

基于 VAE-GAN 算法的天线方向图预测

单志勇 吕仕荣

东华大学 信息科学与技术学院, 中国·上海 201620

摘要: 本研究提出 VAE-GAN 模型, 结合 GAN 和 VAE, 用于优化天线的方位角和俯角模式。通过 VAE 潜在空间建模, 提升生成数据质量和多样性。经详细预处理和针对性网络设计, 生成器可生成高度相似的天线模式, 模型训练稳定收敛。该研究为天线设计提供高效算法, 为未来应用奠定基础。

关键词: 天线模式优化; 生成对抗网络 (GAN); 变分自编码器 (VAE)

Antenna Orientation Map Prediction Based on the VAE-GAN Algorithm

Zhiyong Shan Shirong Lu

School of Information Science and Technology, Donghua University, Shanghai, 201620, China

Abstract: This study proposes a VAE-GAN model, combining GAN and VAE, to optimize the azimuth and elevation patterns of antennas. By modeling the latent space of VAE, the quality and diversity of generated data are improved. After detailed preprocessing and targeted network design, the generator can produce antenna patterns highly similar to real ones, with stable and convergent model training. This research provides an efficient algorithm for antenna design and lays the foundation for future applications.

Keywords: antenna pattern optimization; generative adversarial network (GAN); variational autoencoder (VAE)

0 前言

在现代无线通信系统中, 天线的性能对信号的传输和接收起着至关重要的作用。优化天线的模式 (如方位角和俯角模式) 可以提升信号覆盖范围、减少干扰、提高通信质量。本研究提出了一种结合生成对抗网络 (GAN) 和变分自编码器 (VAE) 的模型 (VAE-GAN), 用于模拟和优化天线的方位角模式 (azimuth Pattern) 和俯角模式 (elevation Pattern), 从而改进信号的传播效果。与传统的 GAN 模型不同, VAE-GAN 通过结合 VAE 的潜在空间表示能力, 能够在生成器和判别器的对抗训练中引入对数据分布的建模, 提升生成数据的质量和多样性。生成器 (解码器) 与编码器共同工作, 生成的天线数据不仅能够与真实数据相似, 而且能够通过 VAE 的损失函数进一步优化数据的潜在空间表示。通过这种方式, 本研究期望在数据的逼真性和有效性上达到较高的标准, 进而为天线优化提供一种新的高效算法^[1-2]。

1 天线数据处理

1.1 数据介绍

天线数据由 CST 与 Matlab 联合仿真得出, 结构为八圆弧状阵列, 通过改变激励幅度与相位得到不同数据集。数据包含幅度、相位、主瓣方向、主瓣宽度、副瓣水平、增益和前后比等关键特征。本研究以这些特征为输入变量, 方位角模式和俯角模式为目标变量。

1.2 数据处理

对原始天线数据预处理, 确保模型有效学习输入输出

关系, 包括数据加载、特征提取和归一化三步。

①数据加载: 从本地加载 .npz 格式天线数据文件, 含主瓣方向、主瓣宽度等特征, 用 numpy 的 np.load() 方法导入内存。

②特征提取: 提取输入特征 (幅度、相位等) 和目标特征 (方位角模式、俯角模式), 分别组合成 inputs 和 targets 数组。

③数据标准化: 对输入和目标特征归一化, 缩放至 [0,1] 范围, 用 sklearn 的 MinMaxScaler 类实现, 以稳定高效训练生成对抗网络模型^[3]。

2 算法设计

本研究的模型架构包括编码器、生成器和判别器三部分。编码器将输入数据映射到潜在空间, 生成器基于此生成目标数据, 判别器判断数据真实性。生成器采用多层全连接网络, 逐层增加神经元提取高维信息, 判别器结构类似, 通过区分生成和真实数据来引导生成器学习^[4]。

2.1 生成器 (Generator)

生成器是 GAN 的核心部分, 目标是从输入特征生成与真实天线模式数据 (方位角模式和俯角模式) 相似的目标特征。它采用 VAE 的解码器部分, 从编码器生成的潜在向量中生成目标特征:

输入层: 接受维度为 64 的潜在向量, 无激活函数。

隐藏层 1: 128 个神经元, ReLU。

隐藏层 2: 256 个神经元, ReLU。

输出层：输出维度为 2，线性函数。

生成器隐藏层采用 ReLU 激活函数，输出层使用线性激活函数，潜在空间维度为 64。

2.2 判别器 (Discriminator)

判别器的任务是判断输入的方位角模式和俯角模式是否为生成器生成的伪造数据或真实数据，其反馈帮助生成器改进生成数据的真实性。判别器是一个多层全连接网络，输入来自生成器的输出，如下：

输入层：接收生成器输出或真实目标特征，维度为 2，无激活函数。

隐藏层 1：128 个神经元，ReLU，提取基础信息，增强判别能力。

隐藏层 2：256 个神经元，ReLU，增加容量，增强真假数据区分能力。

隐藏层 3：512 个神经元，ReLU，深层次特征提取，提高判别精度。

输出层：1 个神经元，Sigmoid，输出标量，表示数据为真实或伪造的概率。

判别器隐藏层采用 ReLU 激活函数，输出层使用 Sigmoid 激活函数，输出值在 [0,1] 之间，适用于二分类问题。

2.3 损失函数与优化器

在 VAE-GAN 的训练过程中，生成器（解码器）、编码器和判别器各自通过不同的损失函数进行优化，以共同提升模型性能。首先，判别器通过二元交叉熵损失来评估输入数据的真实性；其次，生成器通过对抗损失来优化其输出，使生成数据尽可能接近真实数据，以最大限度地迷惑判别器；最后，编码器与生成器共同优化 VAE 损失，其中包含重构损失和 KL 散度，旨在有效地学习潜在空间的分布，使得生成的数据更好地逼近真实目标数据。

2.4 GAN 模型的组合

本研究的 GAN 模型通过生成器与判别器的协同组合，形成一个完整的对抗学习系统。生成器负责将输入特征映射为目标特征（方位角模式和俯角模式），而判别器则通过判断数据的真实性，为生成器提供优化反馈。判别器在生成器训练时保持参数冻结，确保其对真实数据和伪造数据的判断不受生成器参数变化的影响，从而实现对抗训练的平衡^[5-7]。

3 模型训练流程

本研究在完成数据预处理和 VAE-GAN 网络设计后，进入了模型训练阶段。在这一阶段，通过生成器（解码器）和判别器之间的对抗训练，生成器逐步学习生成与真实天线模式数据相似的目标特征。该过程结合了 VAE 损失和对抗损失的优化，使得生成的数据不仅在判别器的评判中更加逼真，同时也在潜在空间中表现出更为合理的分布。以下是模型训练的具体步骤和设置。

3.1 输入和输出维度定义

本研究首先定义了生成器（解码器）、编码器和判别

器的输入和输出维度，以确保模型的输入输出结构与数据维度匹配：

输入维度：12，包含了天线系统的多个关键参数。

输出维度：生成器的输出维度为 2。

3.2 优化器配置

在训练过程中，本研究为生成器、判别器以及编码器配置了 Adam 优化器。Adam 优化器以其自适应学习率和动量参数的特性，能够有效加速训练并提高收敛性。具体配置如下：

学习率：0.0002、动量参数（Beta_1）：0.5。

3.3 判别器的独立训练

在每个训练周期（epoch）中，首先对判别器进行训练，以提高其区分真实数据和生成数据的能力。判别器的训练包含两个主要步骤：

①真实数据训练：从标准化后的真实目标数据中随机抽取一个批次（batch），并将其标签设置为 1，表示真实数据。

②生成数据训练：使用生成器对一批输入特征进行预测，生成伪造的目标特征。将这些伪造数据送入判别器进行训练，标签设置为 0，表示伪造数据。

通过交替训练判别器的真实数据和生成数据，判别器逐步学习提升其识别真假数据的能力。

3.4 生成器的联合训练

判别器训练完成后，开始对生成器进行联合训练，使生成器输出的目标特征逐步接近真实数据。生成器的训练过程依赖于 VAE-GAN 的整体框架，通过判别器对生成器输出的反馈来优化生成器参数。此阶段的训练包括以下几个关键步骤：

