中文摘要

英文摘要

第一章 仿生结构设计

第二章 生成对抗网络

2.2生成对抗网络

2.3 dcgan

2.3 wgan-gp

2.4 igan

第三章 实验

3.1 数据集构成与增强

3.2 训练过程

3.3 限制给出过程

3.4 实验结果，对比

第四章 结论

4.1结论

4.2局限性

4.3 发展方向

4.4 总结

中文摘要

仿生结构设计旨在利用生物的结构特征指导工业工程中的产品设计，以达到节约原材料，优化力学性能等目的。3D打印技术的发展大大拓展了结构设计的空间，但从物种中抽象出仿生结构的过程仍然缺乏普适的理论指导。现有的抽象方法主要依赖于相关专家的主观意见，不同方面的仿生需要不同的专业知识，人力成本过高。且主观性太强，不能保证充分利用生物的进化成果。本文提出了一种新的抽象仿生结构的方法，利用生成对抗网络学习生物的结构特征，再基于人为限制产生符合要求的仿生结构。

英文摘要

第一章

1.1仿生

大约46亿年前，地球从一片混沌之中诞生了。天地之初，一片死寂，但在漫长的演化过程之中，在无数巧合的重重叠加之下，原始的生命出现了。此后，又经历了数十亿年的自然选择，优胜劣汰，动物和植物不断地适应着周遭的环境，并不断改造着环境。最终，生命和环境达到了巧妙的平衡，并不断的进化了下去。在这一进化过程之中，为了在残酷的竞争中胜出，动物和植物不得不改进自身的结构特征，有的进化出具有迷惑性质的外形逃脱天敌的追捕；有的进化出坚硬的外壳承受外部压力；有的进化出密集的孔隙结构来减少资源的消耗；有的进化出复杂的脉络增加运输效率……我们身处的大自然正是地球46亿年来的智慧结晶。

相比之下，人类的进化史不过百万年，人类文明的诞生仅仅过了大约一万年，和自然相比可以说是微不足道。自然界正是我们的老师，是人类各种科学技术，工程艺术的灵感来源。人类的仿生可以追溯到十多个世纪之前，如锯子的发明被认为是受到了叶片锯齿形边缘的启发。人类文明的发展中伴随着无数的仿生。现代仿生学的诞生可以追溯到1960年，美国的J.E.Steele提出Bionics一词。仿生学研究生物系统的结构和特性，生物的行为，生物和环境的相互作用等，为工业工程设计提供全新的设计思路，系统原理的一门学科。

仿生学包括很多方向，主要有形态仿生：模仿生物的外形，色彩等；结构仿生：模仿生物的力学结构；材料仿生：模仿生物的微观结构设计材料。仿生学已经成为数学，生物学，工程科学，材料化学等多学科相互交叉，相互渗透的重要新兴学科，有着广阔的发展前景。

1.2 生物微结构与轻量化设计

工程中经常需要在重量，材料消耗量和性能表现中寻求平衡，因此需要人们不断设计并优化力学结构，这催生出轻量化设计（lightweight design）的需求. 生物在进化的过程中倾向于设计出能最大程度地节省能量消耗和材料用量，同时还保持优秀力学性能的结构，这与轻量化设计的理念不谋而合。大量文献从生物的结构特征中获取灵感，设计出了具有优秀力学性能，如抗压，抗弯，抗扭转特性的力学结构，广泛应用到了各种产品中。常见的仿生对象有：

1.木材：单位质量木材具有优秀的刚度和韧性。这源于木材的多层级复合结构。纤维丝的螺旋缠绕，木细胞的紧密排列使得微观上的木材具有多孔结构。这一结构不仅大大减少材料用量，增强了强度和刚度，还使得木材的性能有了各向异性。木材是轻量高强度结构的重要灵感来源。

2.骨骼：骨骼是生物重要的支撑组件，因此需要兼备轻量，坚韧等特点。骨骼中的胶原纤维和矿化晶片相互交联，形成多级的裂纹结构。这些裂纹能有效地传导应力，耗散能量，也使得骨骼的力学性能有了各向异性，满足生物不同部位的不同受力需求。

