PPT1:

老师，各位同学你们好。本次报告，我将向首先介绍任务态脑网络计算方法，在介绍一个基于任务态脑网络的研究计划。

PPT2-3:

首先是背景部分。静息态和任务态的功能连接有着本质上的不同。计算静息状态下，不同脑区BOLD信号的皮尔逊相关，可以得到脑区间的连接参数。参数的大小反映连接的强度，参数的正负反映脑区之间的协同和拮抗关系。此外，这些参数有统一量纲。因此，不同的连接可以直接比较，连接可以做加和计算。

与静息态不同，任务态脑网络的计算过程和参数性质受到任务设计的影响。对于BLOCK设计，可以直接计算不同BLOCK下，各脑区时间序列的相关，得到的参数性质与静息态网络的一致。但是，对于EVENT设计，由于刺激和脑区BOLD信号不同步，需要通过卷积和去卷积的方式矫正。此外，EVENT设计中同一条件的BOLD信号常呈离散分布的状态。因此，无法直接计算时间序列间的相关。

对于EVENT设计的任务，可以采用广义PPI的方式，获得任务对连接的调节效应。也就是说，你无法知道不同条件下连接的绝对强度，但你能知道连接强度是否因为任务而改变。

对于BLOCK任务网络和静息网络，我们可以计算小世界或者模块化等图论参数。但由于EVENT网络参数是无量纲的调节效应，我们无法做类似的操作。因而EVENT设计的网络分析方法相对局限。

静息态和Block脑网络的计算较为简单，本次报告将聚焦于EVENT设计的脑网络。广义PPI的计算基于GLM模型。右图是一个简单示例，我们希望知道ROIA和ROIB间的连接是否受到任务的调节。则需构建公式如下的模型。因变量是ROIB的时间序列，自变量主要有四个模块。分别是ROIA的时间序列，实验设计矩阵，PPI项，控制变量项，以及模型无法解释的残差e。

一定需要注意的是，这个方程里的乘法，全部是矩阵乘法。比如，控制变量是6个头动参数，那么beta就是一个1x6的向量，如果你扫描了135个全脑，你的控制变量就是一个6×135的矩阵。通过拟合数据，我们将获得自变量前面的beta项。

PPT4:

那么，我们该如何从语义水平理解这个GLM模型？这里有两个图。这两个图在数学上的表示是完全一致的。但左图用于表明，k脑区对i脑区的影响，因为实验条件gp而发生改变。而右图表示，脑区i对任务Gp做出的响应，因为k脑区的活动而发生改变。这两种表述都可以解释刚才的GLM模型，但在实际研究中，左图更直观也更常用。

PPT5:

接下来是GLM模型的参数计算。首先，是将设计矩阵和HRF函数做卷积，这种做法能够将记录心理活动状态的设计矩阵调整到BOLD水平。其次，是PPI的计算。PPI项由ROI A和不同条件下的设计矩阵相乘得到。但是，实验设计将影响卷积和去卷积过程。对于BLOCK设计，如果要计算任务对连接的影响，操作如左图。对于EVETN设计的实验，为右图。不同之处在于，右图涉及到了去卷积过程，能够比较好地解决任务设计矩阵和神经信号活动不同步的问题。

PPT6:

拟合GLM模型后将得到每个自变量的beta值。通过被试内t检验可以确定A和B间的连接是否因为任务改变。具体来讲，上述第一个公式是GLM模型的展开式，对β4和5进行被试内t检验，可以得到相对于控制条件，任务条件下的连接是否发生变化。

需要注意，这种分析是有向的。上图表示，任务对A指向B连接的影响，而下图相反。一些研究中，常常因为方向的意义难以解释，往往对β4和β9取均值，并比较该均值是否与β5和β10的均值是否存在差异。但是，可以看左图。当任务条件只调节其中一个方向的连接时，有效应的β3将可能因为无效应的β8掩盖，从而无法发现结果。对于该问题，需要根据自己的研究深入分析。

PPT7:

通过推论统计，我们可以得到下图的差异矩阵。将差异矩阵可视化后可以得到类似于右图，这是推理过程的脑网络变化。你可以看到网络间的连接模式，以及网络中节点的连接模式和连接方向。

PPT8-11:

使用SPM只能完成上述计算的一部分，而且繁琐费时。因此，我写了一个全自动化工具。首先是准备数据。我对SPM的代码进行了调用，并且实现了批量化，因此操作十分简单。首先使用SPM12的batch功能load我提供的文件。通用参数我都已经设置好了。第一步有5个需要修改的地方。第一个就是执行运算，包括读入数据，计算数据，输出结果的地方。注意，如果你的数据储存在了这个路径，那么这里你就要填下面的那个。第二个，TR；第三个，被试格式化的