1,神经响应函数(neuron response function)：

神经响应函数是一连串的脉冲序列。

2,脉冲数率：(spike-count rate)：

脉冲数率是单位时间的脉冲数。

<>用于表示不同次试验的平均。

3,时变脉冲数率(time-dependent firing rate)：

上式左右同乘，可以得到：，此处可以得到两者的积分性质是类似的。由于在神经元中，不可能无限小，所以上式在积分性质上是等同的，例如：



4,平均发放数率(average firing rate)：

由于在积分性质上和具有一致性，因此上式右端可以替换。

5,近似发放频率(approximated firing rate)：

上式中的是所有神经元发放的时刻。在属于之间时取值。简而言之，上式是利用一个宽度为的窗口来估算大致的发放频率，因此，窗宽不能太小。由于δ函数的积分性质，上式也可以写成积分形式：。

6,定义外部刺激s，那么平均发放数率可以认为是s的函数，这是因为平均发放数率是对所有试验的平均，按照频率收敛于其概率的原则，我们可以认为上述只包含系统误差，而不包含随机误差，此时可以定义其为一个函数，叫做神经响应调谐曲线(neuron response tuning curve)。

例如，例如，视觉编码中棒以一定角度移动的调谐曲线为高斯型，峰值在0度时取得。

1. 韦伯法则(Weber’s law)：引起神经响应有偏差的刺激差与的强度的比值为常数，即：，那么，对整个的值域积分，可以得到，右边的常数表示编码数率的一个稳定的差，是一个常数。按照这个式子的意思，为了在神经响应的编码数率中产生一个恒定的差值，刺激的强度要按照指数形式增长，这个结论就是Fechner法则。

以上的结论还有一种比较简单的理解方法，即令，左边变形如下：，即可积分。

1. 刺激的中心化，其均值为0。并且以下叙述都假设刺激s具有时间平移不变性。即，令刺激作用时间T为周期，在作用时间之外的无定义区域采用周期延拓的方式。
2. -峰触发平均刺激(spike-trigger average stimulus)：指对试验中神经元发放电位前时刻的所有刺激的和的平均。即。这只是一个过渡的概念，和其他的一些概念相关性比较大，因此没有特别特殊的意义。同样，由于δ函数的性质，上式也可以被表示为一个积分。
3. 发放数率-刺激关联函数(firing-rate stimulus correlation function)：可以体现出发放数率和刺激之间的协同关系，定义如下：。由于，代入可得：
4. 刺激自相关函数(stimulus auto-correlation function)：表示了刺激与自身的相关性。这个函数同样可以用来检测白噪声。对于白噪声，在0之外的区域为0，令，则可以表示白噪声的幅度。
5. 白噪声判断条件：刺激的时变函数在[0,T]上被划分为M段，M很大，然后每一段取平均。对，有，其中为每一段的长度。如果满足这个判断条件，那么认为噪声是白噪声。
6. 齐次泊松过程(homogeneous Poisson process)：由于将发放过程当做理想化模型考虑会导致无法计算概率分布，因此考虑脉冲序列落在特定的时间段落序列的概率。考虑将试验总时长T分割为M个等长段落，每个段落长度为，这个长度足够小，使得同一段落内不会有两次发放。下面假设为某一常数，那么落在每一段的概率是相等的，为，假设有一长为的脉冲序列，按照上述规则，某一特定的脉冲序列的概率为，其中表示发生一个n长度的脉冲序列的概率。而根据概率论知识，满足，这是一个二项分布，根据二项分布收敛于泊松分布的条件，我们可以得到，如果，那么近似可得：
7. 峰间长分布(inter-spike interval distribution)：根据推导，在一个峰发放之后，下一个峰落在时间间隔tau之后△t范围内的概率分布为r△t\*exp(-r\*tau)，因此，两边除以△t之后取极限可以得到峰间长分布密度为f(t)=r\*exp(-r\*T)。计算期望，可以得到间隔tau的平均长度为。其方差为，也就是说，峰与峰之间的间隔长度满足指数分布。
8. 峰列自相关函数(spike-train auto-correlation function)：