3.甲壳：螃蟹等动物的甲壳拥有优秀的抗撞击能力和抗压能力。这种能力源于甲壳的多层级结构和微米级纤维形成的三维孔洞结构，这为人们设计叠层材料提供了思路。

4.浮游生物：硅藻，放射虫等浮游生物的外壳和外骨骼正是力学性能优异的轻量化结构。这是因为：1.它们需要抵御多种捕食者的威胁2.为了接收足够多的阳光，它们需要漂浮在浅层水域中。重量和性能的相互妥协与优化产生出多种多样的几何结构。

从上面的综述可以发现，自然界生物的微结构主要有以下几种特点：

1.生物结构的原材料种类并不复杂，多数结构使用仅单一的材料就能拥有良好的性能。2.生物的结构在微观的尺度下都呈现出多孔结构。这种结构能够有效地降低密度。3.生物通过优化孔隙的分布尽可能地提高特定用途力学性能。

1.3 3D打印

3D打印技术是一种快速成型技术，它利用粉末金属和塑料等打印材料通过逐层打印的方式制造出软件设计的模型。3D打印技术可以打印的模型范围十分广泛，基本能够将各种设计需求加以实现。这大大地拓展了工业中产品结构设计的思路，人们不必局限于简单的结构，可以自由地设计并实现需要的力学结构。

由于其优异的性能，3D打印技术被广泛地运用到结构仿生和轻量化设计中。它不仅能让从前难以制造的各种生物结构，特别是多孔微结构的制造成为可能，而且能够快速得到样品。这为力学结构的分析和性能优化提供了极大的便利。许多文献在结合3D打印技术与结构仿生方面进行了探索，将结构仿生技术提升到了新的层次：

1.4 当前结构仿生的缺点

现有的结构仿生论文虽然数量众多，但是它们的主要流程大致可以概括为3个步骤。1.寻找合适的物种，通过各种技术手段记录其结构特征。2.对这些结构进行细致的力学分析，总结其性能优异的原因。尝试对生物的结构进行抽象化，设计出暂定的仿生结构。 3.制造产品，利用有限元分析等手段进行力学性能测试，根据反馈进行拓扑优化，重新调整仿生结构，直到达到性能要求为止。

流程图

可以看出，这种设计流程的核心步骤是第2步中的分析和人为抽象化，抽象化的质量直接决定了产品的力学性能。但这一流程存在很多缺点：1. 人力成本过高：力学分析和人为抽象过程需要相当专业的知识，要能准确地分析出怎样的结构能够更好地继承生物的特征。 2.迁移性太差：生物结构多种多样，不同结构，不同用途的仿生需要的专业知识也不尽相同，需要对该结构进行独立的分析。其他仿生结构设计的经验无法直接用于指导新的仿生。3.仿生效果受限：人为抽象的主观性太强，仿生效果不稳定。且人们可能受到经验和知识的束缚，不能保证充分发挥生物结构的潜力。4.设计自由度低：由于生物体的特定力学结构，特别是微观孔隙结构等往往和生物结构外部形状绑定，但生物体的外形不一定是产品所需要的外形。怎样自然地对仿生结构的外形和轮廓进行修改，同时避免破坏内部多孔结构的协调性，避免性能的损失是人为设计很难做好的。

为了解决上述问题，我们需要一种普适性的方法来指导仿生结构设计，实现结构仿生的去人为化，达到节省人力成本，改进仿生效果，增加设计自由度的目的。这要求我们的算法能够。自动学习理解生物体的结构特征，并且能复现出这些结构 2.能够根据用户的输入（如颜色，形状等）生成出带有特定特征的仿生结构。3.生成的结构要能自然地结合生物特征和用户输入，减少力学性能的损失。

1.3 本文思路

本文提出利用深度学习中的生成对抗网络学习生物的结构特征，并将用户输入视作限制对生成结果进行优化，最终产生出符合用户需求的仿生结构。

2深度学习与生成对抗网络

2.1深度学习

Deep learning are machine learning techniques that have been generally applied in image recognition, speech recognition, language processing and etc. Deep learning design computational models with multiple layers to learn multiple representations of the natural data. The construction of traditional machine learning and pattern recognition system requires considerable expertise in relative domains to design a useful feature extractor to transform the raw data into feature vectors which the subsequent system such as classifier and clusterer could handle.

