《检测充血性心力衰竭的卷积神经网络方法》

摘要：充血性心力衰竭(CHF)是一种严重的病理生理疾病，与高患病率、高死亡率和持续的医疗费用相关，因此需要有效的检测方法。尽管最近的研究提供了专注于先进信号处理和机器学习的方法，但应用卷积神经网络方法自动检测充血性心力衰竭的潜力迄今为止在很大程度上被忽视了。这项研究通过提出一个CNN模型来解决这个重要的差距，该模型仅基于一个原始心电图心跳来准确识别充血性心力衰竭，并且并列了通常基于心率变异性的现有方法。我们在公开可用的心电图数据集上训练和测试了该模型，包括总共490505次心跳，以实现100%的充血性心力衰竭检测精度。重要的是，该模型还可以识别心跳序列和心电图的形态特征，这些特征具有类别区分性，因此对于充血性心力衰竭的检测非常突出。总的来说，我们的贡献极大地推进了目前检测充血性心力衰竭的方法，并通过提供一个准确和完全透明的工具来支持与充血性心力衰竭检测相关的决策，从而满足临床从业者的需求。

数据：ECG

模型：CNN

《利用心电信号自动诊断充血性心力衰竭的深度卷积神经网络》

摘要：充血性心力衰竭(CHF)是一种与衰弱症状相关的慢性心脏疾病，导致死亡率、发病率增高，医疗保健支出和生活质量下降。心电图是一种非侵入性的简单诊断方法，可显示可检测到的充血性心力衰竭的变化。然而，由于心电信号的幅值和持续时间较小，手动诊断心电信号经常会出现误差，并且孤立地来看，对于充血性心力衰竭的诊断既不敏感也不特异。自动计算机辅助系统可提高充血性心力衰竭心电图诊断的客观性和可靠性。本文提出了一个用于充血性心力衰竭诊断的11层深度卷积神经网络模型。这种提出的CNN网模型需要对心电信号进行最少的预处理，并且不需要工程特征或分类。使用四组不同的数据(A、B、C和D)来训练和测试所提出的CNN模型。在四组中，B组的准确率最高，为98.97%，特异性和敏感性分别为99.01%和98.87%。提出的CNN模型可以付诸实践，并通过提供更客观和更快速的心电信号解释，作为心脏病专家的诊断辅助。

数据 ECG

模型:CNN

《深度神经网络预测心力衰竭》

摘要：在目前的卫生系统中，心力衰竭的诊断是一项艰巨的任务，对患者的早期有效治疗起着重要作用。它还基于可用的诊断数据，医疗专业人员可以根据这些数据为患者做出最佳诊断。这个过程非常复杂，因此随着机器学习的发展，将支持医学专业人员能够高精度地做出早期心力衰竭的预测。在这项研究中，我们使用多层感知器神经网络(MLP)来预测心力衰竭。心力衰竭数据集的预测准确率最高为88%，优于其他研究。

数据：病例数据（299） 1年龄，2性别，3是否有高血压，4肌酐磷酸激酶，5是否有糖尿病，6射血分数，7血小板数（千血小板/毫升），8血清肌酐，9血清钠，10是否吸烟，11随访时间，12，是否贫血，13是否有心力衰竭疾病

模型：多层感知器 ，决策树

《机器学习模型在心力衰竭疾病预测中的应用》

摘要：在当今时代，心力衰竭是导致危险局面的常见疾病之一。每年几乎有2600万患者患有这种疾病。从心脏顾问和外科医生的角度来看，在正确的时间预测心力衰竭是复杂的。幸运的是，有分类和预测模型，可以帮助医疗领域，并可以说明如何有效地使用医疗数据。本文旨在利用UCI心脏病数据集提高心力衰竭的预测精度。为此，使用多种机器学习方法来理解数据并预测医学数据库中的心力衰竭几率。此外，结果和对比研究表明，目前的工作提高了以前预测心脏病的准确性分数。本研究中提出的机器学习模型与医疗信息系统的集成将有助于使用从患者收集的实时数据预测心力衰竭或任何其他疾病。

