人类感知决策制定的神经生理过程(Neurophysiology of Human Perceptual Decision-Making)

这篇综述论述的问题是什么：决策制定(decision-making)

决策制定过程是怎么反映出来的：证据积累(evidence accumulation)

证据积累过程是借助什么手段揭示出来的：EEG MEG fMRI

证据积累的过程是如何导致决策制定的机制是什么：认知模型(cognitive modeling)

基本逻辑：

1.神经信号既反映感知决策形成的动态过程，又是大脑决策算法的关键要素。

2.神经信号的记录只有动物大脑的直接记录而无人类大脑的直接记录，最近的方法使研究者可以用人类大脑信号追踪决策过程的动态过程

论述问题：

研究者如何利用神经信号来研究大脑的决策过程——

1.为解释个体内和个体间的数学模型的构建和评估提供信息，

2.关键辅助过程与核心决策回路相互作用

人脑决策形成的神经特征

感知决策能够把感觉信息转变为决策、信念或行动。因为它们为检验作为认知功能核心的大脑机制和行为现象提供了一个易于处理的测试平台，所以它们在不同领域被广泛研究。(Shadlen & Kiani 2013).

L：感知决策的作用以及为什么会被研究

在研究猴子大脑的特定脑区时的发现也加快了感知决策研究的进程，和长期存在的数学上的积累到边界的模型所预测的一样，感觉证据也是一直积累到边界。(Gold & Shadlen 2007, Ratcliff et al. 2016, Schall 2003).

L:那么感觉证据是以什么方式反映出来的呢？

例如，顶内外侧区(lateral intraparietal area, LIP) (Shadlen & Newsome 1996) 用于扫视的前眼动区(frontal eye fields for saccades) (Hanes & Schall 1996) 运动前背侧皮质(dorsal premotor cortex， PMd) (Cisek & Kalaska 2005)，这些规划决策报告的区域显示在考虑期间峰值(spike-rate)随着证据积累的强度增加而增加并在做出一个替代选项时到达一个特定水平。

这些发现在猴子和老鼠的脑区都被发现了。这种对神经决策过程的直接观察和测量增强了对神经回路、系统、决策形成的算法、一些关键现象如速度准确性权衡、对可能性或价值的偏好与信心的了解。

L：这是决策的证据积累过程在神经层面上的反映，即通过spike-rate的变化反映出来，但仍只是现象上的联系，它只是与模型假设的证据积累过程变化趋势一致，并没有进一步的验证。

由于低分辨率和非无创性的方法限制人脑的神经决策过程相比于猴子和老鼠的神经生理过程更难记录。(Kelly & O’Connell 2015)但是近年来，在克服这些局限性的方法上取得了进展，包括新的信号处理技术和基于模型的方法，使用任务设计来分离决策相关的神经活动（figure 1）。这些方法上的进展能够促进我们在决策的神经基础上的理解并拓展我们通过对动物的无创性记录的知识。

L：那么方法是什么样的呢?

在这篇综述中，作者提到三个特定领域中的工作进展：

1.介于感觉和行动间的关键处理过程，

2.决策的数学过程模型，

3.调节适应性决策形成的辅助过程

Figure1 无创性人脑记录中的与证据积累一致的神经信号

a 为了适应功能神经成像的低时间分辨率，Ploran(2015)设计了一个物体识别任务，在这个任务中，通过呈现几秒内出现的刺激来延长决策形成的过程。13个脑区形成的脑网络的神经信号与理想的证据积累器一致，峰值的潜伏期会随着报告物体识别的时间一起变化。

b 视觉移动任务中的选项与左右手的移动相对应，证据积累的动态过程反映在随着时间的不同运动准备的建立。以最终执行运动的运动皮层(M1)的β波段的频率脑磁功率的同侧和对侧差异为指标。

c 当被试进行与左右手对应的运动方向辨别任务时，不同的运动准备体现在人脑EEG信号的偏侧化准备电位(LRP, lateralized readiness potential)中，它与运动的一致性成比例变化。通过设计这项任务使一致性运动先于非一致性运动，在典型的范式中由突然的亮度诱发的电位被消除，这使得我们可以观察到一个事件相关的成分，这个成分(CPP, centroparietal positivity)可以显示基于证据的动态过程。(Kelly & O’Connell (2013).)

