\Theta \in \mathbb{R}^{(K \times C_{in}) \times C_{out}}$, 比例拉普

拉斯矩阵 $\tilde{L} \in \mathbb{R}^{N \times C_{in}}$, $\tilde{L} = \frac{2L}{\lambda_{max}} - I_n$, λ_{max} 为 L 的最大特征值。



图卷积提取空间特征



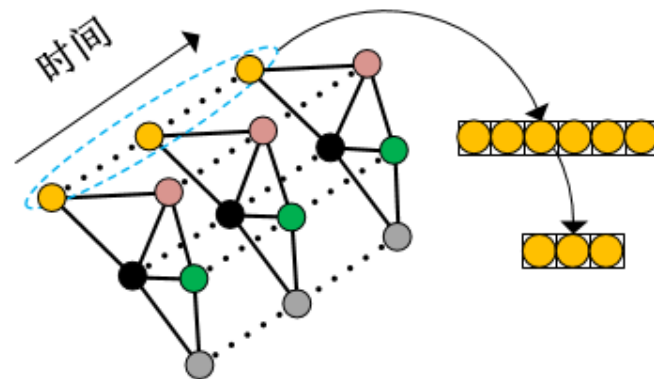
4 预测模型

► 基本概念介绍

在时间维度上进行一维卷积以提取时间特征。在时空图卷积网络中，一维卷积后跟随了门控非线性单元GLU。

$$\begin{aligned} [P, Q] &= 1Dconv(X) \\ Y &= P \odot \sigma(Q) \end{aligned} \quad (2)$$

输入特征 $X \in \mathbb{R}^{T_{in} \times C_{in}}$ ，输出特征 $Y \in \mathbb{R}^{T_{out} \times C_{out}}$ ， $P, Q \in \mathbb{R}^{T_{out} \times C_{out}}$ ， T_{out} 的大小和一维卷积的卷积核大小与卷积步长有关。 \odot 表示哈达玛积， $\sigma(\cdot)$ 可用*sigmoid*，控制 P 与时间相关的输出。