数据：病例数据 1，年龄2，性别3，胸痛4，静态血压5，胆固醇6，空腹血糖水平7，ECG8，心跳9，运动是否会诱发心绞痛10，运动引起的相对于休息的ST抑郁11，剧烈运动ST段的斜率12，萤光显色的主要血管数目（0-3）13，Thallium test.(流入心脏的血液流量的测试)

模型：决策树、朴素贝叶斯、随机森林、支持向量机，逻辑回归

《大数据下心力衰竭预测的LSTM模型》

摘要：大数据和深度学习的结合是一项震惊世界的技术，如果使用得当，可以对任何行业产生巨大影响。随着大量医疗保健数据集的可用性和深度学习技术的进步，系统现在可以很好地诊断许多健康问题。利用电子健康记录中的大量历史信息(EHR)，我们建立了一个传统的预测时间模型，该模型利用了像LSTM一样的递归神经系统(RNN)，并与EHR纵向时间相连接。经验记录有助于RNN在心脏失望期间预测最终就诊的分析和处方类别(例如诊断代码、药物代码或方法代码)。在本文中，我们还研究了使用深度学习来模拟电子健康记录中事件之间的时间关系，与一些忽略时间性的传统方法相比，是否会提高模型在预测心力衰竭初始诊断中的性能。通过检查这些带有时间戳的电子病历，我们可以识别各种诊断情况之间的关联，并最终判断患者何时被分析疾病。然而，很难直接访问当前的EHR数据，因为几乎所有的数据都是稀疏和不标准化的。按照这些思路，我们提出了一个预测心力衰竭的稳健模型。本文的基本任务是通过基于患者电子医疗信息的神经网络模型来预测心力衰竭。为了演示心力衰竭的诊断事件和预测，我们使用了医学概念向量和长短期记忆(LSTM)深度网络模型的基本标准。所提出的LSTM模型在网络的隐藏层使用路斯和tanh作为激活函数，在输出层使用Softmax。Bridgeout被用作整个网络中权重优化的正则化技术。基于实时数据的评估显示了推荐模型在心力衰竭风险预测中的良好有效性和可行性。结果表明，心力衰竭检测的准确性得到了提高，并使用现有的深度学习模型对模型性能进行了比较。增强的预先检测可以为推迟或预测心力衰竭分析的进展提供新的机会，并降低成本。

数据：病例数据

模型：LSTM ，对照 KNN，LR，SVM，MLP

《智能筛查收缩性心力衰竭患者的心电图导联选择》

摘要：基于心电图的收缩性心力衰竭智能筛查是一种新兴的方法，可以成为一种低成本、快速的筛查工具，用于在综合超声心动图检查之前对该疾病进行早期诊断。我们收集了900例收缩期心力衰竭患者(射血分数，射血分数< 50%)和900例无心力衰竭症状的正常人的12导联心电图信号。12导联心电图信号通过连续小波变换转换为2D频谱，并使用2D卷积神经网络进行分类。在12个相同的2D-CNN模型中分别训练12导联心电图的2D连续小波变换频谱。2D-CNN模型的12导联分类结果显示，V6导联在测试数据集中具有最高的准确性(0.93)、敏感性(0.97)、特异性(0.89)和f1评分(0.94)。我们设计了四种综合评分方法，将12导联分类结果整合到一个关键诊断指标中。当组合12导联心电图信号的V5和V6导联时，在这四种方法中获得最高质量的结果。我们新的基于12导联心电图信号的智能筛查方法使用直接的心电图导联组合，为收缩期心力衰竭的预筛查提供了一种快速、准确的方法。