d 需要对顺序呈现的离散的标记进行平均的任务能够对决策过程的时间动态进行详细的检验，通过将EEG信号回归到决策证据的增量中。通过这种方法，证据采样的神经编码和它们对最终决策的权重（由t个单元中的参数估计来表达）在delta波段的一段时间内有节奏地波动。这种节奏性与标准决策模型中连续地证据以一种恒定的比率整合起来地假设形成对比。(Wyart et al. (2012a).)

e 利用机器学习的分类技术在人类的EEG信号中也分离出了依赖证据的积累信号。在这样的应用中，确认多电极空间的尺寸能够最大化地分辨在一个运动识别任务中的高一致性和低一致性试次。分类准确性和投射到该维度上的活动成分的动态可以用高时间分辨率进行追踪。Philiastides et al. (2014).

f 有边界的证据积累过程在用于基于价值和感知决策的后电极的gamma波段的EEG活动中显示出来。在这种情况下，频谱振幅的时间进程与从一个拟合到行为中的有界的证据积累模型所模拟的用于预测的反映一一对应的动态过程相一致。Polanía et al.(2014).

L：a-f 反映了目前已经观察到的决策相关的大脑记录的证据，任务设计引起不同的变量，不同的脑区的记录反映了证据积累的过程。

感知决策的多层次处理

大多数数学模型能够通过一个单一的证据积累过程表示行为模式，与这些数学模型相比，决策背后的神经生理过程涉及到许多神经信号和神经回路。决策相关的活动已经在猴子的广大脑区被观察到(e.g., de Lafuente & Romo 2006, Siegel et al. 2015)，最常见的是通过它的可选的决策方案的选择性预测，最近在老鼠(Steinmetz et al. 2019)和人脑(ter Wal et al. 2020)的颅内记录中也被观察到。

L：数学模型在表示决策的证据积累时比较理想化，但是这一数学模型要和人脑的信号结合时就面临着一系列操作上的困脑，下面将论述这种困难体现在哪方面，并怎么体现出来。

随着选择预测脑区的多样性，解析大脑独特的功能贡献也面临着挑战。一个根本的区别在经过深思熟虑并做出选择时对时刻变化的感觉信息的编码的信号（决策基于这些证据）和基于当前和过去证据所导致的决策变量之间。

L:困难之一就是把决策变量和证据积累信号区分开

即使这样一个很直接的分类也很难付诸实践因为信号类型在时间上紧密一致并展示出选择的相关性。此外，在非无创性的全脑记录中，典型的任务刺激会引起很多的反应成分，许多与手头的决策无关。

L：选择哪一个信号作为证据积累过程？选择哪个反应成分作为决策变量？

几年来发展出许多方法可以用来在各种无创记录模式中将选择相关的感觉编码的信号分离出来。例如，视觉对比和方向的皮层选择性的时间指标可以通过将这些特征中的逐试次的变量与标准谐调函数进行卷积并把它们用EEG进行回归(Tang et al. 2018,Wyart et al. 2012b)或者通过闪烁刺激引起稳态反应(O’Connell et al. 2012)。使用这些方法的研究不断强调一些因素能够引起显著的感觉调节，除了已经在计算和神经生理文献中被广泛检验的策略和决策层次的调整外，还有诸如先验知识、选择历史、时间压力的影响。

L：能够分离证据积累的信号的方法以及影响他们的因素

与此同时，其他的人类MEG和EEG的信号的研究成功地分离了两种根本上不同的决策变量信号，他们表现出与在动物的单一单元中记录到的信号相似的动态特点。它们在考虑期间以一种与证据强度成比例的比率逐渐建立起来，在决策报告期间达到峰值并能够预测选择的准确性和反应时间。

L：这种信号的作用方式和数学模型一样

第一种信号类似于猴子的效应选择信号，尤其是像诸如mu/beta波段的频谱的EEG/MEG活动的衰减的运动准备的经典特征在整个决策形成中逐渐建立起来直至达到做出特定动作的阈值水平。（例如左右手运动的对侧皮层）。(Figure 1b)