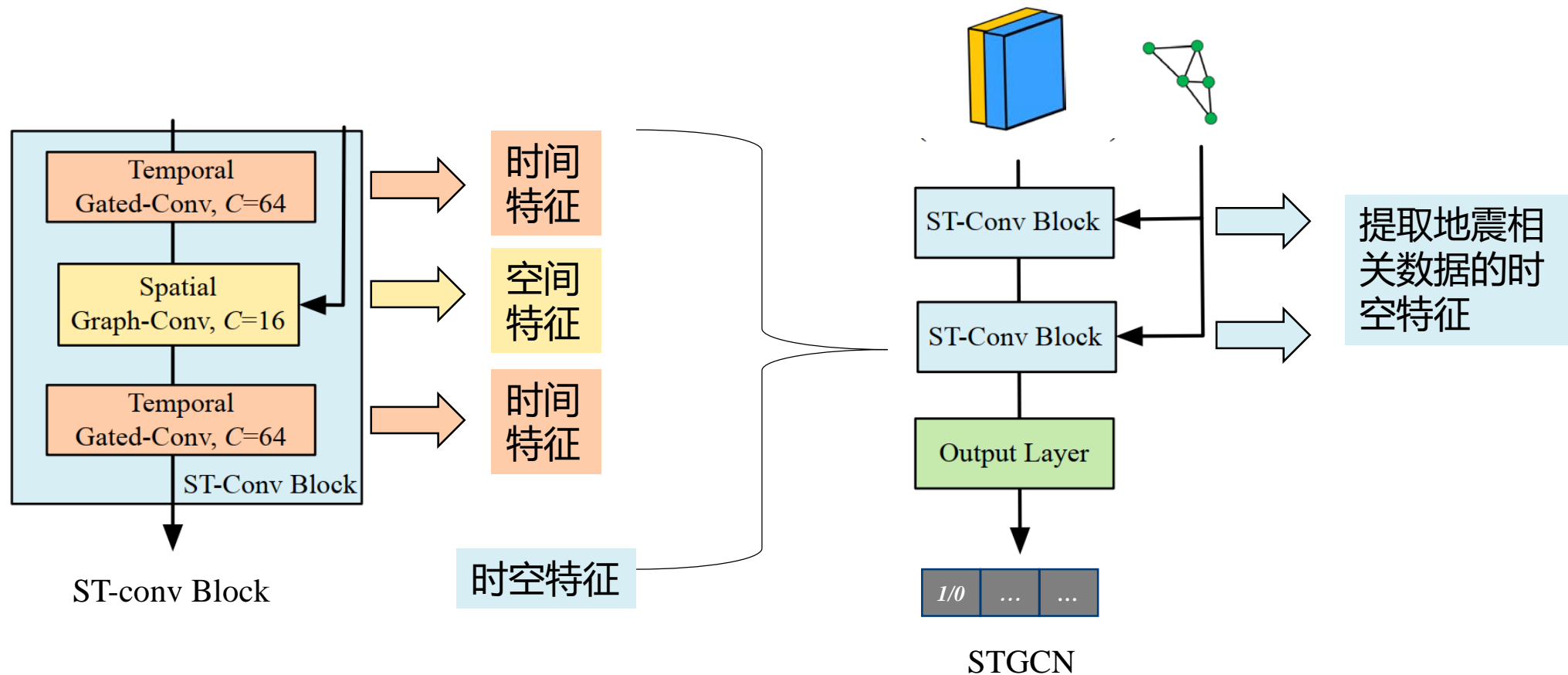


一维卷积提取时间特征



4 预测模型

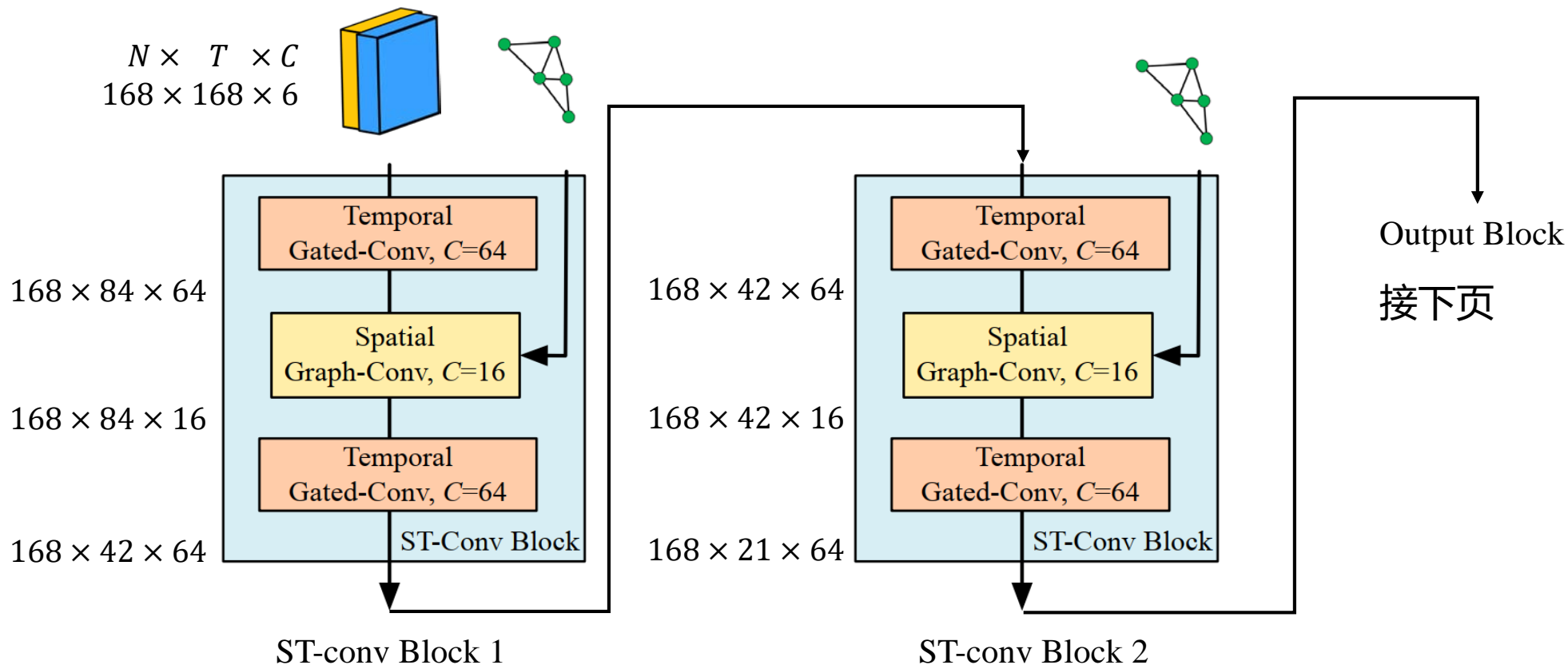
➤ 时空图卷积网络(Spatio-temporal graph convolutional neural network , STGCN)





