

使用局部对齐卷积神经网络预测滑坡

Ainaz Hajimoradlou¹, Gioachino Roberti², David Poole¹

¹University of British Columbia

²密涅瓦情报

{ainaz,普尔}@cs.ubc.ca, groberti@minervaintelligence.com

摘要

滑坡是岩土在重力作用下的运动，是每年造成重大人员伤亡和经济损失的常见现象。专家们利用坡度、海拔高度、土地覆盖、岩性、岩石年龄和岩石家族等异质特征来预测滑坡。为了处理这样的特征，我们采用卷积神经网络来考虑预测任务的相对空间信息。这些网络中的传统滤波器要么具有固定的方向，要么具有旋转不变性。直观地说，滤波器应该朝向上坡，但没有足够的数据来学习上坡的概念；相反，它可以作为先验知识提供。我们提出了一个称为局部对齐卷积神经网络(LACNN)的模型，该模型在多个尺度上跟踪地表，以预测单个点可能发生的滑坡。为了验证我们的方法，我们创建了一个标准化的由异构特征组成的地理参考图像数据集作为输入，并将我们的方法与几个基线进行了比较，包括线性回归、神经网络和卷积网络，在测试集上使用对数似然误差和接收机操作特性曲线。与其他提出的基线相比，我们的模型在准确率方面实现了 2-7% 的提升，在对数似然度方面实现了 2-15% 的提升。

1 介绍

滑坡是指土质在重力作用下的下坡运动，是一种常见的破坏性现象。尽管许多研究集中在滑坡制图[Guzzetti 等, 2012]和滑坡时空概率预测[Reichenbach 等, 2018; Baron 和 Ottowitz, 2012]，有效的现实世界预测模型是稀缺的，山体滑坡每年造成重大的生命和经济损失[Petley, 2012]。滑坡易感性制图有三种不同的方法：基于专家的方法、基于物理的方法和统计的方法。基于专家的方法依赖于领域专家的经验判断，而基于物理的方法则对稳定性进行建模。

对于给定物理参数(如岩土岩石和土壤性质)的边坡，并计算不稳定因素和边坡强度之间的平衡，但往往需要比现有规模更多的信息。统计模型依赖于对大型滑坡数据库及其与景观属性关系的统计分析。景观属性通常包括斜坡的内部属性(如坡角、岩石类型等)和外部属性(如降雨)。然后，这些数据被用于绘制边坡破坏的空间和/或时间概率[Baron 和 Ottowitz, 2012]。滑坡发生的空间概率通常被称为易感性图。当还考虑到震级和时间分量(如频率和触发器)时，它被称为灾害地图[Baron 和 Ottowitz, 2012]。

近年来，用于滑坡预测的统计方法显著增加。然而，它们大多应用线性逻辑回归、支持向量机(SVM)或神经网络等模型[Reichenbach 等人, 2018]。在这项研究中，我们提出了一种新的卷积模型，我们称之为局部对齐卷积神经网络，LACNN，用于生成敏感性图。卷积神经网络(Convolutional Neural Networks, cnn)是一类参数绑定的神经网络模型[LeCun *et al.*, 1999]。具有池化层的 cnn 可以捕获图像的局部和全局特征，这已经被证明在许多视觉任务中非常有用，如物体识别、图像分类和物体检测。

我们感兴趣的是预测地面上每个点的滑坡概率。我们模型的输出是一个与输入特征具有相同分辨率的概率图。为此，我们使用了一个全卷积模型。这些模型已经被广泛用于图像分割[Shelhamer 等人, 2017; Ronneberger 等, 2015; Noh *et al.*, 2015]，通常由下采样和上采样阶段组成。该类别中最流行的模型之一是 UNet [Ronneberger 等人, 2015]，我们的架构基于 UNet。下采样阶段由具有池化层的卷积组成，并试图创建一组紧凑的特征，捕捉输入特征的局部和全局属性。上采样阶段通常由卷积转置层组成，这些层主要是做池化的逆操作，但具有学习到的参数。我们没有在我们的模型中使用卷积转置层。

在我们的实验中产生棋盘伪影，这也是文献中常见的问题[艾特肯等人，2017]。相反，我们使用插值进行上采样。有研究表明，在全卷积模型中添加跳跃连接可以提高其性能[Drozdzal 等人，2016]；由于短跳跃连接已被证明仅在非常深的网络中有效，因此我们只将长连接应用于我们的模型。

