基于关系驱动的自集成半监督医学图像分类模型

**摘要：**训练深度神经网络经常需要大规模的标注数据集来获得好的表现，然而，在医学图像分析中，获得高质量的数据标签是费力且昂贵的，因为精确的标注医学图像需要临床医生的专业知识。在本文中，我们为医学图像分类展示了一种新颖的关系驱动半监督框架。他是一种基于一致性的诊断方法，通过在扰动下鼓励给定输入的预测一致性来利用未标记的数据。优于现有的基于一致性的方法(该方法仅可简单的实现单个预测的一致性)，我们的框架可显式地在扰动下实现不同样本之间语义关系的一致性， 从而鼓励模型从未标记的数据中探索额外的语义信息。我们已经进行了广泛的实验以评估我们在两个公共基准医学分类数据集上的方法，即使用ISIC 2018挑战进行皮肤病变诊断和使用ChestX-ray14进行胸腺疾病分类。在单标签和多标签图像分类方案中，我们的方法优于许多最新的半监督学习方法。

**简介:** 深度学习方法在医学图像分类中取地了显著的成就，经常需要大量的已标注数据用于模型训练。例如，Tschandl 公布了一个大规模的数据集来支持皮肤损伤分类的算法研究。Rajpurkar用成百上千的胸部x光训练了深度模型用于胸腺疾病诊断。然而，在医学图像领域，获取大量的高质量标注数据不可避免地昂贵而且需要专业的医疗知识。考虑到五标注数据集相对来说更容易从诊所收集到，在本文中，我们尝试去研究一个半监督医学图像分类算法来减少大规模数据标注的工作量，通过权衡无标记的数据。

半监督学习在标注数据缺乏时展现了提升神经网络表现的潜力。最近，大多数半监督学习策略都遵从一致性执行策略——它通过约束网络预测为连续输入或者网络权重扰动来影响未标注数据。给定一个输入样本，一致性执行方法为相同的输入创建不同的扰动，然后然后鼓励模型对这些样本的预测是相似的。通过这一系列的方法，以前的一致性方法主要集中于改进一致性目标的质量(例如扰动样本的预测)。例如Temporal Ensembling(时间集成？)方法，采集不同迭代轮次的预测值的指数滑动平均(EMA)作为一致性目标。然而，这种方法需要在神经网络训练时维持一个很大的预测矩阵。为了解决这个限制，MT框架构建了一个集成teacher模型来在过程中产生可靠的一致性目标，这种方法以及被证明是众多应用中表现最为先进的方法。

现有的一致性方法其中的一个限制就是他忽视了各个样本之间的关系，从而导致更有利于从未标注信息中抽取语义信息。最近的研究表明，当考虑一个实体(例如一张图片)和其他样本的内在联系时更加容易得到信息。例如，Liu证明了实例关系图相比单独的实例在模型压缩中的表现嵌入了额外的语义知识。同时，这种关系信息也广泛的存在于医学图像中。在医疗诊断中，有经验的临床医生能够以以前的相似诊疗事件作为根据做出诊断。基于上述的观察，本文工作的中心原则就是在无监督条件下去发掘样本之间的内在联系来更有效率的从无标注信息中提取语义信息。

本文中，我们为医学图像分类提出了一种新颖的半监督学习框架，利用不同样本间的关系。我们的框架基于最新的一致性策略，它使给定样本在不同扰动的预测一致性得到加强。我们设计了一个自集成的teacher model 来改进一致性目标的质量。为了更好的挖掘未标注数据的珍贵的关系信息，我们打算在半监督学习框架引入新颖的样本关系一致性范例，通过明确的增强不同样本之间的内在关系一致性。在图1中，不同于以前的简单强调样本级别预测一致性，我们的SRC在不同样本之间鼓励结构关系一致性，强调了有高相似性的样本应该在增加扰动以后也拥有很大的联系。特别的，给定n张图片的小批量输入，我们我们在高维语义特征空间中计算n×n的关系矩阵来建模不同样本之间的内在关系。然后SRC会最小化在不同扰动下这些关系矩阵的差异，为了鼓励神经网络学习地更有鲁棒性和识别力表现。SRC规范化独立于标签信息，因此更有益于从无标注数据中提取额外的语义信息为了更好的表现获得。我们的主要贡献概括如下: