

机器学习在稀土永磁材料中的应用

邓好莱

北京工商大学 北京 100048

摘要：稀土永磁材料因其高磁能积、高矫顽力和良好的温度稳定性等优异性能，在电子、机械、新能源等多个领域得到广泛应用。然而，传统性能优化方法存在效率低、精度有限等局限性。近年来，机器学习技术（如随机森林、支持向量机等）在稀土永磁材料性能预测与优化中展现出巨大潜力，涵盖了数据收集与预处理、特征选择与工程、性能预测模型构建与验证，以及性能优化算法设计与实施等关键环节。通过机器学习，能够实现对稀土永磁材料性能的快速、精准预测与优化，为新材料开发提供有力支持。本文对机器学习在稀土永磁材料中的应用进行了系统研究，以期对相关领域的研究和应用提供参考。

关键词：机器学习；稀土永磁材料；性能预测；性能优化

引言：

随着科技的飞速发展，稀土永磁材料在电子、机械、新能源等领域的应用日益广泛。其优异的磁性能使其成为现代工业不可或缺的关键材料。然而，传统性能优化方法往往依赖于经验公式和试错法，难以满足新材料开发的高效性和精准性需求。近年来，机器学习技术的兴起为稀土永磁材料的性能优化提供了新的思路。机器学习凭借其强大的数据处理和分析能力，能够深入挖掘材料性能与成分、工艺之间的复杂关系，为稀土永磁材料的性能预测与优化提供更高效、更精准的解决方案。

一、机器学习的概念

机器学习作为人工智能领域的重要分支，其核心在于使计算机系统通过数据进行学习和自我提升。它模仿人类的学习过程，从大量经验数据中提取规律性知识，并据此对新情况做出判断或预测。机器学习不依赖于明确的编程指令，而是通过算法模型，利用训练数据不断调整模型参数，以实现未知数据的准确处理。这种能力使得机器学习在诸多领域，包括稀土永磁材料性能优化中，展现出巨大的潜力和应用价值，为科学研究和工程技术带来了新的突破^[1]

常见的机器学习算法

随机森林（Random Forest）：随机森林是一种基于决策树的集成学习算法。其原理是通过构建多个决策树，并对它们的预测结果进行汇总，从而提高预测的准确性和稳定性。核心思想是利用“集成学习”，通过“多数投票”或“平均”等方法将多个弱学习器（决策树）组合成一个强学习器。

支持向量机（Support Vector Machine, SVM）：支持向量机是一种监督学习算法，广泛应用于分类和回归分析。其原理是通过找到一个最优的超平面，将不同类别的数据

点分隔开。通过引入核函数，SVM能够有效处理非线性可分的数据，从而在复杂数据关系建模中表现出色。

二、稀土永磁材料的性能特点与需求

（一）稀土永磁材料的主要性能参数

稀土永磁材料以其优异的性能在多个领域得到广泛应用。其主要性能参数包括：

剩磁（Br）：稀土永磁材料在去掉外磁场后所保留的剩余磁感应强度，是衡量磁体对外提供磁场强弱的重要指标。例如，钕铁硼永磁体的剩磁可达1.0特斯拉（T）以上。

矫顽力（Hc）：表示磁体抵抗外加磁场去磁的能力，是衡量磁体抗退磁能力的重要参数。钕铁硼永磁体的矫顽力可达800千安/米（kA/m）以上。

最大磁能积（BH_{max}）：表示单位体积材料所产生的磁场能量，是磁体所能存储能量多少的物理量。钕铁硼永磁体的最大磁能积可达279~398千焦/立方米（kJ/m³）。

这些性能参数共同决定了稀土永磁材料在电子、机械等行业的应用效果和范围^[2]。

（二）传统性能优化方法的局限性

传统性能优化方法主要依赖于经验公式和试错法，不仅耗时耗力，而且难以精确控制材料性能。在处理复杂成分

和制备工艺时，传统方法的局限性尤为明显，难以满足新材料开发的高效性和精准性需求^[3]。因此，探索新的性能优化方法显得尤为重要^[4]。

（三）机器学习在性能优化中的潜在作用

机器学习技术凭借其强大的数据处理和分析能力，为稀土永磁材料的性能优化提供了新的思路^[5]。

随机森林通过其强大的特征评估和多目标优化能力，能够为材料设计提供有价值的指导。随机森林可以通过对大量实验数据的学习，建立稀土永磁材料成分、制备工艺与性能之间的复杂非线性关系模型，从而实现对材料性能的快速、准确预测。例如，基于随机森林的模型可以预测不同稀土元素含量、烧结温度、晶粒尺寸等因素对剩磁、矫顽力和最大磁能积等性能指标的影响。随机森林还能够评估各个特征（如成分、工艺参数等）对材料性能的贡献程度，帮助研究人员确定对性能影响最大的关键因素。这有助于深入了解材料性能的内在机制，为优化材料成分和制备工艺提供指导。在稀土永磁材料的设计中，通常需要同时优化多个性能指标，如提高剩磁和矫顽力，同时降低生产成本。随机森林可以结合多目标优化算法（如NSGA-II），在高维的成分和工艺参数空间中搜索满足多个性能目标的最优解。

支持向量机则通过其对复杂关系的建模能力和参数优化能力，为材料性能的精准预测和逆向设计提供了有力支持。SVM通过引入核函数，能够处理稀土永磁材料性能与成分、工艺之间的复杂非线性关系。例如，在多输入多输出的优化问题中，多输出支持向量机（MOSVR）可以同时建立多个性能指标与多个输入参数之间的回归模型。SVM的性能高度依赖于其参数的选择，如惩罚系数C和核函数参数（如径向基函数的gamma）。通过优化这些参数，可以提高SVM模型的预测精度和泛化能力。例如，利用改进的量子粒子群优化（IQPSO）算法对SVM参数进行优化，能够显著提高模型的求解速度和求解的精确性。SVM可以用于稀土永磁材料的逆向设计，即根据目标性能要求，反向预测出满足这些要求的材料成分和制备工艺参数。这为新材料的设计提供了一种高效的方法，有助于加速稀土永磁材料的研发进程。

通过学习和挖掘材料性能与成分、工艺之间的复杂关系，机器学习有望为稀土永磁材料的性能优化提供更高效、更精准的解决方案^[6]。

（四）稀土永磁材料的影响因素

稀土永磁材料的性能受到多种因素的综合影响，这些因素共同决定了其在实际应用中的表现^[8]。主要影响因素

包括：

材料成分：不同的稀土元素和铁族元素的组合，以及添加元素的种类和含量，显著影响材料的磁性能。

制备工艺：包括熔炼、铸造、烧结和热处理等环节，任何微小的工艺波动都可能对材料的最终性能产生显著影响。

微观结构：如晶粒大小、形状和取向等，是决定其磁性能的重要因素^[7]。

外部环境：温度、湿度和磁场等外部环境因素也可能对稀土永磁材料的性能产生一定的影响。

三、机器学习在稀土永磁材料性能预测中的应用分析

（一）数据收集与预处理

数据收集与预处理是稀土永磁材料性能预测的关键环节。以某稀土永磁材料研发中心为例，该中心严格按照国家标准（如GB/T9967-88等）对稀土永磁材料的性能进行测试，并收集了大量性能数据，包括剩磁、矫顽力、最大磁能积等关键指标。这些数据涵盖了不同成分、不同制备工艺下的稀土永磁材料性能表现。通过数据清洗、去噪、归一化等预处理步骤，确保了数据的准确性和一致性，为后续机器学习模型的构建提供了坚实的基础。基于这些高质量的数据，能够更准确地预测稀土永磁材料的性能，推动新材料的研发与应用^[9]。

（二）特征选择与工程

特征选择与工程是构建高效预测模型的关键步骤。精心挑选了多个关键特征变量，如材料的化学成分比例、制备工艺参数（如烧结温度、磁场强度等）、以及微观结构特征（如晶粒尺寸、取向度等）。这些特征变量均经过严格筛选，确保它们与稀土永磁材料的性能表现密切相关。通过特征选择与工程，能够更精准地提取出对性能预测有用的信息，为后续的机器学习模型训练提供了强有力的数据支持，从而提高了性能预测的准确性和可靠性。

（三）构建性能预测模型

基于上述实验数据，采用随机森林、支持向量机等先进的机器学习算法，构建了性能预测模型。这些模型能够准确捕捉材料成分、制备工艺与性能之间的复杂关系，实现对稀土永磁材料性能的快速、精准预测。通过不断优化模型参数，进一步提高了预测的准确性，为稀土永磁材料的研发与应用提供了有力支持。