为了制作山体滑坡的良好敏感性地图，我们提出了可以跟随地面并向上山方向提取特征的学习滤波器。要做到这一点，我们需要 CNN 模型来保存山体滑坡的方向信息，但使用传统技术是不可能的，因为过滤器要么是旋转不变的，要么是上、下、左、右对齐的，对应于北、南、东、西。我们在我们的 CNN 模型中增加了一个预处理阶段，在多个尺度上为每个像素找到最佳方向，然后根据这些方向学习隐藏特征。我们称这个模型为局部对齐 CNN，因为该模型首先将自身对齐到特定的方向集，然后学习分类器。

我们论文的贡献是：

- 我们提供了一个标准化的数据集，以便其他人可以将他们的结果与我们的进行比较。这个数据集是由各种来源的公共领域数据汇编而成的，包括 CORINE 土地覆盖清单¹、意大利国家地质门户网站²和国家地球物理和火山学³研究所。该数据集由几个输入特征组成，如坡度、高程、具有年龄和家族的岩石类型、土地覆盖，以及滑坡多边形形状的地面真实值，这些特征可以用于监督和无监督学习框架。
- 我们提出了一种新颖的统计方法，用于使用深度卷积网络预测滑坡。我们开发了一个模型，可以捕捉每个像素在多个不同范围的方向来对滑坡进行分类。我们在我们的模型中使用了 30 米、100 米和 300 米的范围。这些尺度可以通过交叉验证进行优化。
- 我们定义了几个基准模型，它们代表了当前的技术水平，用于比较。我们提供了五个不同的基线，包括一个朴素模型，一个线性逻辑回归(LLR)，一个神经网络(NN)，和一个没有任何卷积的局部对齐神经网络(LANN)模型来比较我们的模型与它们的性能。这些基线也可以被视为我们模型的消融研究。
- 我们提供了一种使用异构数据集的 CNN 模型来预测滑坡的方法，而不仅仅是在我们的模型中使用图像。

2 相关工作

在滑坡研究领域，用统计方法制作易感性地图并不新鲜。很多人都有

一直在使用逻辑回归、SVM 和随机森林等模型。Catani 等人[2013]使用随机森林生成敏感性图，强调敏感性和尺度问题。Micheletti 等人[2013]和 Youssef 等人[2014]也使用随机森林模型预测瑞士和沙特阿拉伯 Wadi Tayyah 盆地的滑坡。一些人开发了使用随机森林进行易感性制图的软件包[Behnia and Blais-Stevens, 2017]。Micheletti 等人[2013]使用 svm、随机森林和 Adaboost 生成了几个敏感性映射。Atkinson 和 Massari [1998]，Ayalew 和 Yamagishi[2005]，以及 Davis 等人[2006]重点研究了用于预测滑坡的线性回归，因为线性回归的训练过程简单易行。有大量的方法在概率框架中制定问题，如贝叶斯网络[Heckmann 等人，2015;Lombardo et al., 2018]。

神经网络和卷积模型是最近的易感性映射方法之一。Luo et al.[2019]和 Bui et al.[2015]使用神经网络评估矿山滑坡易感性并预测浅层滑坡灾害。Wang et al.[2019]对 cnn 进行了滑坡易感性映射的比较研究，但他们的方法也没有纳入任何方向信息或对齐滤波器。现有的卷积模型通常并不深度，也没有使用任何池化层来考虑多个分辨率进行特征提取[肖 1, 2018]。在滑坡易感性制图中使用的这些模型大多相当简单，没有考虑任何方向。此外，它们的网络不包含可以在滑坡之间旋转或捕捉方向的过滤器。我们提出的 CNN 架构要复杂得多；它是一个全卷积网络，可以在多种分辨率下对图像进行下采样，并学习可以将自己对齐到上坡方向的滤波器。此外，我们的模型是在地理空间数据而不是卫星图像上进行训练的。

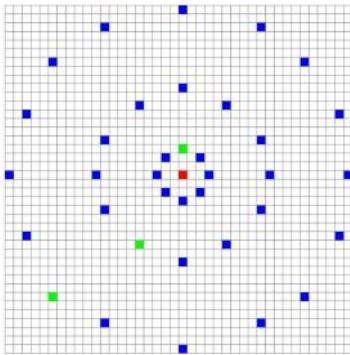


图 1:在多个尺度上寻找对齐特征的过程。红点表示我们想要找到上坡方向的兴趣点。每个蓝色圆圈显示了一组特定范围内的邻近点。每个圆中的绿色点是该距离上海拔最高的检测点，对齐特征将从该点提取。