第二种信号是CPP，最近的研究显示了几种有趣的区别于其他颅内或颅外记录的决策信号的特征。这个信号是非常有用的，只要该特征是被决定的，在任何感觉形态的任何感觉特征中信号就会表现出相同的累加器式的动态过程。例如，我们一开始显示出CPP反映了对比度增加和减少的探测任务、由声音频率改变定义的听觉探测任务、一致性运动辨别任务中的证据积累过程。

L：CPP我能理解，他的信号作用模式和数学模型的作用机制是一样的。但是第一种我不是太理解，我知道它是效应选择的信号，但是它的作用机制有什么不同吗？

L：哦，原来第一种是起始值的作用模式，第二种是漂移率的作用机制。

许多任务可以在相同的决策理论框架内被研究。

CPP还有其他关键特征能够使它和效应器选择的决策信号区分开。最关键的是，CPP追踪证据积累过程即使是在不需要明显动作且运动准备信号是无声的情况，或者说尽管证据已经被观察到但是刺激-反应的对映还不知道。

此外，传入的证据在反映头皮记录的运动准备信号前的一段时间调节着CCP的积累(Figure 1c)。

L:所以CPP是在运动准备之前发生的吗

最后，这两种信号定性地显示出两种不同的策略性地调整：对侧的mu/beta活动在动作执行时到达一个阈值而与反应时间、困难值、先验知识无关但是根据时间限制和先验概率，在起始水平发生偏移(O’Connell et al. 2012, Steinemann et al. 2018)。最近的研究显示mu/beta运动准备信号在建立过程中显示一种独立于证据的，时间上增加的成分，这将进一步减少到达运动阈限所需的积累的证据量。(Kelly et al. 2021, Murphy et al. 2016, Steinemann et al. 2018).

相对应的是，CPP在起始值上不发生改变，也没有明显的独立成分，但是它选择前的振幅随着反应时间、速度、刺激概率的增加而系统性地降低。(Kelly et al. 2021, Steinemann et al. 2018).所以，CPP编码了一种纯粹的、与运动独立的累积证据的表示，它们的幅度是由运动水平上的策略的影响决定的。这一解释与最近的证明相一致，即刺激强度的主观评级对CPP振幅的变化非常敏感。(Tagliabue et al. 2019).

L：所以第一种信号的作用模式类似于起始点的变化，第二种信号的作用模式类似于漂移率的变化，但目前仅仅表示出在作用模式上的一致性，进一步的关系还未揭示。

这些研究证实了CPP能够提供一种证据积累的神经表征。但是，我们还未确定这一表征如何在大脑中产生以及它在决策制定中所起到的作用。

一种可能性是没有CPP的单一神经等价物存在而是来自于一系列效应选择的神经集群的基于证据的活动的总和。另外，CPP可能来自于编码目标相关刺激类别的神经集群，而与它们的动作无关，也可能来自于准备阶段抽象的非运动的动作的神经元，例如规则的执行或进一步决定的开始，或者说来自于提供抽象积累证据的表征来告知选择的信心。

L：漂移率的神经表征是由一系列神经元来引发的，体现在CPP上，它们的神经元到底来自哪里还不清楚

如果CPP确实反映出一个不同的过程，那么另一个问题就是这个问题是否必然介于感觉编码和动作选择之间，或者用一个更直接的感觉运动通路并行计算。

L：CPP的神经表征的作用模式究竟是什么？

要解决这些问题最终需要产生这些信号的人脑的无创性记录，以及灭活和微刺激方案来确定因果关系。到目前为止，在人类和非人类中尚未发现具有与CPP相同的超模态、完全与运动无关的特性的颅内信号，了解它的神经起源仍然是正在进行的研究的一个重要目标。

事实上，一系列fMRI研究试图绘制大脑决策回路的全面的图谱，这些工作的一个关键就是确定大脑在哪里可以容纳独立于特定刺激和反应模式的决策表征。这些研究比较了涉及到不同的感觉模式或效应器，并确定了一系列共同激活的脑区，包括背外侧前额叶皮层(dorsolateral prefrontal cortex)，顶叶内沟(intraparietal sulcus)、下额叶皮质(inferior frontal cortex)和右岛叶(right insula)。(Ho et al. 2012a,b; Liu&Pleskac 2011;Tosoni et al. 2008).

