归纳偏差是一个关于机器学习算法的目标函数的假设.

其实这个指的就是目标函数评分的标准. 我们利用机器学习算法要做的是, 利用一个学习器, 通过学习样本使得学习器对于任意输入(可以不包含在训练数据中)可以产生正确的预测. 那么, 这个假设就决定了在面对未知数据下如何去作出判断.

其实他就是说的是**模型的指导规则**, 可以同时应用于训练和预测的时候的东西, 是一种超参数(因为是模型的一部分).

例如, 在线性回归中, 作出的假设(归纳偏差 inductive bias )是, 输出与输入是线性的.还有一种是决策树, 决策树的假设就是,1.优先选择较短的树而不是较长的。2.选择那些信息增益高的属性里根节点较近的树。这里利用了两个假设. 相比之下, 神经网络的假设是相当弱的, 举个例子:分类神经网络模型 : 将输入通过非线性函数进行映射的结果,正确的类别具有较高的softmax值.

归纳偏差的种类:最大条件独立性（conditional independence）：如果假说能转成贝叶斯模型架构，则试着使用最大化条件独立性。这是用于朴素贝叶斯分类器（Naive Bayes classifier）的偏置。

* 最小交叉验证误差：当试图在假说中做选择时，挑选那个具有最低交叉验证误差的假说，虽然交叉验证看起来可能无关偏置，但天下没有免费的午餐理论显示交叉验证已是偏置的。
* 最大边界：当要在两个类别间画一道分界线时，试图去最大化边界的宽度。这是用于支持向量机的偏置。这个假设是不同的类别是由宽界线来区分。
* 最小描述长度（Minimum description length）：当构成一个假设时，试图去最小化其假设的描述长度。假设越简单，越可能为真的。见奥卡姆剃刀。
* 最少特征数（Minimum features）：除非有充分的证据显示一个特征是有效用的，否则它应当被删除。这是特征选择（feature selection）算法背后所使用的假设。
* 最近邻居：假设在特征空间（feature space）中一小区域内大部分的样本是同属一类。给一个未知类别的样本，猜测它与它最紧接的大部分邻居是同属一类。这是用于最近邻居法的偏置。这个假设是相近的样本应倾向同属于一类别。

与最近将视觉特定的**归纳偏差**引入Vision Transformer架构不同，ViT由于缺乏图像的先验信息，在密集预测任务上的性能较差。

ViT-Adapter可以通过额外的架构引入归纳偏差来弥补ViT的缺陷并实现与视觉特定模型相当的性能。

与之前对大规模图像数据集（例如ImageNet）进行预训练和对不同任务进行微调的范式相比，本文的范式更加灵活。在ViT-Adapter框架中，Backbone网络是一个通用模型（例如，ViT），可以使用多模态数据和任务进行预训练。当将其应用于下游任务时，视觉专用适配器将输入数据和任务的先验信息引入到通用Backbone网络之中，使模型适用于下游任务。通过这种方式，使用ViT作为Backbone，ViT-Adapter框架实现了与专为密集预测任务设计的Transformer Backbone（如Swin Transformer）相当甚至更好的性能。 ---------------这段话意思是不需要在ImageNet对backbone进行预训练以保证特征提取的有效性，而是在进行下游任务（目标检测，实例分割等。。。，将数据和任务先验引入到backbone中，使其可以用于特定下游任务。）