¹ <https://land.copernicus.eu/pan-european/corine-land-cover>
² <http://www.pcn.minambiente.it/mattm/en/wfs-service/>
³ <http://tinitaly.pi.ingv.it/>

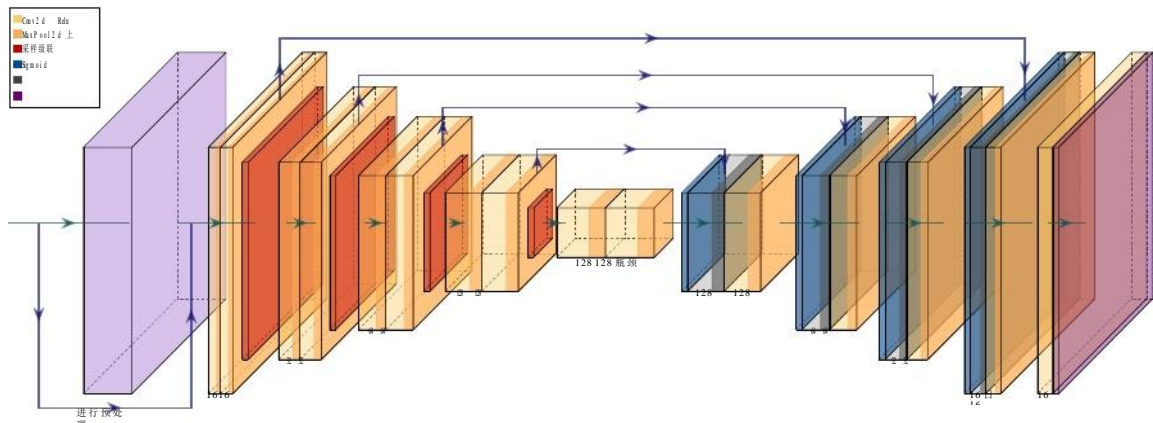


图 2:用于预测滑坡的局部对齐 CNN 架构。每个 conv2d 使用一个 stride 为 1 的大小为 3 的内核，每个 MaxPool 单元使用大小为 2 的内核。上采样单元通过双线性插值以比例因子 2 对图像进行插值。

3 数据集

用于预测滑坡的数据集来自意大利开源数据库。该数据集分别包含栅格和矢量文件形状的连续特征和分类特征。连续特征包括斜率和⁴去除超出范围的值，而分类特征如岩石类型，土地覆盖，岩石年龄和岩石家族，有几个无数据点。为了在 CNN 中使用这些数据，我们在删除无效数据点和超出范围的值后将每个向量映射转换为栅格。

因为我们想要为这类问题提出一个基线框架，所以我们需要为我们的分类数据提出一套标准的特征。根据 INSPIRE 术语，我们选择了 44 种岩石类型、5 种土地覆盖、5 个岩石族和 38 个岩石年龄作为分类数据的单一编码。INSPIRE⁵ 是欧盟关于欧洲各国空间数据标准化的指令。

使用 INSPIRE 术语，我们最终得到了 94 个标准输入特性。这些特征包括 44 个岩性或岩石类型特征(如片麻岩、云母片岩、花岗岩、粉砂岩等)、5 个土地覆盖特征(农业区、人工地表、森林和半自然区、水体、湿地)、4 个岩石家族特征(变质、沉积、深成、火山)、38 个岩石年龄特征(如古生代旋回、白垩纪-侏罗纪旋回、平均三叠纪旋回等)，以及数字高程模型图，最终得到 92 个特征。我们还使用了一个未知的类作为岩石家族特征，同时还使用了坡度图。这导致了 94 个特征

总计

我们选择了意大利的威尼托地区，因为它覆盖了山脉和靠近大海的平坦地带。在我们准备好的数据集中，每个像素都有 10 米的分辨率，图像是 21005×19500 像素，产生了大约 210 (km)宽和 195 (km)高的区域。该地区的滑坡比例低于 1%，这使得数据集极度不平衡。威尼托的山体滑坡