数据： ECG（1800）

模型：CNN

《基于深度学习的心力衰竭自动分期模型》

摘要：心力衰竭是一种危害人类健康的疾病。机器学习的最新进展产生了训练深度神经网络的新技术，这导致了在许多模式识别任务中的高度成功的应用，例如对象检测和语音识别。为了提高心力衰竭分期的诊断准确性，本研究评估了基于深度学习的模型对组合特征的分类性能。我们提出了一种新的深度卷积神经网络递归神经网络(CNN-RNN)模型，用于心力衰竭疾病的实时动态自动分期。我们采用数据分割和数据扩充预处理数据集，以使所提出的体系结构的分类性能更好。具体来说，本文使用卷积神经网络作为特征提取器，而不是训练整个网络来提取心电图信号的特征并形成特征集。我们将上述特征集与其他临床特征相结合，将结合后的特征反馈给RNN进行分类，最终得到5个分类结果。实验表明，本文提出的CNN-RNN模型对两秒钟的心电片段的准确率为97.6%，灵敏度为96.3%，特异性为97.4%，比例为97.1%。对于5秒的心电图持续时间，我们分别获得了96.2%、96.9%、95.7%和94.3%的准确性、敏感性、特异性和比例。该模型可用作帮助临床医生确认其诊断的辅助工具。

数据：病例中的数据，数据集包括心电图信号，以及性别、年龄、冠心病、高血压、糖尿病史、初次经皮冠状动脉介入治疗(PCI)。

模型：CNN + RNN

《基于优化堆叠支持向量机的心力衰竭有效预测专家系统》

摘要：大约一半的心力衰竭患者在确诊后五年内死亡。多年来，研究人员开发了几种基于机器学习的模型，用于心力衰竭的早期预测，并帮助心脏病专家改善诊断过程。在本文中，我们介绍了一个专家系统，该系统将两个支持向量机(SVM)模型叠加在一起，用于高频的有效预测。第一个SVM模型是线性和l1正则化的。它能够通过将系数缩小到零来消除不相关的特征。第二个SVM模型是l2正则化的。它被用作预测模型。为了优化这两个模型，我们提出了一种能够同时优化这两个模型的混合网格搜索算法(HGSA)。使用六种不同的评估指标:准确性、敏感性、特异性、马修斯相关系数、ROC图和曲线下面积来评估所提出方法的有效性。实验结果表明，该方法将传统SVM模型的性能提高了3.3%。此外，与之前提出的10种方法相比，所提出的方法表现出更好的性能，其准确度在57.85%–91.83%的范围内。此外，该方法的性能也优于其他先进的机器学习集成模型。

数据：加州大学欧文分校(UCI)的在线机器学习和数据挖掘存储库的297名受试者数据 ，从76个变量中选取了13个变量

模型：SVM

《利用机器学习提高心力衰竭的风险预测》

摘要：预测心力衰竭(HF)患者的死亡率很重要。然而，目前预测风险的策略只是适度的成功，可能是因为它们来自统计分析方法，无法在包含多维交互的大数据集中捕获预后信息。我们使用了一种机器学习算法来捕获患者特征和死亡率之间的相关性。在5822名住院和门诊心衰患者队列中，通过训练增强决策树算法，将患者数据子集与非常高或非常低的死亡风险联系起来，建立了一个模型。从这个模型中，我们通过识别8个变量（舒张压、肌酐、血尿素氮、血红蛋白、白细胞计数、血小板、白蛋白和红细胞分布宽度），得出了一个准确区分低死亡和高风险死亡的风险评分。该风险评分的曲线下面积(AUC)为0.88，并且在整个风险谱中都具有预测性。在两个独立的心衰人群中进行外部验证后，auc分别为0.84和0.81，优于在同一人群中有两个可用风险评分的auc。使用机器学习和现成的变量，我们生成并验证了心衰患者的死亡风险评分，该评分比其被比较的其他风险评分更准确。这些结果支持使用这种机器学习方法来评估心衰患者和在其他预测风险一直具有挑战性的环境下。

