The background is a traditional Chinese ink wash painting. It depicts a serene landscape with misty, layered mountains in shades of green and blue. A calm river flows through the center, with a small red boat carrying a person in the lower left. Several birds, including two large white cranes with black wings and red beaks, are shown in flight against a pale, hazy sky. A large, bright red sun or moon is visible in the upper left corner.

基于卷积神经网络的极化 码译码算法

汇报人：

2024-01-13



目录

- 引言
- 卷积神经网络基本原理
- 极化码译码算法原理及性能分析
- 基于卷积神经网络的极化码译码算法设计
- 实验结果与分析
- 总结与展望



01

引言





01

5G及未来通信技术发展

随着5G及未来通信技术的快速发展，极化码作为一种新型信道编码方案，在无线通信领域具有广泛应用前景。

02

极化码译码算法研究不足

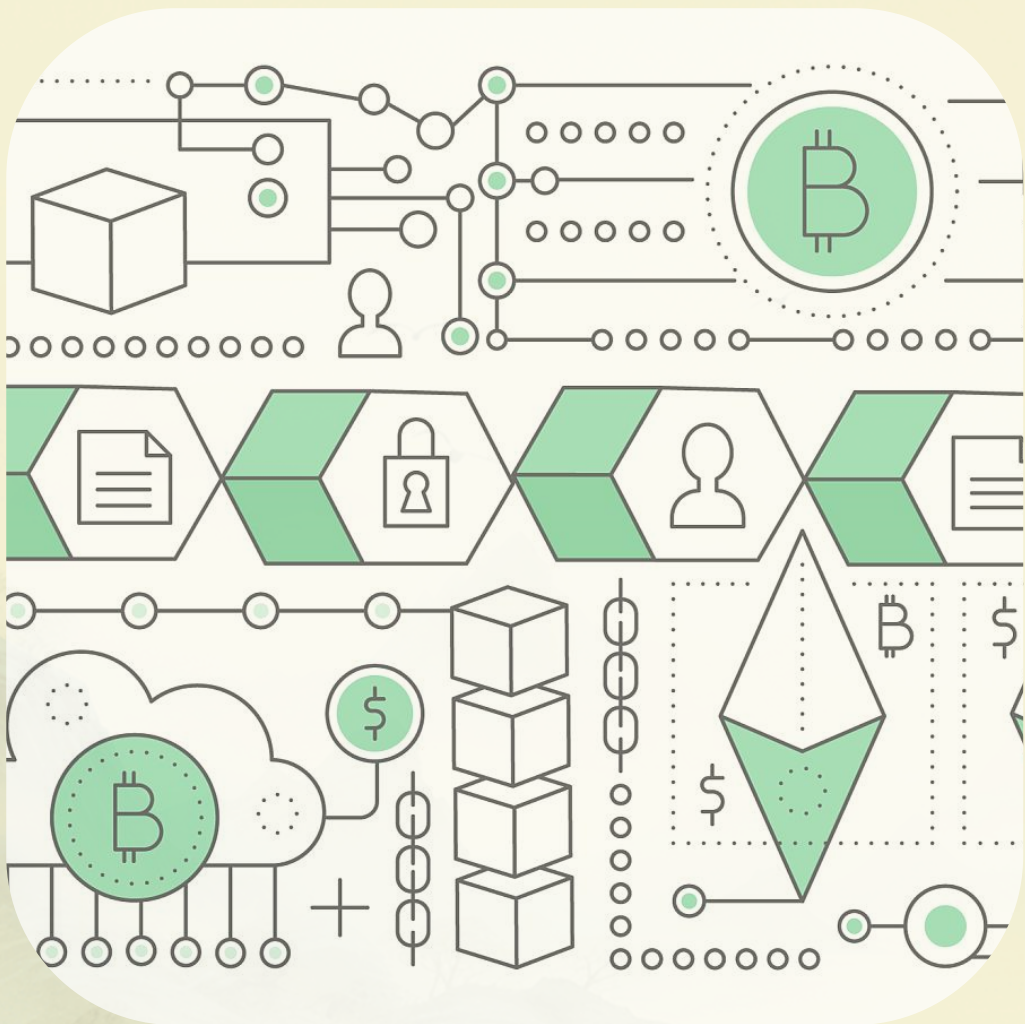
传统的极化码译码算法存在计算复杂度高、译码性能受限等问题，难以满足实时、高效、可靠的通信需求。