⁴ 数字高程模型
⁵ 欧洲空间信息基础设施:<https://inspire.ec.europa.eu>

包括山区和不太陡峭的地区，这有利于训练我们的模型。不幸的是，山体滑坡通常不包含发生日期的信息。所有这些特征使得这个数据集从机器学习的角度来看具有挑战性。关于如何访问数据的说明可以在这里为其他研究人员提供:<https://github.com/ainazHjm/VenetoItaly/>。

4 局部对齐卷积神经网络

边坡被认为是预测滑坡的主要制约因素之一。我们学习的 LLR 基线也证实了这一说法，因为斜率的权重是前 5 个学习到的权重之一。传统的 CNN 滤波器在图像中是垂直定向的，但对于滑坡来说，重要的方向是上坡和下坡。在此基础上，我们提出了一个局部对齐的 CNN 模型，其过滤器根据上坡方向对齐并提取沿该方向的特征。

对于每个像素，我们观察三个不同的范围，并在每个范围内选择最高的海拔值，并在这些点上提取相关特征(参见图 1)。由于空间对于批量大小的溢价，我们为此选择了 22 个特征的子集。这些特征是根据我们训练的 LLR 基线选择的。我们选择了一个特征，如果它的逻辑回归权重的绝对值大于或等于 0.2。

4.1 体系结构

我们的局部对齐 CNN 架构由一个预处理模块和四层下采样和上采样组成，如图 2 所示。预处理模块将数据集中的高程图和其他输入特征作为输入，并为每个观察距离输出 22 个对齐特征。在我们的实验中，我们使用 30、100 和 300 米作为观察距离，但它也可以被认为是一个超参数，并使用交叉验证进行优化。预处理模块输出 66 个对齐特征，我们将这些特征与原始的 94 个特征一起进一步输入到卷积网络中。我们应用长跳跃连接之间

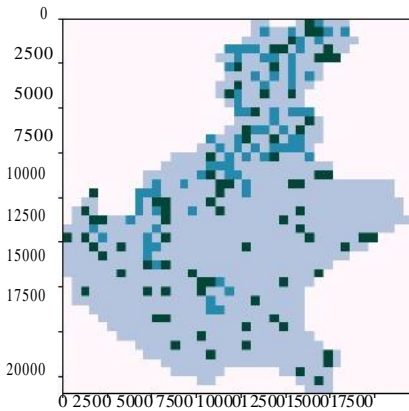


图 3:这张图显示了威尼托整个地区使用的数据分区。灰色、蓝色和绿色分别用来表示训练集、验证集和测试集。浅色背景在区域之外。

我们 LACNN 架构中的每个采样层。每个下采样层由两个卷积层组成，然后是非线性的 Relu 层和最大池化层。每个上采样层都包括一个上采样模块，用于插值数据，然后是卷积和 Relu。最后，我们将 Sigmoid 函数应用于模型的输出以获得概率。

4.2 培训

训练时，数据集中的栅格太大，无法装入 TitanXP GPU 的 12 GB 内存中。相反，我们将每个栅格(一个输入特征)划分为尺寸较小的图像 500×500 ，我们称之为补丁(patch)。我们进一步将这些小批量的 patch 输入到我们的模型中进行训练。因为我们想要为整个区域生成一个连贯的概率图，所以我们使用相互重叠的补丁。为此，我们在每一侧用 64 个像素填充每个补丁，从而产生 628×628 图像。这个填充数字用于确保补丁之间的重叠大于我们网络的视野感受野。我们将这些补丁划分为训练集、测试集和验证集。

我们随机划分图像块，使得 80%的数据用于训练，10%用于测试，另外 10%用于验证(参见图 3)。我们使用负对数似然损失来训练我们的模型。然而，由于训练数据极度不平衡，我们使用过采样来在一定程度上平衡数据。由于我们希望在 patch 上训练我们的模型并保持像素之间的空间关系，我们对至少具有一个正标签的 patch 进行过采样。通过对这些补丁进行过采样，我们同时对滑坡和非滑坡像素点进行过采样。这样做之后，山体滑坡的分布保持在 1%以下。这种过采样技术也可以被视为一种数据增强，它可以提供更多的训练数据。在我们的实验中，我们使用了 5 的过采样比率。