但是，尽管fMRI比起EEG和MEG有更好的空间分辨率和覆盖率，低时间分辨率限制了对证据积累过程的直接观察，因此，缺少基于血氧水平的反应效应的坚实的、基于经验的标准来确定假定的决策区域。

L：要找到CPP的神经表征，仅仅使用fMRI是不够的。EEG和MEG信号能够反映证据积累的时间进程，但是不能确定它的神经起源，fMRI能够确定决策的相关脑区但是不能确定它的时间进程。所以目前关于决策的神经表征仍未得到解决。

文献中使用了一系列标准，在某些情况下，也可能存在着相反的标准。例如，在一些延迟反应任务中的标准是假定决策区域的峰值BOLD信号应该随着证据强度的增加而增加，这取决决策信号的活动仍在决策期间升高的假设，这是在LIP的活动中被观察到的(Roitman & Shadlen 2002).。

与此同时，其他研究做出了相反的预测，基于在做出选择后与运动无关的决策信号将保持不变的假设(e.g., Liu & Pleskac 2011).

不同的标准和方法导致了所确定区域的不一致性，个别区域甚至在不同的而研究中有不同的作用。例如，在一项研究中，下顶叶的激活与抽象的积累有关，而在另一项研究中，与效应选择的积累有关。(Tosoni et al. 2008).

L：所以说，决策是存在很多种神经表征吗？一种是以策略性调整为基础的，类似于起始点和漂移率的变化，另一种是基于刺激或基于反应的证据积累的编码?

尽管存在这些问题，fMRI研究在强调候选的决策制定结构上发挥着作用，这些结构的确切作用可以通过补充技术进一步探讨。

最终，发现基本的决策计算的大脑网络需要使用这种成像方法，这种方法与能够追踪人类决策形成的神经动态过程的EEG和MEG一起发挥作用。例如，人类的电生理学可以被用来分析产生经验性的BOLD信号预测。

L：目前为止的疑惑就是与决策相关的两种信号到底是怎么在神经中表征出来的，效应选择和证据积累到底有什么不同之处，他们和起始点和漂移率有什么关系呢？

神经信息建模

数学的决策模型越来越多地被用于基础和临床上研究的决策制定。在人类神经科学中，一个普遍的方法就是使用从拟合到行为数据的模型参数估计作为神经生理数据的回归(Forstmann et al. 2016,Mansfield et al. 2011, van Maanen et al. 2011; for evolving versions of this approach, see Turner et al. 2019).。这种方法的强大之处在于它允许在正式的数学框架内探测和解释特定大脑区域和信号的作用，并将其与选择行为联系起来。

例如，Boehm等人（2015）使用一种累积到边界的模型来估计反应的谨慎性（例如，在起始点和边界的距离）并确定一种与缓慢的、预测性的事件相关成分（CNV）的振幅有关。这一观察结果与作者一开始的假设一致，CNV反映了降低反应阈值的过程。

同样，Gherman & Philiastides (2018)使用决策模型来估计选择信心的等级来确认EEG信号成分与信心报告的关系。作者确定这一特征与腹内侧前额叶皮质的血氧激活水平的相关，这一区域以前与选择信心无关。

与直接应用从将行为模型拟合到神经分析中的相关的参数的一个限制是如果选择模型不能准确地反映出大脑实际使用的算法，已被识别的大脑区域和信号可能被误解。隐藏在事实背后的一种考虑就是现在存在着许多可供替代的决策模型的变体，有些时候这些模型可能和行为数据比较吻合，但却可能会导致不同的结论。

对具有良好特征和时间分辨率的决策形成的神经特征的识别提供了一种补救方法，因为它们提供了(model-free)的方法可以和行为一起使用来以多种方式直接做出模型选择。

第一，神经决策信号可以通过探测到纯粹行为分析很难探测到的特定的算法的要素来构建模型结构。

第二，在特定的神经信号测量和模型参数间有一种直接的相关，神经数据可以潜在地用于估计模型参数。原则上，施加这些约束将会促进模型的发展，这些模型能够获取一系列大量的参数和效应而不增加自由参数的数量和过拟合的风险。(O’Connell et al. 2018, Purcell & Palmeri 2017, Turner et al. 2015)

第三，神经数据在模型有效性上发挥着重要作用，提供了一种能够在经验上验证竞争性模型对动态的决策过程所作预测的方法。我们通过最近一项研究中的例子来说明这些方面，在该研究中，我们参考了神经决策信号的动态过程来对不同任务需求下人类运动辨别的表现来进行建模。