①目标标签：在生成器的训练过程中，所有生成数据的标签都设为 1，即生成器的目标是“欺骗”判别器，使其将生成的伪造数据判定为真实数据，从而最大化生成器的对抗损失。

②判别器冻结：在生成器的训练阶段，判别器的权重保持不变（冻结），以确保判别器提供稳定的反馈，而不受生成器训练更新的干扰。

3.5 编码器与生成器的联合优化

与传统的 GAN 模型不同，本研究采用了 VAE-GAN 架构，在生成器训练的同时，编码器也参与到训练中。具体来说，编码器的训练通过优化 VAE 损失（包括重构损失和 KL 散度）来确保潜在空间的合理性。编码器通过学习真实数据的潜在空间分布，提供有意义的潜在变量，从而改善生成器的生成效果。

通过交替训练生成器、判别器和编码器，模型能够在对抗学习和 VAE 损失的联合作用下，逐步提升生成数据的质量和真实性，同时优化潜在空间表示，确保生成的数据不仅能够通过判别器的判断，还能够潜在空间中保持合理的结构^[8]。

3.6 模型保存

本研究在每个采样间隔 (sample interval) 时保存生成器的模型参数。这使得模型在训练结束后, 可以直接使用保存的模型参数进行生成任务。同时, 本研究在训练结束时保存了最终的生成器模型, 以便在后续的实验中进一步验证其性能。

4 结果分析与预测

本研究在完成 GAN 模型的训练后, 对生成器生成的天线模式数据进行了详细的结果分析, 以评估生成数据的质量和模型的预测能力。分析主要包括生成数据与真实数据的对比、损失变化的趋势分析、生成器和判别器的性能表现, 以及对未来可能结果的预测。

4.1 生成数据与真实数据的对比

在评估生成器表现时, 本研究将生成的方位角和俯角模式与真实数据对比, 衡量生成数据的准确性和一致性。

方位角模式: 生成的方位角模式在形状和幅度上接近真实数据, 主瓣区域表现良好, 副瓣特征也能一定程度重现, 但个别点有偏差。

俯角模式: 生成的俯角模式在主瓣和旁瓣区域表现合理, 整体趋势与真实数据一致, 尤其在信号强度高的区域几乎重叠。但在俯角极小或极大的范围内, 生成数据波动性不

足, 可能因这些区域训练样本较少导致。

图 1 为部分方位角模式和俯角模式的误差对比示例。

4.2 损失函数变化趋势分析

在模型训练过程中, 本研究记录并分析了生成器和判别器的损失值变化, 以评估模型的收敛速度和训练稳定性。损失函数的变化趋势是判断 GAN 模型训练是否充分、是否存在模式崩塌等问题的重要参考依据。

判别器损失: 训练初期为较大负值, 表明判别器能有效区分真实与生成数据, 具有强分类能力。随着生成器生成数据质量提升, 判别器损失逐渐上升并趋于稳定, 表明对抗博弈接近平衡状态。

生成器损失: 训练初期较大, 反映生成数据质量低, 难以欺骗判别器。随着对抗训练深入, 生成器优化参数, 损失逐渐减小并趋于稳定, 表明其逐步掌握了生成高质量目标特征的能力, 生成数据的真实性和多样性显著提升。

图 2 展示了生成器和判别器损失值随训练轮次的变化趋势。

可以直观地看出, 损失值在初期阶段波动较大, 而后随着训练的进行逐步收敛。图中损失值的稳定阶段也表明模型不存在明显的模式崩塌现象, 生成器与判别器达到了动态平衡。