4 预测模型

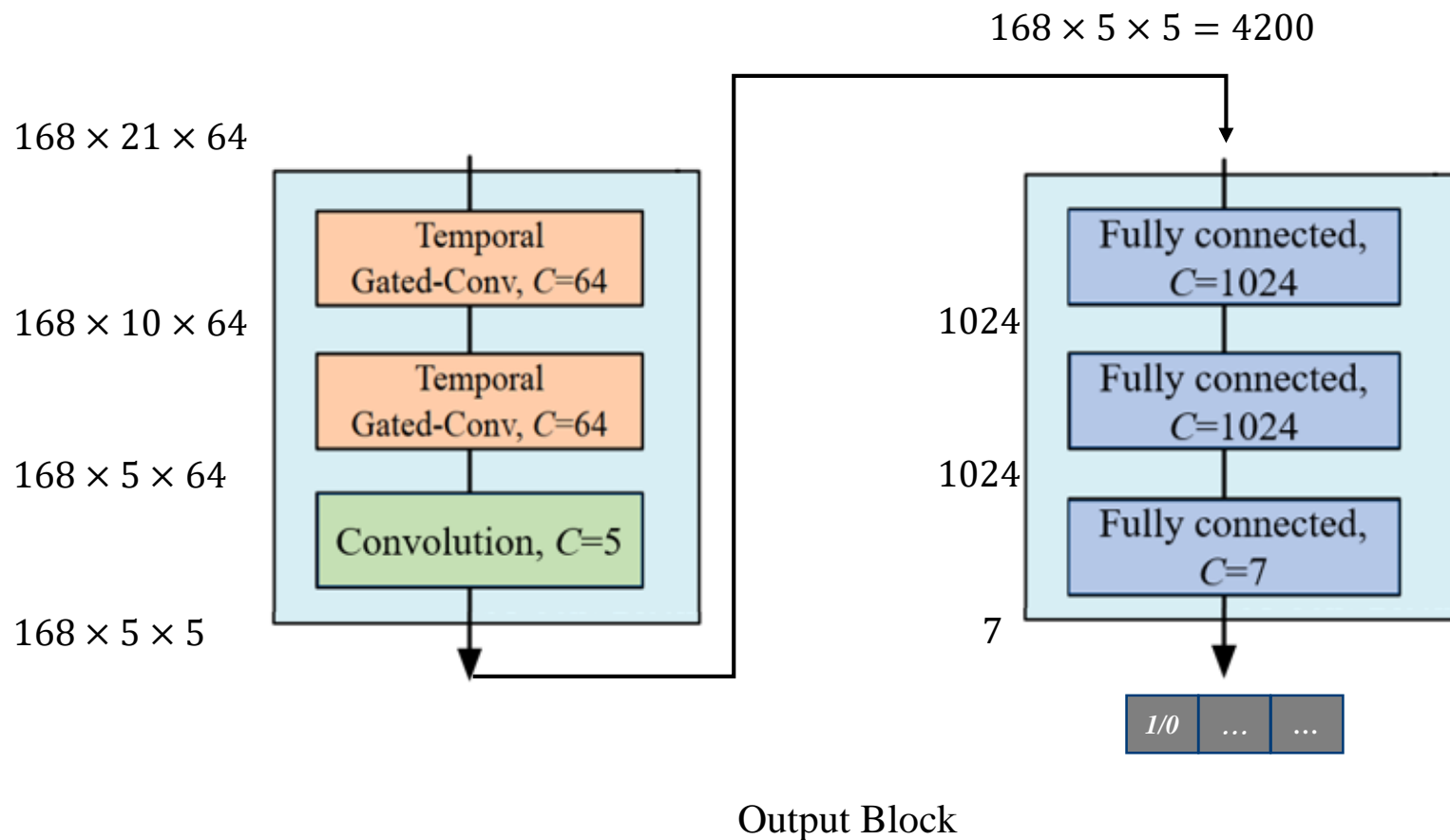
➤ 时空图卷积网络(Spatio-temporal graph convolutional neural network , STGCN)





4 预测模型

➤ 时空图卷积网络(Spatio-temporal graph convolutional neural network , STGCN)





模型训练和检验



5 模型训练和检验

➤ 损失函数

$$MSELoss = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m (y_i - \hat{y}_i)^2 \quad y_i, \hat{y}_i \text{ 分别是模型预测值, 真实值, } m \text{ 为参与训练的样本量。}$$

通过梯度下降法最小化 $MSELoss$, 实现模型训练

➤ 模型评价指标

$$MSE = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m (y_i - \hat{y}_i)^2 \quad y_i, \hat{y}_i \text{ 分别是模型预测值, 真实值, } m \text{ 为参与测试的样本量。}$$

$$CSI = \frac{TP}{TP + FP + FN} \quad TP \text{ 正确预测的地震数目, } FP \text{ 误报为地震的无地震数目, } FN \text{ 没有预测到的地震事件数目。}$$