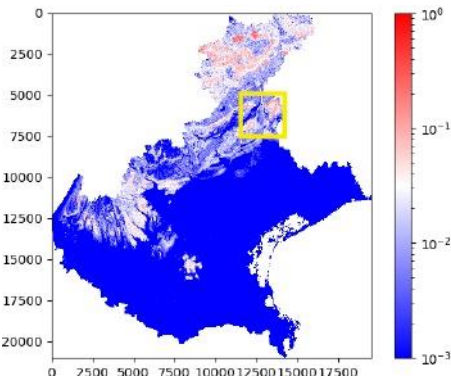
4.3 Hyper-Parameters

表 1 显示了用于训练每个模型的超参数。我们优化了学习率和 opti-

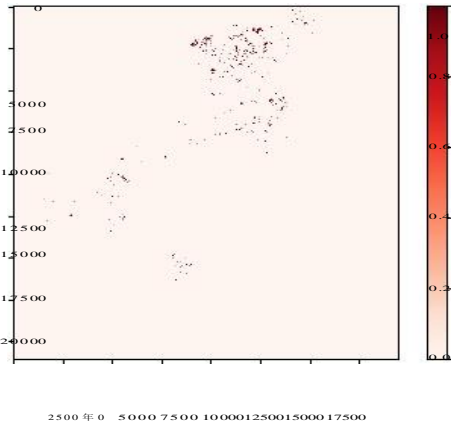
表 1:训练过的超参数。LR 和 BS 分别表示学习率和批大小。

模型	优化器	LR	时代	BS
LLR	亚当	0.125	10	15
神经网络	亚当	0.125	10	13
LANN	亚当	0.016	15	10
美国有线电视新闻网	SGD	0.125	20.	12
LACNN	亚当	0.001	30.	9

一个 epoch 的 5 折交叉验证。批量大小的选择使我们能够适应内存中补丁的最大数量。选择 epoch 的数量来完全训练每个模型。我们在每个 epoch 验证我们的模型，如果验证误差持续增加，则降低学习率，以避免过度拟合。在我们的实验中，我们选择了 patience = 2 和 decay = 0.001，也就是 L2 正则化 lambda。代码在这里公开:<https://github.com/ainazHjm/ LandslidePrediction/>。



