# TowardsDeepLearningBasedEstimationofFractureRiskinOsteoporosisPatients

# 摘要

骨质疏松症是一种骨骼疾病,会导致骨质流失和骨折风险增加。最近,使用有限元分析（FEA）的基于物理学的模型显示出非常有希望能够无创地估计骨质疏松症背景下的生物力学量。然而,这些模型具有很高的计算需求,限制了它们的临床应用。在这篇论文中,我们提出了一种基于卷积神经网络（CNN）的深度学习模型,用于预测平均应变,作为基于物理学方法的替代方法。该模型在合成生成的松质骨解剖结构的大型数据库上训练,其中目标值使用基于物理学的FEA模型计算。通过比较单独测试数据集上的预测与基于物理的计算来评估训练模型的性能。深度学习与基于物理的预测之间的相关性非常好（0.895,p<0.001）,并且在BlandAltman分析中没有发现系统偏差。CNN模型也比先前引入的支持向量机（SVM）模型表现更好,该模型依赖于手工特征（相关性0.847,p<0.001）。与基于物理的计算相比,平均执行时间缩短了1000倍以上,从而实时评估平均应变。在配备3.0GHzInteli7双核处理器的工作站上,平均执行时间从有限元模型的32.1±3.0秒降至CNN模型的约0.03±0.005秒

关键词：卷积神经网络;骨质疏松症;预测;模拟;小梁骨骼

# 2.方法

## 2.3 卷积神经网络

使用三维卷积神经网络（CNN）来了解解剖模型与上述加载情景所导致的全局应变之间的依赖关系。 解剖模型作为网络的输入量。 卷积滤波器按顺序应用，减小了体积大小，从而创建了局部化特征，两个最终完全连接的神经元层计算了输出值。 每层使用leaky-ReLU（整流线性单元）作为激活函数，负斜率等于0.01。

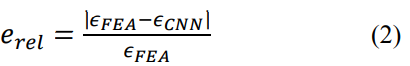
网络体系结构如图6所示。首先，32个2x2x2 3D滤波器在所有方向上均采用步幅2，结果体积为16x16x16，具有32个通道。 其次，64个2x2x2滤波器在所有方向上均采用步幅2，从而减少为8个8x8x8的体积和64个通道。 对这些过滤器的影响的一种可能解释是它们在输入体积中搜索微结构。 第二个8x8x8模块中的每个条目表示原始输入的4x4x4子模块。 可以进一步组合/分析这些微结构以获得结构刚度的全局测量，例如，应变力。

第三，应用128个2x2x2滤波器，步长为1，产生7x7x7的体积模块有128通道。第四，应用8个步长为1的1x1x1滤波器，产生具有相同3D尺寸的8通道。最后8个过滤器用于减少生成的本地化特征卷的通道数量。本卷使用包含64个神经元的完全连接层。最终的输出层仅由一个神经元组成，该神经元通过采用前一层的64个神经元的激活的线性组合来计算预测的应变值。总体而言，采用了四个卷积层和两个完全连接的层。最终的模型包含大约260000个参数。使用3D Caffe框架进行培训[11]。使用随机梯度下降，动量值等于0.5。重量衰减值设定为0.0075。基础学习率为0.001，逐步下降。训练包括150个时期，即通过所有训练数据集150次。这些最优的超参数值是在网格搜索过程之后选择的。所使用的损失函数是预测值与目标应变值之间的平方欧几里得距离的最小值。训练数据集的最终损失值为1.5e-3，测试数据集的最终损失值为3.6e-3，表明边际过度拟合。由于计算的数量级为10-3，为了避免数值精确度问题，将测试和训练数据集中的数据归一化到范围（0,1）。

## 2.3.结果

我们首先通过使用骨组织立方体进行仿真来验证FEA解算器，该组织立方体在由35937个节点组成的8-节点四边形单元（尺寸为0,16mm）的32x32x32网格中离散化。 Oz轴上的-0,017mm位移被强制用于顶层节点，并且底层中的节点被完全约束。 将得到的节点位移与Ansys获得的节点位移进行比较。 对于Ox和Oy轴（垂直于加载轴），平均绝对相对误差为0.1％，最大绝对相对误差为6.2％。 对于Oz轴，平均绝对相对误差为0.07％，最大绝对相对误差为5.7％。

接下来，我们在包含4000个样本的测试数据集上评估了CNN方法。 预测精度评估如下。 对于每个预测应变值，绝对相对误差计算如下：



将平均相对误差从1中减去，并将结果乘以100得到最终准确度分数百分比。 如[7]中所述，将卷积神经网络的结果与基于手工特征的SVM（在相同的训练数据集上）进行比较。

CNN的总预测精度为93.8％，SVM的预测精度为93.0％。 实际数据与CNN预测之间的相关性（Pearson乘积矩系数）为0.895。 对于SVM，相关系数为0.847。

# 5.总结

有限元分析已被证明比目前用于评估骨质疏松组织损伤的标准化评估方法（DXA）更准确。 提出了一种使用卷积神经网络预测小梁组织结构的菌株的方法。 CNN提供了一个性能提升，比用手工制作的功能训练的支持向量机获得的结果更好。 深度学习方法通过替代FEA（资源密集和耗时的方法）来加速患者特定病理评估的过程。 合成数据集生成和模型训练的过程是离线进行的，而患者特定的预测在线近实时进行，因此非常适合常规临床设置。 未来的工作将侧重于验证所提出的针对患者特定数据的方法，并基于预测的感兴趣度量方法开发风险评分生成方法。