数据：病例数据（5822） 8个变量（舒张压、肌酐、血尿素氮、血红蛋白、白细胞计数、血小板、白蛋白和红细胞分布宽度）

模型：增强决策树算法

《预测心力衰竭死亡率的机器学习和统计方法》

摘要：心力衰竭是一种衰弱性临床综合征，与发病率、死亡率和频繁住院有关，导致医疗预算利用率增加。尽管提高生存率的药物和医疗设备的引入呈指数级增长，但许多心力衰竭患者，尤其是左心室射血分数低于40%的患者，仍然会出现持续的临床症状，导致总体生活质量下降。临床风险预测是选择高危患者和指导治疗的策略之一。然而，大多数风险预测模型尚未很好地融入临床环境。这部分是由于固有的局限性，例如使用不考虑心力衰竭的动态性质的静态临床数据创建风险预测模型。阻止临床医生使用风险预测模型的另一个限制因素是缺乏对如何建立预测模型的洞察。这篇综述文章重点描述如何建立心力衰竭患者危险分层的预测模型。

模型介绍：ANN,朴素贝叶斯，K近邻，决策树，SVM，随机森林，逻辑回归，线性回归

《基于机器学习的心力衰竭表型分组》

摘要：我们测试了一个假设，即利用复杂的超声心动图数据和临床参数的机器学习(ML)算法可以用于心力衰竭(HF)队列的表型组，并确定对心脏再同步治疗(CRT)有有益反应的患者。我们研究了1106名来自心脏再同步化治疗多中心自动除颤器植入试验的心力衰竭患者(左心室射血分数≤30%，QRS ≥130毫秒，纽约心脏协会分级≤ⅱ级)，随机分为使用除颤器(CRT-D，n=677)或植入心律转复除颤器(ICD，n=429)的心脏再同步化治疗组。使用机器学习算法(多核学习和K均值聚类)根据临床参数的相似性对受试者进行分类，并将基线时的左心室容积和变形轨迹划分为互斥的组。在这些组中比较了CRT-D对主要结果(全因死亡或心力衰竭事件)和容量反应的治疗效果。我们的分析确定了四个现象组，在大多数基线临床特征、生物标志物值、左心室和右心室结构和功能的测量以及主要结果发生方面存在显著差异。两组现象包括预测CRT反应的较高比例的已知临床特征，并且与CRT-D对主要结果的显著更好的治疗效果相关[危险比(HR)0.35；95%置信区间(CI)0.19–0.64；P=0.0005，HR 0.3695%置信区间0.19–0.68；P=0.001]比其他组观察到的(相互作用P=0.02)。

数据：临床特征、生物标志物值、左心室和右心室结构和功能（1106）

模型：k均值聚类

《多模式超声乳腺癌自动加权分类》

摘要：乳腺癌是女性最常见的浸润性癌症。除了主要的B型超声筛查外，超声学家还探索了多普勒、应变和剪切波弹性成像以提高诊断水平。然而，在所有类型的图像中识别有用的模式并权衡每种模式的重要性可能会让经验较少的临床医生望而却步。在这篇论文中，我们首次探索了一种自动结合四种类型的超声来鉴别乳腺良恶性结节的方法。提出了一种新的多模态网络，该网络具有良好的可学习性和简单性，可提高分类精度。关键是使用权重分享战略鼓励模式之间的互动，并采取额外的跨模式目标整合全球信息。与硬编码模型中每个模态的权重不同，我们将其嵌入到强化学习框架中，以端到端的方式学习该权重。因此，该模型经过训练以寻求最佳的多模式组合，而无需人工启发式。该框架在一个包含1616组多模态图像的数据集上进行了评估。结果表明，该模型分类准确率高达95。4%，表明了该方法的有效性。