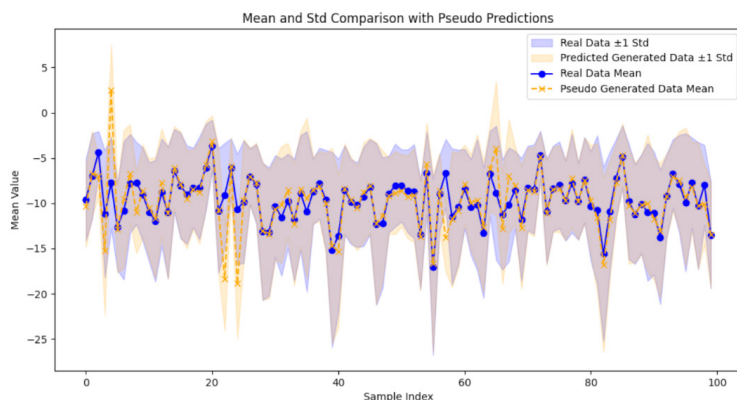


图 1 部分方位角模式和俯角模式的误差对比示例

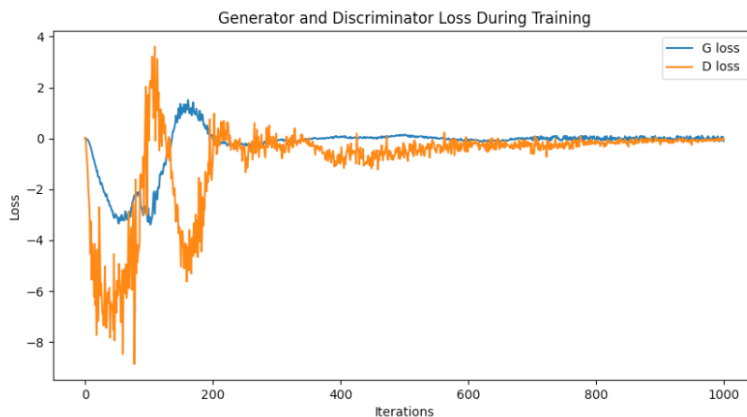


图 2 生成器和判别器损失值随训练轮次的变化趋势

4.3 未来结果的预测

基于当前训练结果，本研究对生成器在未来应用中的表现进行了预测。虽然在本实验数据集上，生成器已经取得较好的结果，但在实际应用中，数据的多样性和复杂性会有所增加。因此，对未来结果的预测主要集中在以下几方面：更大规模数据集上的表现，数据异常检测的适用性，生成器在不同输入条件下的稳定性。

5 结语

本研究通过 GAN 在天线模式数据生成上的应用，验证了其在模拟真实数据、提升数据生成效率和多样性方面的优势。尽管模型还存在一些需要改进的地方，但这一技术为天线设计和优化提供了新的视角和工具。未来的研究工作将继续深化 GAN 在天线领域的应用，以推动该领域的数据生成与分析技术的发展。

参考文献：

[1] 蒯乐,李晨,袁丽,等.一种共形球面阵天线单元布局的优化算法[J].航天电子对抗,2024,40(5):26-30+45.
[2] 黄河.计及风载荷的天线座多目标结构优化设计[J].电子机械工

程,2024,40(6):22-26.

[3] 郑扬,易文韬,苏醒,等.新型星载天线指向机构结构优化设计与力学鉴定[J].航天制造技术,2024(6):62-68.
[4] 张钊光,蒋庆磊,詹瑜滨,等.基于VAE-GAN数据增强算法的小样本滚动轴承故障分类方法[J].原子能科学技术,2023,57(S1):228-237.
[5] 张春昊,解滨,张佳豪.融合改进VAE与BiLSTM的无监督时序数据异常检测方法[J/OL].计算机工程,1-14[2025-01-09].https://doi.org/10.19678/j.issn.1000-3428.0070335
[6] 黄军阳.基于条件VAE-GAN生成模型的零样本图像识别方法研究[D].南昌:南昌航空大学,2023.
[7] 常伟,胡志超,潘多昭,等.基于改进的VAE-GAN模型在电池EIS数据增强中的应用[J].科技和产业,2024,24(22):258-263.
[8] 杨若冰,曹现刚,杨鑫,等.基于改进VAE-GCN的刮板输送机健康状态识别方法[J].机械设计与研究,2024,40(6):277-283+302.

作者简介：单志勇（1967-），男，中国上海人，博士，副教授，从事电磁场与微波技术、无线通信、人工智能等研究。