

I. 生物神经网络和人工神经网络有哪些不同？

比较维度	生物神经网络	人工神经网络（ANN）
构成单元	生物神经元，包含树突、胞体、轴突、突触等结构	简化的数学模型（节点+权重+激活函数）
连接方式	动态、稀疏、异构，包含兴奋与抑制	固定结构，通常为全连接或局部连接
信号形式	离散脉冲（spike）传递，基于电化学机制	连续实数，常使用实值激活函数（如ReLU）
学习方式	通过 突触可塑性 （如STDP、LTP）进行局部更新	多数使用 反向传播算法 进行全局误差更新
能耗和效率	高并发、低频率、极低能耗（生物神经元以mW计）	高频运算、高功耗（需大量计算资源）
容错性和适应性	极强容错能力，自我修复与再生能力	弱容错，一般依赖冗余与正则化控制过拟合
执行风格	异步、事件驱动	同步、周期驱动

总结：人工神经网络是对生物神经系统的**数学抽象与工程简化**，在结构和功能上有一定启发，但并非严格模拟。

II. 生物神经元的“抑制”功能如何在人工神经网络中实现？

1. 生物神经元中的抑制机制：

- ****抑制性神经元（如GABA能神经元）****通过释放抑制性递质，使目标神经元更难激活，从而调节信息流动与网络稳定。
- 常见的功能包括**侧抑制**、**互抑**、**反馈抑制**等。

2. 人工神经网络中的实现方式：

生物抑制功能	人工模拟方式
抑制性连接（负向突触）	设置权重为负值，实现“抑制效应”
侧抑制（lateral inhibition）	使用局部归一化或竞争机制，如Softmax、Winner-Take-All
互抑（Mutual inhibition）	抑制性反馈连接或特定网络结构（如Hopfield网络）
广义抑制（如抑制背景信息）	Dropout、正则化（L2惩罚），抑制过拟合或无用信号

举例：在CNN中，Softmax输出层通过归一化方式使高响应抑制其他低响应类别；这是一种竞争性抑制的实现。

III. 生物神经网络如何通过更新突触强度学习或记忆？人工神经网络使用反向传播计算误差，你认为更好的更新方式可能是什么？

1. 生物神经网络的学习机制：突触可塑性

主要有以下几种形式：

学习机制	描述
Hebb规则	“Fire together, wire together”：两个神经元同时活跃时，连接增强。
STDP（Spike-Timing Dependent Plasticity）	基于时间差异的更新规则：前突触先发放 → 增强；后突触先发放 → 减弱。
LTP / LTD	长时程增强/抑制，代表学习与记忆形成的机制。
局部更新	无需全局误差，仅基于突触两端活动即可调整权重

这种机制生物上更高效、局部且可在线更新，但没有全局目标函数。

2. 人工神经网络使用的是反向传播（BP）算法：

- 基于链式法则计算误差梯度，逐层更新权重。
- 是一种全局、批量、监督式学习机制。
- 虽然效果好，但存在：
 - 生物不可实现性（需要对称权重、全局误差信息）
 - 计算复杂度高，不适用于在线学习或硬件低功耗设备

3. 未来可能的更好方法（替代或补充BP）

方法	核心思想	优点
Hebbian学习或STDP规则	模拟生物突触更新机制，采用局部更新	生物合理，可用于类脑计算与异步系统
进化算法（Evolutionary Algorithms）	通过自然选择优化网络结构和参数	无需梯度信息，适合复杂搜索空间
强化学习（Reinforcement Learning）	通过环境奖励信号引导学习	更贴近行为智能的形成过程
随机优化（如PSO、GA）	群体智能策略搜索最优权重	可并行计算，鲁棒性好
目标传播（Target Propagation）	用目标值替代误差进行更新，减少链式求导依赖	可能更生物相容性强
局部误差驱动学习（Local Error Signals）	利用层间误差信号更新而非全局	模拟皮层分层反馈