L:使用神经信号进行建模的一个好处就是能够增加模型的有效性的同时而不增加模型过拟合的风险。

当一开始构建我们的决策模型时一种关键的考虑就是是否包括一个被称为紧迫性的过程。紧迫性是一种与证据无关的额外的建立成分，它有效地降低了随着时间的流逝做出选择所需要的证据量。紧迫性在一些系列采样模型中是一种中心特质，并且对于理解对速度准确性权衡所作的调节的心理过程有很大作用。尽管猴脑中决策信号的研究确定了这些紧迫性成分，关于它们在人类决策制定中发挥多大的作用仍有分歧因为引入这些成分对实现对行为的定量的拟合起不到什么作用。

Kelly发现即使在证据出现之前运动准备信号也已经开始向阈值接近(Figure 2a).。我们认为这一紧迫性成分在证据呈现期间持续增加，与先前在人类和猴子研究中报告的效应一致。通过约束一些参数来匹配相应的决策信号测量值，我们能够在不增加模型自由度的情况下增加这一紧迫性成分(Figure 2b)。

例如，与模型的决策边界有关的运动准备的起始水平可以被合理地等同于效应器选择运动准备的EEG信号的基线水平，这是基于这些信号表现出竞争到阈值的特征和起始值的变化，这些特征可以预测反应时间和选择。(e.g., de Lange et al. 2013, Donner et al. 2009, Steinemann et al. 2018, O’Connell et al. 2012).

由此产生的神经信号模型对行为的拟合比DDM更好并且显示出与DDM的结论相矛盾的一些影响(**Figure 2*c***).。

L：所以神经信号模型是怎么构建的啊

最显著的是，神经信息模型表明，在速度压力增加的任务模式中，被试的漂移率增加（随积累的编码证据的质量而变化的参数），而和一些以前的建模研究中的DDM得出的结论相反。

我们应该相信哪一个？

除了传统的模型比较和重建程序，我们还可以通过检查反映在CPP中的证据积累的动态过程来对神经信息模型进行强有力的、独立的验证，CPP并未用于模型的构建和约束。CPP显示出与神经信息模型预测的效果一致的效果，包括速度压力下的更陡的累计速率。事实上，经验的CPP波形(**Figure 2*e***)与神经信息模型模拟出的动态积累过程(**Figure 2*d***)极其相似，并且没有迹象表明DDM预测到时间和积累率。

L:所以神经信息模型没用CPP那么用的是啥啊

上述研究使用神经决策信号来确认并直接告知感知决策制定的过程模型。例如，Cheadle等人评估了一个顺序采样模型，其中适应性的增益过程快速地将应用到证据样本的权重调整到局部感觉环境的统计数据中。

L：这段没懂是啥意思

除了对能够更好地拟合行为，这一模型提供了关键预测，即每个证据样本对决策变量的影响应该根据前一样本的一致性而增加或减少。

L：证据样本是怎么体现出来的啊？

这一关系在决策形成的EEG和fMRI信号中都被发现了。在另一个例子中，Fischer等(2018)提出了DDM的多阶段变体，这一变体通过提高决策界限，更大程度抑制分散信息和较弱的证据积累来解释错误后的行为适应。作者通过模拟的决策变量和在运动前beta频段的活动的相关来支持这一模型。(Servant et al. 2015, 2016).在其他地方，肌电图活动的肌肉激活指数已被用于推断潜在的部分激活阈值，这些测量值已直接纳入旨在解释反应冲突对选择行为的影响的扩散模型。

神经信息建模方法在检验组间和个体间的差异方面有很大的前景，在临床和老龄化研究中，收集大型行为数据集通常是不可行的，而这些数据集一直是建模研究的标准。这令人担忧，因为当试次数量较低时，具有许多自由参数的模型如完全DDM提供的是不可靠的组间参数效应的估计，即使数据是从DDM本身模拟出来的。在这方面，神经生理数据也可以发挥关键作用，表明模型的哪些方面可以受到约束而无需对相关群体效应的起源进行强有力的先验假设。