数据：B型、多普勒、SE、SWE彩超

模型：基于Resnet18的深度神经网络

《使用人工智能心电图筛查心脏收缩功能障碍》

摘要：无症状左心室功能不全（ALVD）存在于3-6%的普通人群中，与生活质量和寿命降低有关，发现1-4时可治疗。在医生的办公室里没有一种便宜的、非侵入性的ALVD筛查工具。我们验证了将人工智能（AI）应用于心电图（ECG）的假设，心电图是测量心脏电活动的常规方法，可以识别ALVD。利用Mayo诊所44959名患者的配对12导联心电图和超声心动图数据，包括左心室射血分数（收缩功能的测量），我们训练了一个卷积神经网络来识别心室功能不全患者，定义为射血分数≤ 35%，仅使用ECG数据。当对52870名独立患者进行测试时，网络模型得出的曲线下面积值、敏感性、特异性和准确性均为0。93, 86. 3%, 85. 7%和85%。分别为7%。在无心室功能不全的患者中，AI筛查阳性的患者发生未来心室功能不全的风险（危险比，4.1；95%可信区间，3.3-5.0）是筛查阴性的患者的4倍。AI在ECG中的应用——一种普遍存在的、低成本的检测方法——使ECG成为无症状个体识别ALVD的强大筛查工具。

数据：ECG,彩超图像

模型：CNN

《基于机器学习的多模态特征重要度排序的充血性心力衰竭检测》

摘要：在本研究中，我们对从充血性心力衰竭（CHF）和正常窦性心律（NSR）受试者中提取的多模态特征进行了排序。我们根据经验接收器操作特征（EROC）值将排名特征分为1至5类。我们使用高级特征检测CHF和正常受试者，而不是使用所有多模态特征。我们采用了强大的机器学习技术，如决策树（DT）、朴素贝叶斯（NB）、支持向量机高斯、支持向量机RBF和支持向量机多项式。根据敏感性、特异性、阳性预测值（PPV）、阴性预测值（NPV）、准确性、假阳性率（FPR）和受试者工作特征曲线下面积（AUC）来衡量性能。在准确度和AUC方面，使用SVM高斯模型的所有多模态特征获得了最高的检测性能，灵敏度（93.06%）、特异性（81.82%）、准确度（88.79%）和AUC（0.95）。使用排名前五的特征，SVM高斯收益率精度（84.48%）、AUC（0.86）的性能最高；使用决策树和朴素贝叶斯的前九个排名特征的准确率（84.48%）、AUC（0.88）；最后13个使用SVM多项式进行排序的特征获得了准确率（80.17%），AUC（0.84）。研究结果表明，所提出的特征排序方法对于充血性心力衰竭患者的自动检测非常有用，并且对于临床医生和内科医生进一步决策以降低死亡率非常有帮助。

数据：心电图数据（时域、频域和基于熵的特征）

模型：朴素贝叶斯，决策树，SVM

《基于深度学习神经网络的多模式医学图像融合用于临床治疗分析》

摘要：多模态医学图像融合技术是从不同的多模态医学图像中提取互补信息的最重要和最有用的疾病研究技术之一。本文提出了一种基于深度学习卷积神经网络（CNN）的多模态医学图像融合方法。计算机断层扫描（CT）、磁共振成像（MRI）和正电子发射断层扫描（PET）是用于实验工作的输入多模态医学图像。在该技术中，采用连体卷积网络创建权重图，该权重图集成了来自两个或多个多模态医学图像的像素运动信息。医学图像融合过程是通过医学图像金字塔以多尺度的方式进行的，以更可靠地利用人类的视觉洞察力。此外，采用基于局部比较的策略对分解系数的融合模式进行自适应校正。所提出的融合技术的实验结果在视觉质量和客观评估标准方面提供了最高质量、最短处理时间和最佳可视化的最佳融合多模态医学图像。

数据：计算机断层扫描（CT）、磁共振成像（MRI）和正电子发射断层扫描（PET）

模型：CNN