(a)整个威尼托上 LACNN 模型的概率图。



(b)对应的 ground truth，分辨率 21005×19500 。

图 4:红色区域对应较高的概率，而蓝色区域是概率接近于零的区域。红色多边形代表该地区观测到的滑坡。

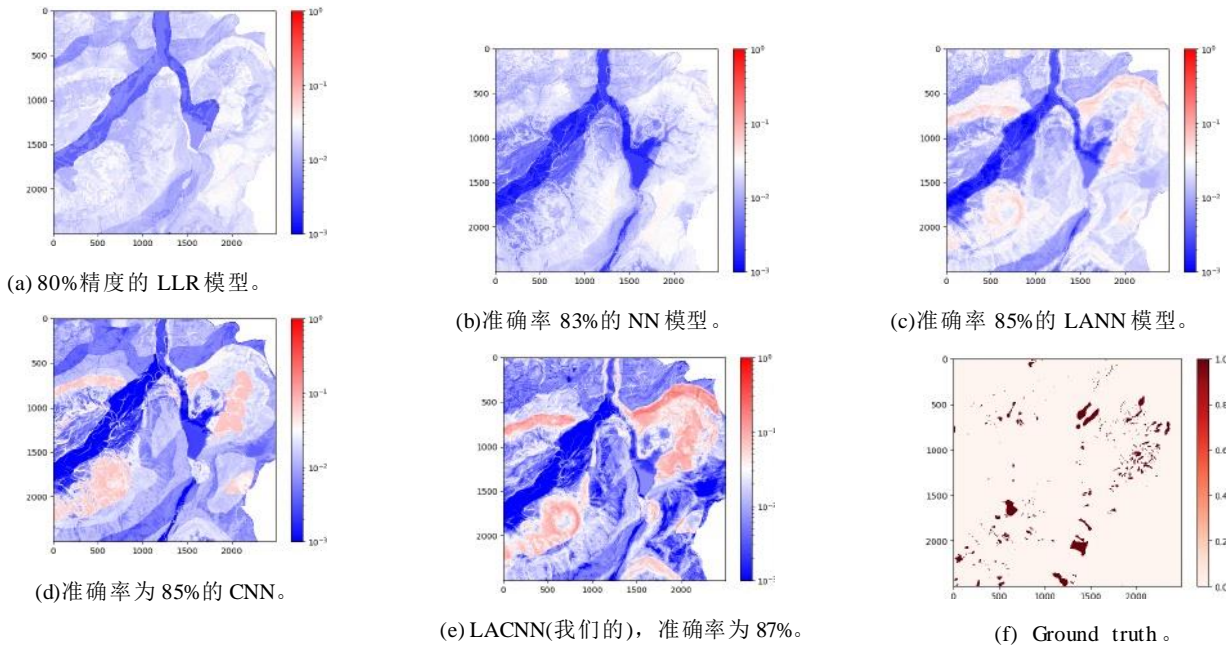


图 5:图 5a-5e 为威尼托较小区域不同模型获取的概率图，分辨率为 2500×2500，图 5f 为相应的地面真值。

4.4 基线

我们提出了一个名为 Naive 的基线模型，它预测图像中各处的 0.013(训练集中滑坡的比例)。考虑到负/零标签的比率，以及正/-标签的比率，我们可以计算 Naive 基线在训练集和测试集上的预期负对数似然误差。这近似等于训练集的 0.069，测试集的 0.065。我们将其他基线的测试和训练误差与朴素模型进行比较，以确保学习到的模型比朴素模型表现更好(参见表 2)。

我们的 LACNN 模型有两个主要特征:卷积和从上坡方向提取特征。为了显示这些特征的影响，我们提出了一个基线(CNN)，它不关注上坡方向，只使用卷积来预测滑坡，另一个基线(LANN)不使用任何卷积，但从上坡方向提取特征。我们还提出了 NN，这是一个既不使用卷积也不使用上坡特征的简单神经网络，以及一个线性逻辑回归模型(LLR)来比较我们的结果。这些模型可以看作是对我们提出的模型(LACNN)的消融研究，它表明卷积框架中的局部对齐滤波器是最有效的。这些基线也代表了目前在滑坡领域使用的最先进的模型。

5 个结果

我们在图 4a 和 4b 中显示了我们的模型 LACNN 的最终敏感性图，以及相应的接地真值。这张易感性地图是整个威尼托地区的。制作的概率图包含了很多细节，可以识别出山体滑坡周围的高易感区域。

由于滑坡没有提供时间尺度，因此输出的概率是一个未确定的时期，因此只能解释为相对尺度。

图 5 显示了威尼托一个较小区域的所有模型的结果，这样我们就可以用更多的细节来比较各种模型的输出，因为原始的易感图太大了。图 4a 中的黄色矩形显示了这个区域 w.r.t 整个地图的对应位置。它既包括滑坡多边形，也包括非滑坡区域，地形多种多样。图 5a-5e 显示，随着参数数量的增加，模型变得更加复杂，易感图变得更加详细。预测概率的范围在不同的模型之间也是不同的。更复杂的模型预测之间的方差更大。

图 5 显示了每个模型预测滑坡的信心程度。基线模型，如 LLR 和 NN，包含了大部分最先进的方法，不能以高概率预测滑坡，而更复杂的模型可以更好地表示数据的分布。需要注意的是，低置信度并不意味着低精度。对于足够小的阈值，即使是 LLR 基线也可以给出令人满意的结果。然而，为了产生良好的敏感性图并捕获数据的真实分布，我们感兴趣的是具有更高置信度的更丰富的模型。

5.1 评价指标

我们使用测试集上的接收者工作特征(ROC)曲线对其他基线评估我们的模型 LACNN，并显示它在所有模型中取得了最好的结果(幅度为 2%至 7%)，如图 6 所示。请注意，LANN 模型实现了与 CNN 模型相似的性能。这很有趣，因为这个模型不使用任何卷积进行预测，只看 up-