L：所以啊，神经数据是怎么对模型进行约束的呢？？？

为了说明这一潜力，最近的一项研究在研究衰老效应时采用了神经信息建模方法。年龄较大和较年轻的参与者分别执行两项任务，它们观察持续呈现的由对比度逐渐降低或从不一致到一致运动来定义的间歇性目标的刺激。以对比度任务为例，老年参与者的表现优于年轻参与者，在反应时间没有差异的情况下能够检测到更多目标(Figure 3a).。运用DDM来拟合行为数据显示老年组的决策边界提高、漂移率增加，与之前的研究一致。

然而，这些基于模型的观察结果与神经数据中观察到的年龄相关的效应之间存在显著差异：在反应前的振幅或CCP、mu/beta 运动准备的建立比率的信号没有显著的组间差异，并且在早期的视觉反应的感觉证据编码中没有差异(Figure 3c).。

作为协调模型和神经发现的第一步，这些神经生理观察作为一个基础来限制DDM的界限和漂移率参数以在不同被试和群组间保持不变。除了在简约性和拟合优度取得更好的平衡外，约束模型还提供了有关于神经数据其他特征的新预测，这些预测之后得到了经验验证。

例如，新模型强调老年人中积累率试次间可变性的有益降低(Figure 3d),，这反映在CPP累计率和alpha带活动的可变性降低rates (Figure 3e)，表明注意力投入更加稳定。

在运动辨别任务中，各组表现出一个模型参数不同的模式和决策信号的差异，不过神经信号建模方法导致了更相似的增益。尤其是，老年组的糟糕的探测表现可以由未经约束的DDM的更高的边界解释。但是，基于神经决策信号观察而将边界约束到相同水平显示出漂移率的减少，这被CPP的积累率所验证。

这一观察促进了对神经数据的进一步探索，它显示出相应的后部alpha带活动的变异性的差异。后部alpha是注意参与的很好的标志物，它说明了更年轻的人可能会在任务表现中体验到更大的注意波动。应用于老化研究与任务相关的McGovern范式一个重要的不同就是，相比于使用突然出现的，易被探测到开始的刺激，McGovern的任务涉及到对细微特征变化的持续监控，在这种情况下，更高的界限将会带来更大的错过目标的风险。

因此，Mcgovern等人的研究结果并不一定会破坏之前的年龄边界升高的报告，但确实表明，它们并不一定在所有情况下都是明显的。

神经信息建模在人类数据中的应用还处于非常早期的阶段，考虑到神经数据提供的额外约束，决策形成的许多方面似乎已经成熟，可以进行此类研究。例如，另一个关键的决策过程组件是泄漏，在该组件中，过去的证据样本在运行的累积总和中动态贴现。在应用最广泛的模型中，为了节约起见，漏泄被省略，但它是其他模型的核心特征，可以解释标准模型无法解释的某些众所周知的、随时间变化的精度效应在一些模型中，泄露非常严重以至于时间积分几乎发挥不了作用，最近的行为建模和模拟显示用于推断整合策略的许多标准与不涉及整合的极值检验策略一致。因此，泄露的一般作用，它的任务依赖性以及潜在的策略适应性可能是正在进行的感知决策研究的核心并且将会受益于神经决策信号测量提供的附加约束。

决策建模工作中日益受到重视的另一个复杂因素与决策过程漂移率的时间依赖性有关。尽管标准模型假设漂移率在整个给定的决策过程中是稳定的，但在几种情况下，包括在感觉干扰任务期间，动态变化的漂移率都有牵连；由于自适应增益控制；在有价值偏见的快速感知决策过程中；甚至在标准的运动任务中，证据也会随着时间的推移而动态增长。在这方面，神经和行为数据组合的更大限制可能在正在进行的工作中提供关键优势。

当然，使用无创记录的人脑数据进行神经信息建模具有固有的挑战性，需要持续的检查。与动物神经生理学一样，规定信号和模型参数之间假定对应关系性质的连接命题应在必要时进行持续验证和修订。此外，虽然一些参数与神经信号特性有足够直接的对应关系，以证明固定参数值以匹配这些神经测量值是合理的[例如，Kelly等人（2021）中的起点/边界，如上所述]，但其他参数则没有。例如，Purcell&Palmeri（2017）通过模拟表明，漂移率的变化可能导致累积开始时间的虚假明显差异。在MEG/EEG记录的情况下，信号重叠问题为决策信号的精确测量带来了进一步的问题，即使这些信号与模型参数很好地对应，也需要仔细研究。所以我们要通过细致的范式设计和分析来提高信号的分离。有用的措施包括避免亮度瞬变以消除不相关的瞬变诱发电位，检查作为反应时间函数的变化以帮助分离重叠信号成分，这也可以呈现更详细的信号模式，用于引导、约束、，或者进一步验证决策模型。