03

卷积神经网络在译码领域的应用

卷积神经网络（CNN）在图像处理、语音识别等领域取得了显著成果，其强大的特征提取和分类能力为极化码译码算法提供了新的思路。

国内外研究现状及发展趋势



国内外研究现状

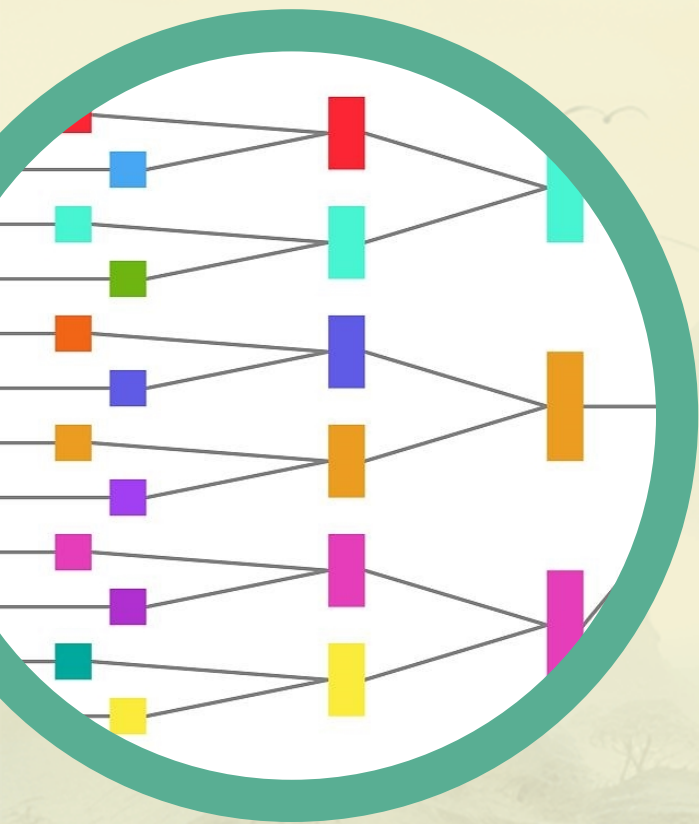
目前，国内外学者在极化码译码算法方面已开展了一定研究，如基于置信传播（BP）的译码算法、基于深度学习的译码算法等。然而，现有算法在性能、复杂度等方面仍存在不足。