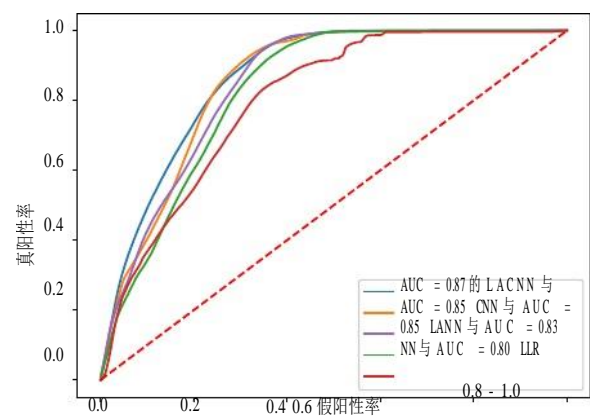


图 6:所有模型在测试集上的 ROC 曲线。

表 2:负对数似然损失

方法	测试犯错	火车上犯错	AUC
天真的	0.065	0.069	0.50
LLR	0.055	0.057	0.80
神经网络	0.052	0.055	0.83
LANN	0.048	0.052	0.85
美国有线电视新闻网	0.047	0.051	0.85
LACNN	0.046	0.050	0.87

三个不同距离(30 米、100 米和 300 米)的山体方向，表明对齐在预测滑坡中起着重要作用。

我们通过计算训练集和测试集上的负对数似然误差来进一步评估我们的模型。表 2 展示了所有基线的结果。LACNN 模型在训练集和测试集上都获得了最低的误差，将基线提高了 2% 到 15%。

6 结论

滑坡是地面在重力作用下的运动。它们是可以造成重大伤亡的常见现象。有许多方法可以制作易感性地图来减少滑坡的影响，包括基于专家的、基于物理的和统计的方法。所有这些方法都有其缺陷，缺乏一套标准的特征。我们提供了一个与 INSPIRE 相同术语的标准化开源数据集，这样任何使用 INSPIRE 术语的人都可以将他们的结果与我们建议的基线进行比较。我们还提出了一种新颖的统计学方法，用于使用机器学习预测滑坡。我们引入了一个名为 LACNN 的深度卷积模型，该模型可以跟随地面并与地面轮廓线对齐，以提取相关特征。我们通过 ROC 曲线和负对数似然误差来评估我们的模型，并表明它可以在所有基线中在测试集上取得最好的结果。我们的结果表明，这种类型的统计方法对于生成易感性图是有效的

这反过来又有可能减轻山体滑坡造成的人员和经济损失。

致谢

我们感谢密涅瓦情报公司，MITACS, NSERC, 和计算加拿大谁提供资源和财政支持这项研究。我们感谢密涅瓦公司的工作人员，尤其是首席技术官克林顿·史密斯(Clinton Smyth)提供的洞察力和专业知识，极大地帮助了这项研究。我们还要感谢密涅瓦 GIS 分析师布雷克·博伊科(Blake Boyko)帮助我们收集和处理数据。

参考文献

[艾特肯等, 2017]Andrew P.艾特肯, Christian Ledig, Lucas Theis, Jose Caballero, 王泽涵, 史文哲。无棋盘神器的亚像素卷积:关于亚像素卷积、resize convolution 和 convolution resize 的说明。CoRR, abs/1707.02937, 2017。

[阿特金森和马萨里, 1998]彼得·m·阿特金森和 r·马萨里。意大利亚平宁中部滑坡易感性的广义线性模型。地球科学, 24(4):373 - 385, 1998。M1 - 4。

[Ayalew 和 山岸, 2005]Lulseged Ayalew 和 山岸 Hironmitsu。基于 gis 的逻辑回归在日本中部角田-雅彦山脉滑坡易感性制图中的应用。地貌学, 65:15-31, 2005。

[Baron and Ottowitz, 2012] Supper R. Baron, I. and D.(合编)Ottowitz。Safeland 可交付 d2.8:验证滑坡灾害和风险模型及地图的推荐程序。《与欧洲滑坡风险共存:评估、全球变化影响和风险管理策略》，2012 年。

[Behnia and Blais-Stevens, 2017] Pouran Behnia and Blais-Stevens。加拿大育空阿拉斯加高速公路走廊北部使用定量随机森林方法进行滑坡易感性建模。自然灾害, 2017 年 11 日。

[卡塔尼等人, 2013]李建军, 李建军, 李建军, 等。基于随机森林技术的滑坡易感性估计:敏感性和尺度问题。自然灾害与地球系统科学, 13(11):2815 - 2831, 2013。

[Davis 等, 2006]John Davis, Chang-Jo Chung, Gregory ohlacher。评估滑坡灾害的两个模型。中国地质大学学报(自然科学版), 32:1120 - 1127, 10 2006。