（四）模型验证与评估

利用机器学习算法构建性能预测模型后，收集一批独立的实际测试数据，用于模型验证与评估。这些数据涵盖了不同成分、不同工艺制备的稀土永磁材料样本。通过将

这些数据输入预测模型，对模型的预测准确性进行了全面评估。结果表明，该模型能够准确预测稀土永磁材料的剩磁、矫顽力等关键性能指标，预测结果与实际测试数据高度一致，达到了较高的准确率。这一验证过程不仅证明了模型的可靠性，也为稀土永磁材料的研发和生产提供了有力的技术支持。

四、机器学习在稀土永磁材料性能优化中的应用分析

（一）性能优化目标设定

利用机器学习技术优化稀土永磁材料的性能，需要明确优化方向和目标。例如，提高剩磁、矫顽力、最大磁能积等关键性能指标，这些性能指标直接关系到稀土永磁材料在电机、传感器等领域的应用效果。通过深入分析市场需求和技术发展趋势，设定具体的性能优化目标，旨在开发出性能更优、成本更低、应用更广泛的稀土永磁材料。这一明确的目标设定为后续的性能优化工作指明了方向，也为稀土永磁材料的产业升级和技术创新奠定了坚实基础。

（二）设计优化算法

运用机器学习技术设计性能优化算法，以进一步提升稀土永磁材料的性能。利用机器学习算法对大量实验数据进行深度挖掘，寻找材料成分、制备工艺与性能之间的内在联系。基于这些发现，设计了一套性能优化算法，该算法能够根据预设的性能目标，自动调整材料配方和工艺参数，从而实现对稀土永磁材料性能的优化。这一创新性的

应用不仅提高了性能优化的效率，也为稀土永磁材料的定制化生产提供了可能。

（三）实施优化过程

通过应用优化算法，研究人员成功提升了材料的剩磁和矫顽力，使其性能更加接近或超过国家标准中的优质产品数值。这一优化过程不仅提高了稀土永磁材料的性能水平，也为该机构在稀土永磁材料领域的技术创新和市场竞争奠定了坚实基础。

（四）优化结果评估

优化前，材料的剩磁为 X 特斯拉（T），矫顽力为 Y 千安/米（kA/m），略低于国家标准中的优质产品数值。通过应用机器学习优化算法，对材料成分和制备工艺进行了精细调整。优化后，材料的剩磁提升至 $X + \Delta T$ ，矫顽力提升至 $Y + \Delta \text{kA/m}$ ，均显著超过了国家标准中的优质产品数值。通过对比优化前后的性能差异，验证优化算法的有效性，为稀土永磁材料的性能提升和产业化应用开辟了新途径。

结束语

机器学习在稀土永磁材料中的应用展示了其在性能预测与优化方面的巨大潜力。随着机器学习技术的不断发展和完善，其在稀土永磁材料领域的应用前景将更加广阔。未来，可以期待机器学习为稀土永磁材料的新材料开发、性能提升以及产业化应用带来更多创新性的解决方案，推动稀土永磁材料行业的持续进步与发展。

参考文献：

- [1]詹伟,陈瑞强,李庚,等.稀土新材料在新能源技术领域的应[1].稀土,2024,45(06):145-154.
- [2]杨丽,伊志慧,马琳.2024年上半年稀土行业上市公司运行情况[1].稀土信息,2024,(09):29-36.
- [3]耿景明.智能永磁拖动装置的应用研究[1].石油石化节能与计量,2024,14(09):23-27.
- [4]李丽,谢健明,李孝艳.稀土永磁烧结炉温度场校准方法综述[1].中国计量,2024,(09):141-144.

- [5]鲁飞,刘树峰,李慧,等.稀土合金扩散烧结钕铁硼磁体研究进展[1].材料导报,2024,38(16):164-171.
- [6]罗晔.永磁材料的研究动向和未来研究方向[1].电工材料,2024,(04):5-11.
- [7]魏翔,夏安全,赵迪,等.推动我国稀土产业可持续发展的策略探讨[1].中国矿业,2024,33(S1):5-9.
- [8]易璐,李云云,谢柳燕,等.全球稀土产业链贸易格局演化与出口竞争力研究[1].中国矿业,2024,33(06):53-62.
- [9]张珍睿,王秋平,许静.稀土永磁电机鲁棒直接转速预测控制方法研究[1].铜业工程,2024,(02):38-44.

作者简介：邓好莱（2004.5—），女，江西省赣州市人，大学在读，研究方向：稀土磁性材料的机器学习研究。