发展趋势

随着深度学习技术的不断发展，基于神经网络的极化码译码算法已成为研究热点。未来，该领域将更加注重算法性能优化、实时性提升以及在不同场景下的应用拓展。



本论文主要研究内容



基于卷积神经网络的极化码译码算法设计

针对传统极化码译码算法的不足，设计一种基于卷积神经网络的极化码译码算法，通过训练神经网络模型实现极化码的译码过程。

算法性能分析与优化

对所设计的算法进行性能分析，包括误码率、计算复杂度等指标，并针对性能瓶颈进行优化改进。

实验验证与对比分析

通过仿真实验验证所设计算法的有效性，并与现有算法进行对比分析，评估其在不同场景下的性能表现。



02

卷积神经网络基本原理



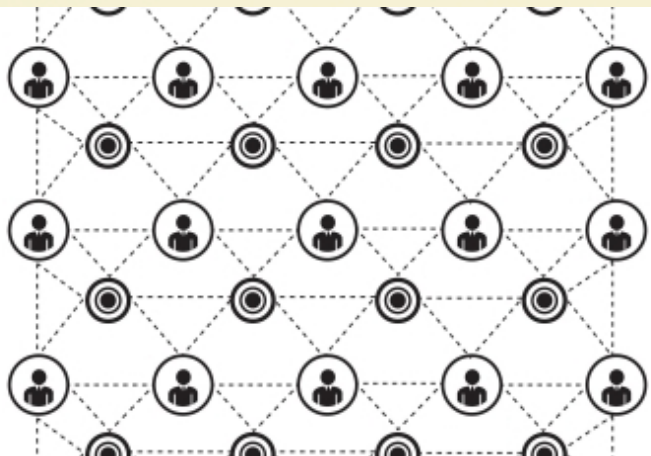


卷积神经网络概述



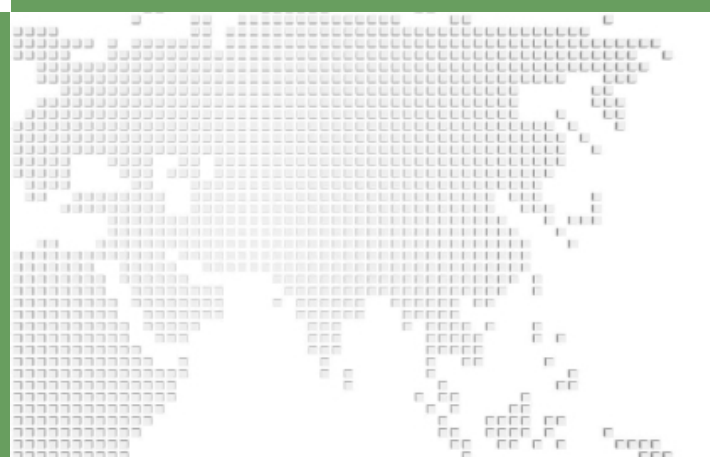
深度学习模型

卷积神经网络（CNN）是一种深度学习模型，特别适用于处理图像、语音等具有网格结构的数据。



多层结构

CNN通常由多个卷积层、池化层和全连接层堆叠而成，以逐层提取输入数据的特征。



局部连接与权值共享

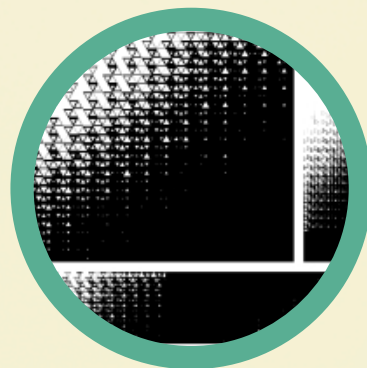
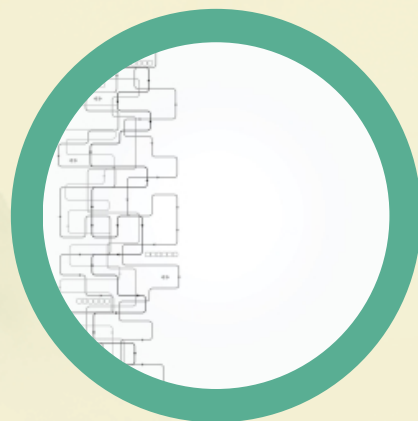
CNN通过局部连接和权值共享的方式，有效降低了模型的复杂度，提高了模型的泛化能力。