与许多类型的建模一样，要捕获的数据点越多，问题的牵引力就越好，但也可能需要更多的模型开发迭代，以实现行为和神经信号的精确关节拟合。随之而来的是更大的复制、复制和推广的必要性。此外，虽然这些非侵入性信号的功能特征足以提供对决策算法的洞察，但这些信号的生物物理起源的未来建立将使它们能够提供更详细描述神经实现的电路级模型

除了这些注意事项外，神经信息建模在临床或组间研究中的应用也带来了一些独特的挑战。其中最突出的是需要考虑以下事实：脑电信号振幅的主体间变化将部分反映皮质几何结构和颅骨厚度或血管系统的差异，这可能与决策行为毫无关系。另一个挑战是，为了获得可靠和详细的神经测量，通常必须收集大量数据，这在临床研究中可能并不总是可行的。这些问题可以通过应用不断出现的更先进的信号质量增强技术来解决。

L：脑电信号采集和数据搜集方面的困难，有待更先进的技术的开发。

辅助过程

最近人类神经生理学研究的另一个突出贡献是揭示了控制知觉决定的核心感觉运动回路与一系列关键支持过程之间的重要功能相互作用。特别是，广泛的研究强调，在设定决策界限时，涉及到与冲突和唤醒相关的几个相互关联的系统。跨越多个物种和神经测量模式的聚合数据已经证实，在后内侧额叶皮质（posterior medial frontal cortex，pMFC）中产生的选择冲突或不确定性表征可以预测未来的行为调整。

在人类EEG研究中，在即将进行的试验中，围选择期中额叶θ带活动中反映的不确定性信号与反应时间减慢有关（Cavanagh&Frank 2014，Cavanagh et al.2011，Cohen&Donner 2013），数学建模将此关系归因于决策界限的暂时提高（Cavanagh et al.2011）。因此，前额叶不确定性信号可能在促进更保守的决策政策方面发挥重要作用。

与此同时，人们也做出了重大努力，以确定决定界限通过哪些神经通路进行调节。功能成像和连通性分析表明，当检测到冲突时，丘脑底核（STN）参与提高反应阈值（Frank 2006，Jahfari等人2011，London等人2019，Mansfield等人2011）。将脑深部刺激应用于STN可诱导更快、更冲动的反应方式，并破坏pMFCθ与未来决策界调整之间的正相关关系（Cavanagh等人，2011年）。虽然STN被认为是运动执行的中断（Frank 2006），但纹状体的更大激活与皮质去抑制和更低的反应阈值有关（Forstmann等人，2008年，Mansfield等人，2011年，van Maanen等人，2016年；但Seevinkel等人，2016年）。例如，连接纹状体和基础前运动区的脑束中白质完整性的变化可以预测个体在时间压力增加的情况下降低决策界限的程度。

同时，有越来越多的证据表明，扩散投射的神经调节唤醒系统通过全脑神经增益调节支持决策约束调节的实例化。全局增益调制已被确定为神经网络建模中产生紧急信号的一种合理机制（Niyogi&Wong Lin，2013年，Shea Brown等人，2008年，Thura等人，2012年），并符合最近关于速度强调的实验操作影响整个感觉运动层次的处理的证明。

相应地，线性系统分析表明，唤醒相关的瞳孔反应在整个决策形成过程中由持续的输入驱动，并表现出静态和时间依赖的紧急效应，反映了在行为和EEG数据中观察到的紧急效应（de Gee et al.2014，Murphy et al.2016）（图4b）。一些证据表明，前额叶不确定性信号是这些与决策相关的唤醒反应的重要驱动因素。瞳孔反应对模型衍生的选择不确定性指数高度敏感（Colizoli et al.2018，Urai et al.2017），并与人类中额叶θ活动（Lin et al.2018）中反映的冲突信号和猴脑背侧前扣带区的单单位尖峰相关联（Ebitz&Platt 2015）。