Thus the processing results highly rely on the design of feature extractor. On the other hand, deep learning methods compose many non-linear modules which each could transform a level of representation into a higher and more abstract level, and finally learn multiple layers of representation. Moreover, according to the performance of the representation, deep learning network could optimize the parameters of the non-linear modules. As a result, deep learning get rid of the dependence on considerable expertise. Since the extractors are not designed by human engineers, and are learned with raw data, we can apply deep learning methods to many aspects easily. More importantly, they might have far better performance on a specific task than before. In fact, while learning these transformations, deep learning network could approximate very complex functions, which are valuable in various applications.

深度学习是近年来广泛应用于图像识别，语音识别，自然语言处理等方面的机器学习技术。它通过训练多层的计算模型来学习原始数据的多层表示。传统的机器学习算法需要相关专家根据原始数据的特点设计出相应的特征提取器，将原始数据表示为特征向量，再通过分类，聚类等算法进一步处理。机器学习的效果与特征器的设计密切相关。而深度学习在每一层模型中集成了大量的非线性模块，将输入转化为新的表示，这些表示又作为输入被下一层非线性模型处理。层层的处理从原始数据中提取出简单的表示，又将这些简单的表示组合成更深层次的表示。根据数据处理的效果，又反过来优化这些非线性模块的参数，从而改进特征的提取方法。这么一来便实现了，特征提取器设计的去人为化和自动优化，大大提升了特征提取能力。深度学习的网络可以视作拟合能力非常惊人的非线性系统，通过这一系统的优化，有望突破人为设计算法的瓶颈。

2.2卷积神经网络

深度学习有多种不同的算法模型，但模型总体上可以分为三个层次：输入层，即输入的原始数据；隐藏层：数据的

2.2 Convolutional Neural Networks  
 Deep learning is a large category containing many sub-frameworks, such as Convolutional Neural Networks, Auto Encoding, Sparse Coding, Boltzmann Machine, Deep Believe Networks and Recurrent Neural Network. When dealing different tasks, we should choose suitable framework.

Convolutional Neural Networks(CNN) are powerful tools to process machine learning problems in fields like image recognition, especially when the size of image is large or we need to achieve high recognition rate.

A neuron network consist of many layers. Rather than regarding each layer as representing a vector-to-vector function, we can also regard it as a system consisting of many units that act in parallel. Each unit imitate a neuron in the sense that it takes many inputs and calculate its activation values based on its weights and biases. Since the parameters like weights and biases are trainable, we could update these vector-to-vector functions continuously. The ideas of using these layers of vector valued functions are loosely inspired by neuroscientific observations, while model neural network are guided by mathematical and engineering principles. Rather than regarding neural networks as modelling of human brains, it’s better to regard them as powerful nonlinear systems that works as function approximation machines designed to achieve statistical generalization.

A simple Convolutional Neural Networks contains three parts: input layer, hidden layer and output layer. The input layer represent raw data, and the output layer represent the results. The specific hidden layers used in Convolutional Neural Networks are convolutional layers. Convolution in deep learning generally refers to a discrete convolution option define on tensors. We can regard convolution as multiplication by a matrix. For example, If we have a two-dimensional image, the convolution with a two-dimensional kernel K is defined as：

Convolutional layers are designed with some important ideas:

Sparse interactions: Traditional neural networks use matrix multiplication to describe the interaction between inputs and outputs. Each input is connected to each output. For example, an image may contain millions of pixels. However, we actually only need tens of or hundreds of pixels to represent small but meaningful features such as edges and shapes. So we only need to use much fewer parameters to extract the features, which is going to save memory, reduce operations and enhance statistical efficiency. By doing convolution operations, we could construct only sparse interaction between units by making the kernel size smaller than the inputs.

Parameter sharing: A specific feature may appear at many location. Rather than using different sets of parameters for different location, we could fix kernels and use the same set of parameters for one feature. This idea not only greatly reduces the parameter number, but also makes training faster. Moreover, each kernel thus is corresponded to a specific feature, making it interpretable and invariant under location shifting.