卷积层与池化层原理



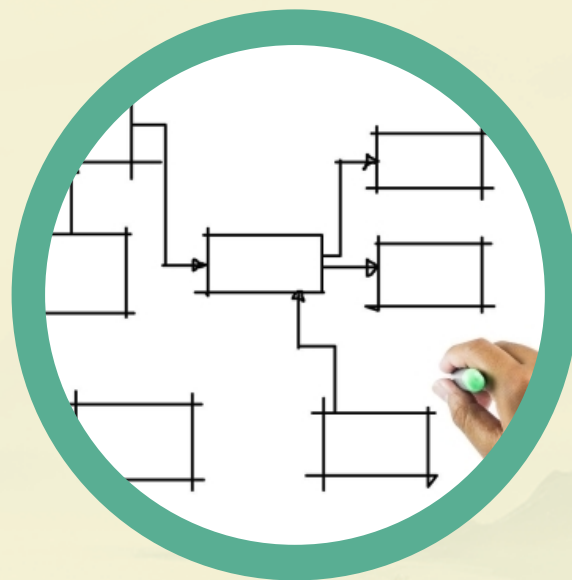
卷积层

卷积层通过卷积核对输入数据进行卷积操作，以提取局部特征。卷积核中的每个元素都对应一个权重，通过训练得到。



池化层

池化层对卷积层输出的特征图进行下采样，以降低数据维度并保留重要特征。常见的池化操作有最大池化和平均池化。



特征图

卷积层输出的结果称为特征图，每个特征图都代表了输入数据在某种特征下的响应。



激活函数选择及优化方法



01

激活函数

为了增加模型的非线性表达能力，通常在卷积层之后添加激活函数，如ReLU、Sigmoid、Tanh等。

02

激活函数的选择

不同的激活函数具有不同的特性，如ReLU函数可以缓解梯度消失问题，而Sigmoid函数可以将输出映射到0-1范围内。选择合适的激活函数有助于提高模型的性能。

03

激活函数的优化

针对激活函数的不足，可以采用一些优化方法，如使用Leaky ReLU或Parametric ReLU等改进型ReLU函数，以解决ReLU函数在负数区域的“死亡”问题。



训练过程与参数优化策略



训练过程

- CNN的训练过程包括前向传播和反向传播两个阶段。前向传播阶段计算模型的输出，反向传播阶段根据损失函数计算梯度并更新模型参数。

参数优化策略

- 在训练过程中，可以采用一些参数优化策略来提高模型的性能，如使用Adam、RMSProp等自适应学习率优化算法，以及采用正则化、Dropout等技术来防止过拟合。此外，还可以通过调整批处理大小、学习率等超参数来进一步优化模型的性能。



03

极化码译码算法原理及性能分析





极化码概述及编码原理



极化码基本概念

极化码是一种基于信道极化的新型编码方式，通过信道合并和信道分裂操作，将原始信道转化为一系列极化后的子信道，实现信息的可靠传输。

编码原理

极化码的编码过程主要包括信道极化、比特混合和构造生成矩阵三个步骤。在信道极化过程中，通过递归方式进行信道合并和信道分裂，使得子信道的容量趋向于0或1，实现信道的极化。在比特混合阶段，根据子信道的可靠性进行比特分配，将信息比特放置在可靠的子信道上，冻结比特放置在不可靠的子信道上。最后，通过构造生成矩阵完成编码过程。



传统译码算法性能分析



连续消除译码算法

连续消除译码算法是极化码的一种常用译码算法，具有较低的译码复杂度和较好的译码性能。该算法通过逐次消除已译码比特对后续比特的影响，实现译码过程。然而，在信噪比较低或码长较短时，连续消除译码算法的性能会受到较大影响。

列表连续消除译码算法

列表连续消除译码算法是对连续消除译码算法的改进，通过保留多个候选路径来提高译码性能。该算法在信噪比较低或码长较短时具有较好的性能表现，但随着列表长度的增加，译码复杂度和计算量也会显著增加。



基于深度学习的极化码译码算法研究现状



深度学习在极化码译码中的应用



近年来，深度学习在通信领域的应用逐渐受到关注。在极化码译码方面，深度学习可以通过训练神经网络模型来学习译码规则，提高译码性能。目前，已有多种基于深度学习的极化码译码算法被提出，如基于循环神经网络（RNN）的译码算法、基于卷积神经网络（CNN）的译码算法等。

基于卷积神经网络的极化码译码算法



卷积神经网络具有强大的特征提取能力，适用于处理图像、语音等具有局部相关性的数据。在极化码译码中，可以将接收信号转换为图像形式作为卷积神经网络的输入，通过训练网络模型来学习译码规则。该算法在信噪比较低或码长较短时具有较好的性能表现，并且可以通过增加网络深度或改进网络结构来进一步提高译码性能。

以上内容仅为本文档的试下载部分，为可阅读页数的一半内容。如要下载或阅读全文，请访问：
<https://d.book118.com/285204213000011222>