[Drozdzal 等, 2016]michael, Eugene Vorontsov, Gabriel Chartrand, Samuel Kadoury, Chris Pal。跳跃连接在生物医学图像分割中的重要性。CoRR, abs/1608.04117, 2016。

[Guzzetti 等人, 2012]Fausto Guzzetti, Alessandro Mondini, Mauro Cardinali, Federica Fiorucci, Michele Santangelo, and Kang-tsung Chang。山崩库存地图:解决老问题的新工具。地球科学评论, 112:42 - 66, 2012。

- [Heckmann 等, 2015]Tobias Heckmann, Wolfgang Schwanghart, and Jonathan D. Phillips. 绘制其在地貌学应用方面的最新发展。2015.
- [LeCun 等, 1999]Yann LeCun, Patrick Haffner, L'eon Bottou 和 Yoshua Bengio. 基于梯度学习的物体识别。《计算机视觉中的形状、轮廓和分组》, 第 319 页, 英国伦敦, 1999 年。斯普林格出版社。
- [Lombardo 等人, 2018]Luigi Lombardo, Thomas Opitz 和 Raphael Huser. 基于点过程的多重泥石流滑坡建模使用 inla: 2009 年墨西哥灾害的应用-。《随机环境研究与风险评估》, 2018 年 02 期。
- [罗旭., 2019]朱思于明张志孟玲等。罗旭, 林峰。考虑影响因素贡献的 IVM、ANN 和 SVM 模型的矿山滑坡易感性评价。2019.
- [毛小娇等, 2016]毛小娇, 沈春华, 杨于斌。使用具有对称跳跃连接的极深卷积编码器-解码器网络进行图像复原。《神经信息处理系统进展》29, 页 2802-2810。2016.
- [Micheletti 等, 2013]Natan Micheletti, Loris Foresti, Sylvain Robert, Michael Leuenberger, Andrea Pedrazzini, Michel Jaboyedoff, and Mikhail Kanevski. 滑坡易感性制图的机器学习特征选择方法。《数学地球科学》, 46,12 2013。
- [Noh 等, 2015]Hyeonwoo Noh, seunhoon Hong, and Bohyung Han. 学习用于语义分割的反卷积网络。《IEEE 计算机视觉国际会议(ICCV)》, 2015 年 12 月
- [Petley, 2012] David Petley. 山体滑坡造成的全球生命损失模式。《地质》, 40(10):927 - 930,10 2012。
- [Reichenbach 等人, 2018]Paola Reichenbach, Mauro Rossi, Bruce D. Malamud, Monika Mihir 和 Fausto Guzzetti. 基于统计的滑坡易发性模型综述。《地球科学进展》, 180(3):60 - 91,2018。
- [Ronneberger 等, 2015]O. Ronneberger, P.Fischer, 和 T. Brox. U-net:用于生物医学图像分割的卷积网络。In *Medical Image Computing and computer assisted Intervention (MICCAI)*, LNCS 卷 9351, 页 234-241. 施普林格,2015 年。(arXiv 有售:1505.04597 [cs.CV])。
- [谢尔哈默 等人, 2017]埃文谢尔哈默, Jonathan 朗和特雷弗达雷尔。用于语义分割的全卷积网络。《IEEE 反式。模式肛门。马赫。智能。》, 39(4): 640-651,2017 年 4 月。
- [Tien Bui 等, 2015]Dieu Tien Bui, Tran Tuan, Harald Klempe, Biswajeet Pradhan 和 Inge Revhaug. 浅层滑坡灾害的空间预测模型:对支持向量机、人工神经网络、核逻辑回归和逻辑模型树的效能进行比较评估。《滑坡》, 页 1-18,2015 年 01。
- [王毅等, 2019]王毅, 方志策, 郝媛
在香港。中国燕山县滑坡易发性制图卷积神经网络对比。《全环境科学》, 666:975-993,05 2019。
- [肖龙, 2018]彭刚, 肖龙, 张勇
基于集成深度学习算法的中尼公路沿线可测性评估。《传感器(瑞士巴塞尔)》, 2018 年 18。
- [优素福 等人, 2014]Ahmed 优素福博士, Mohamed al - Kathery 和 Biswajeet Pradhan. 利用基于 gis 的频率比和熵模型指数绘制吉赞(沙特阿拉伯)al-hasher 地区的滑坡易感性图。《地球科学学报》, 2014,19,07。