**Thesis Proposal**

**(論文選題報告)**

**Research and Develop of Offline Handwritten Signature Verification Algorithm based on Transformer**

**(基於Transformer的離線手寫簽名驗證算法研究與部署)**

**Abstract（摘要）**

**1 Introduction（引言）**

**1.1 Research Background（研究背景）**

生物特征技术（Biometrics technology）是一种根据特征、面部、虹膜等个体生理特征或声纹、手写签名等行为特征进行识别或验证的技术。该技术被广泛应用于企业的安全认证、金融交易、门禁系统等安全领域。

生物特征技术主要应用于识别和验证场景。在第一种场景下，用户仅需提供个体或生理特征样本，生物特征识别系统根据样本在注册用户中识别提供特征的用户。而第二种场景则是在第一种场景的基础上，向系统声明自己的身份，随后系统将根据以上信息检查注册用户中是否存在提供特征的用户。

手写签名是日常生活中较为重要的个体行为特征，因为其作为在法律、金融、行政等领域验证个人身份的主要特征。同时也因为它在收集过程中是无法侵入的，诸多验证个人身份的技术中也将手写签名视为主要特征之一。

基于上述，手写签名验证属于生物特征技术验证场景的一种具体应用，它将根据收集途径不同分为离线和在线。离线手写签名验证（Offline Handwritten Verification）的个人签名收集过程是通过用户在纸张上进行书写过程后得到，而在线手写签名验证（Online Handwritten Verification）采用数字化台方式收集用户的手写签名特征，因此收集的手写签名图像可能会受到设备的影响，如笔的位置、倾斜度、压力等。由此可以看出离线手写签名的优势，可以随时随地不受设备限制地收集用户个人签名图像。

**1.2 Motivation（动机）**

离线手写签名验证在收集数据的过程，虽然不会受到数字化台等设备因素影响，但是用户使用纸张书写个人签名的时候不能保证多次书写得到的签名完全一模一样，可能也会受到实体笔、纸张厚度等影响。因此收集数据后进行的预处理过程一定程度上会影响系统验证效果，一个良好的图像预处理技术可能改善系统验证性能。

在过去的离线手写签名验证研究中，人为设计图像预处理后的特征输入支持向量机（SVM）分类器中以鉴别签名是真实的还是伪造的。由于深度学习和卷积神经网络（CNN）的发展，学者们放弃了以往人工设计特征，采取CNN作为特征提取器提取图像多通道特征的方式以进行手写签名验证，并且取得了不错的效果。但是基于CNN的特征提取方式，共享参数卷积核的方法导致在全局特征上学习效果较差。

离线手写签名验证还需要验证提供样本的用户，因此验证任务中分为两种：作者依赖（Writer Dependent）和作者独立（Writer Independent）。WD任务是针对每一个作者的手写签名训练一个分类器，由此将增加模型训练成本和推理时间。WI任务是不需要针对某个作者，仅仅分析参考签名和提供签名之间的特征，从而验证其是否为伪造的。

**1.3 Research Objectives（研究目标）**

离线手写签名验证的模型训练过程中输入参考签名和查询签名，验证、测试过程中可能仅仅需要输入查询签名以鉴别是否为伪造的。因此在模型特征提取器设计上需要考虑参考签名和查询签名是否保持相同的推理过程，即经过的推理层是否共享参数。

传统机器学习方法的离线手写签名验证很大程度依赖于人工设计的特征进行训练，最终鉴别的分类准确性与这些特征直接相关。人工设计的特征提取方式在近期逐渐更替为深度学习的CNN提取图像特征方式，这种方式将导致图像一定程度上丢失全局特征，由此本文将提出基于Transformer中注意全局特征的注意力机制特征提取器，从而更有效地学习手写签名图像特征。

针对WI和WD任务，以往基于传统机器学习方法的离线手写签名验证模型是采取SVM作为分类器以完成task。更替为深度学习的特征提取方法后需要验证SVM是否依旧作为分类器使用，采取其他结构的分类器是否拥有更好的效果。

**2 Literature Review（文献综述）**

**3 Methods（论文主题算法等）**

**4 Schedule for the thesis（论文时间安排）**

**5 Publication（出版物）**

**References (参考文献)**