尽管迄今为止的大多数工作都研究了不确定性信号如何影响未来的行为调整，但中额叶θ活动和与决策相关的学生反应都表现为选择仍在形成，因此能够很好地影响在线决策过程（de Gee et al.2014、2017；Murphy et al.2015）。事实上，研究表明，近选择θ反应可以预测参与者报告当前选择错误的可能性（Murphy等人，2015年），而近选择瞳孔反应与抑制先前偏见对新决策的影响有关（de Gee等人，2014年，2017年）。综上所述，这项研究边界调整的神经基础的工作说明了即使是决策过程的单个参数也可以与一组复杂的相互作用的系统、过程和路径建立功能关系。这些发现为侵入性研究提供了指导，可以进一步建立这些神经回路的更精细细节，并探索因果影响。

在其他地方，研究发现了影响决策过程其他参数的其他支持过程。大量的人类和猴子神经生理学文献研究了所谓的目标选择信号，这些信号是在突然发生的目标相关感觉事件后的早期潜伏期激发的（Theeuwes 2010，Cohen et al.2009）。

虽然这些信号主要与空间定向有关，但Loughnane等人（2016）最近证明，人类对目标选择过程的表现起着更广泛的作用。具体而言，作者确定了双侧枕颞部反应，这些反应共同构成了经典的N2pc成分（Eimer 2014，Luck 2012）——编码目标相关感觉事件的开始，并通过与CPP索引的神经证据积累过程的开始和累积率的关系预测RT（图4c）。

在其他地方，努内兹等人的工作。（2019）证明了N2潜伏期与模型得出的非决策时间估计值之间的强相关性，这与它标志着决策前处理的完成和证据积累的开始的观点一致。令人惊讶的是，Loughnane et al.（2016）发现，即使参与者监测单一的固定刺激流，这些信号也能明显预测RT，这表明目标选择反应的作用超出了空间定向或干扰抑制。这些观察结果增加了大脑依靠目标选择反应来触发证据积累的可能性。事实上，感官信息流向证据积累过程的思想已经被纳入视觉搜索的数学模型（Purcell等人，2012年）。这种门控或触发过程原则上可以避免在持续监测任务中进行持续的、可能是泄漏的整合，只要刺激转换足够可检测。因此，未来研究的一个富有成果的领域可能是探索过渡检测和连续积累过程的相互作用和策略适应性。

本节所涵盖的工作仅代表人类神经生理学研究的一个子集，该研究探索感觉运动决策过程与其他系统之间的相互作用。不同的研究路线还考察了一系列其他辅助过程的影响，包括试验难度表征（Philiastides等人，2006年）和主观价值（Polanía等人，2014年）、节奏取样机制（Wyart等人，2012a）、

分散注意力（Wyart et al.2015）、微刺激（Loughnane et al.2018）以及注意投入（Kelly&O'Connell 2013）和觉醒（van Kempen et al.2013）中的刺激前变化。除了暴露这些重要影响外，这些研究还产生了一组新的神经指标，可以极大地扩大决策场景的范围，这些场景适合神经生理学研究。

总结

我们所讨论的例子表明，人类神经科学方法和建模方法的进步导致了在人类身上的发现，可以补充动物身上的发现。我们特别强调了人脑研究如何（a）识别效应器独立和效应器选择性决策信号，（b）开始将这些信号纳入神经信息建模方法，（c）利用非侵入性技术提供的关于大脑功能的整体观点，以检查感觉运动决策回路和一系列辅助过程之间的功能相互作用。因此，决策神经科学领域正处于一个激动人心的关头。

现在，研究人员可以在一个共享的实验、计算和理论框架内追踪无脊椎动物、啮齿动物、猴子和人类决策的可比神经特征。这一能力反过来将促进人类和动物研究方法和发现的整合。在颅内和颅外记录的决策信号之间建立生物物理和功能联系对于该领域的进一步发展至关重要，并将告诉我们单神经元动作电位是如何转化为系统层次的计算。在计算工作已经取得进展的基础上（Huys等人，2016年），未来几年肯定会看到在应用这些新的见解、方法和神经信号来进一步理解大脑疾病引起的决策缺陷方面取得重大进展。