通过两个指标选取表现良好的模型作为预测模型。



5 模型训练和检验

► 模型表现

根据 5月10日0点——5月16日24点台站数据，准确预测了5月18日0点——5月24日24点的地震

实际地震信息：27.18°N，103.16°E，5.0级

团队预测结果：26.50°N，103.12°E，5.2级

根据8月16日0点——8月22日24点台站数据，预测了8月23

日0点——8月29日24点没有地震

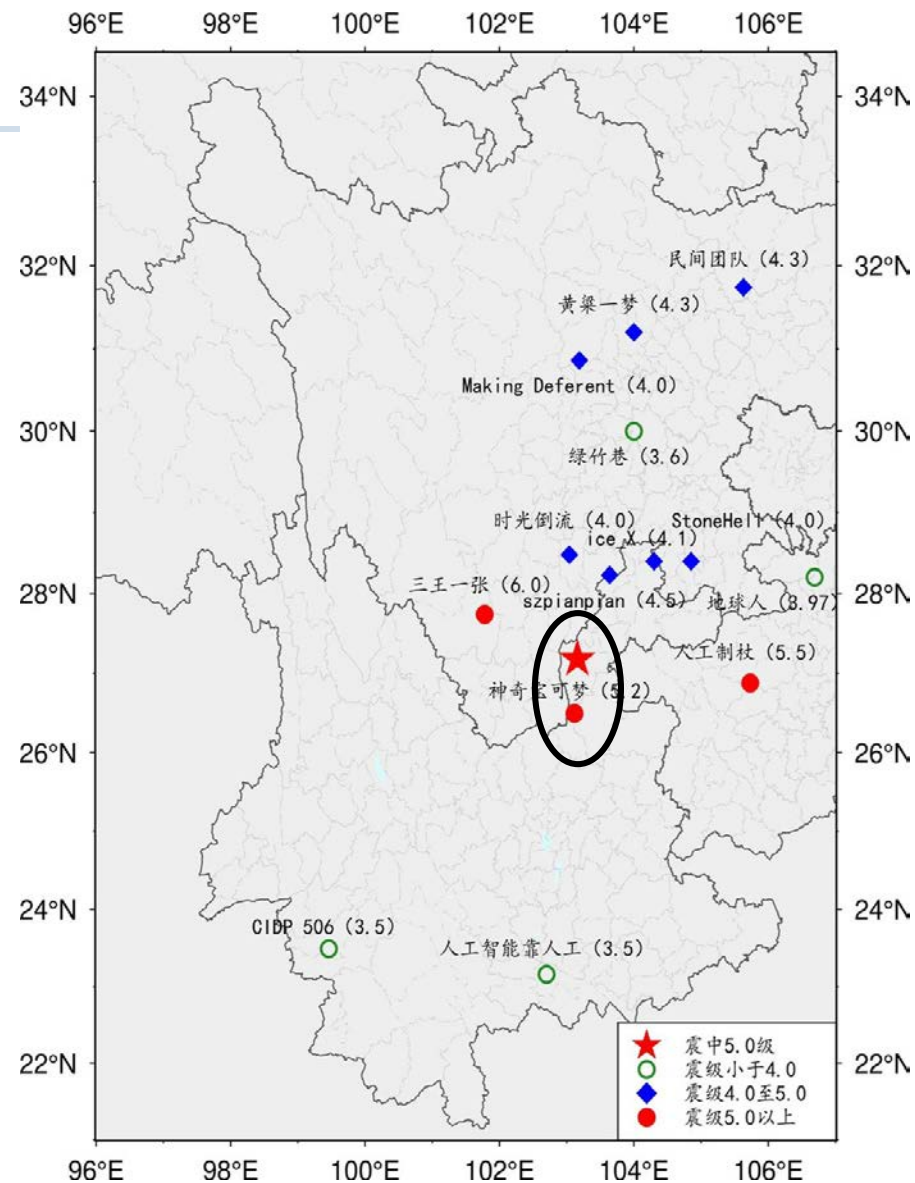


图 5.18-5.24各队预测结果



总结



6-总结

1

- 在样本标签生成时，参考了目标检测标签的格式。
- 在样本集构建过程中考虑到了地震事件的不平衡问题。
- 运用时空图卷积网络实现了地震预测。

2

- 数据预处理和特征构建比较简单，有待改进。
- 时空图卷积网络在节点变化时其效果会受到影响，考虑其他深度学习方法。
- 只利用了地声和电磁数据，没有利用地震历史信息，没有利用地形及断层等数据。



谢谢!

