《基于深度学习的起搏器植入患者的生存分析模型》

**引言：**

随着医疗水平的提高，心脏病患者植入起搏器也变得越来越普遍。但是有一个患者以及家属都关心的问题就是，患者植入起搏器之后有什么风险，或者更直接的说，植入起搏器后还能活多久。在医学领域，关于这一问题的数据要用到生存分析模型进行分析，并非医生单纯靠经验便能得出准确结论。目前已经有许多非常成熟的传统的生存分析模型，例如COX-regression,Kaplan-Meier estimation,以及最近研究的风险竞争模型等，在医学领域沿用至今。随着计算机的快速发展以及人工智能的火热研究，许多基于机器学习的生存分析模型研究的文章也相继被发表，例如，Changhee Lee等人提出了一种全新的生存数据分析方法DeepHit，DeepHit训练神经网络来学习生存时间和相对风险，最好的结果达到了75.5%的准确率。Andreas Bender等人开发了一个生存分析通用机器学习框架，另外，Raphael Sonabend等人说明，R包中的mlr3proba已经支持：预测事件发生的时间、事件随时间的概率以及事件的相对风险等功能。Rajesh Ranganath等人介绍了一种深度生存分析方法，一种在电子健康记录（EHR）的背景下进行生存分析的层次生成方法，用来对冠心病的患者进行风险评分，并且实现了73.71%的一致性。

大多数使用机器学习进行生存分析的模型都是基于传统的生存分析架构，没有创新。尤其在起搏器植入患者生存评估方面，没有高效的生存分析模型，本文开发了一种端到端的完全基于机器学习的生存分析模型，脱离了传统的模型架构，使用全新的神经网络进行建模，用于对起搏器植入患者的生存年限进行预测。

本文提出了一个全新是生存分析的机器学习方法，使用端到端的深度学习方法模拟病人生存模型，并设计了一个深度神经网络，在真实数据上进行了验证。

论文的其余部分组织如下：在第2节中，我们介绍了方法，包括数据集以及数据集处理和我们提出的深度学习模型架构。第3节介绍了模型训练的相关细节，第4节介绍了结果，并对结果进行了分析。我们在第5节中总结了我们的工作并强调了未来的研究方向。