16，非齐次泊松过程(in-homogeneous poison process)：其概率密度函数为。

17，发放数率估计(firing rate estimate)：，其中D(t)表示权重函数。为了评估这个估计量的好坏，需要通过一定的判断准则，例如差方判断法，即使得的值最小，这里涉及到泛函分析，需要对D(t)求偏导。

18，负相关性：，其中D(t)为满足是上述差分项最小的函数，并且，如果实验中的噪声是白噪声，满足，那么代入并且化简后可以得到：。

19，令L(t)为伏特拉展开的线性项，即：，随后，类似于泰勒展开，将所有高阶项作为一阶项的函数，可以将发放数率估计写作如下形式：，此时把F(L(t))称为静态非线性(static non-linearity)。且当且仅当大于某一定值时，才会激发出F，因此，将称为阈值,F在L>0的区域非负。如果伏特拉展开等都没有较好的拟合效果，那么可以利用新的静态非线性自变量L，令，寻找合适的函数f即可。

20，视网膜上半球的坐标用经纬度来表示。皮层放大因子：，简单来说，图像点之间的举例为坐标差，即，而在大脑皮层因此活动的距离差为，那么。例如对于猕猴来说，表达式如下：。同样，如果由于有一个角度差而导致了的差距，那么可以得出：，其中微分关系为：。

21，奈奎斯特频率(Nyquist frequncy)，在视网膜的视觉感受野，每一个小的视觉感受器大小设为，并且在这附近有m个感受器紧密排列在一起，奈奎斯特频率的表达式为：，这个式子用来表征视觉分辨率，简而言之，如果感受器紧密堆积，那么偏小，从而奈奎斯特频率偏大。

如果在眼睛前放置两个反相正弦光栅，则在两种不同的频率下，光感受器接收到的刺激完全相同，正弦光栅的激励表达式为：，在下列两种K值下，光感受器位置激励相同：和。

1. 在视觉方面，考虑到如果给出一个图像，考虑到图像的其余部分可能对某一点产生影响，因此线性估计可以写作如下形式：

考虑到如果权重函数的时间与空间部分是独立的，那么可以写成以下形式：。这种神经元叫做时空分离的感受野的神经元。

1. ON 区域和OFF区域。考虑时空分离的感受野，并且暂时不考虑D（t）的影响，在这种情况下，我们称的区域为ON区域，而的区域为OFF区域.ON区域的发放在被照明时加强，OFF区域的发放在光照低于平均水平时加强。
2. 加布函数(Gabor function)：Gabor function 表示了空间权重函数与x,y的关系，在大部分情况下适用，这个函数是高斯函数和正弦函数的乘积，例如如下形式：。这是由于视网膜感受野被分为不同的子区域，每种子区域有各自的模式，例如ON-OFF或者ON-OFF-ON或者OFF-ON-OFF。由于ON的权重大于0，OFF的权重小于0，故加布函数用于描述一个子区域的模式。
3. 带宽(bandwidth)。带宽的定义如下：考虑两个不同的K值，我们分别称之为和，这两个K的效果都是使得的振幅是的一半。随后我们令带宽。这个概念借用自信息论。

位于感受野内部的子区域的数目由决定，考虑加布函数，当k更大时，由于频率高，周期短，因而单个子区域更短，给定感受野内部的子区域数目增加；而标准差给出了x方向的波峰宽度，更小时总体宽度小，从而使感受野中子区域数目减少，两者乘积表示总体效应。高带宽表示的值更小，从而含有更少的子区域和更差的空间分辨率。

带宽表示空间频率调谐曲线的宽度。总而言之，根据推导可以得到：。

1. 时间权重函数是一个会反转的函数，简而言之，就是该函数会在正负之间转换。
2. 线性项L(t)在可分离的时空感受野中，可以被写为以下形式：，其中表示刺激的空间加权积分，例如对于正弦光栅，可以写成如下形式：，它是一个常数，另外，。因此，如果是暗斑投射到OFF区域，和亮斑投射到ON区域的效果是等同的。
3. 对于不可分离的感受野，可以做一个坐标变换，将其变为可分离的感受野。例如
4. 简单细胞静态非线性的一个更好拟合：，其中G为系数，由实验结果决定。
5. 复杂细胞静态非线性的能量模型：令，其中n=1,2,3,4。其平方和为，令。
6. 外侧膝状核的权重函数分为中心和周围两部分，其中中心的权重函数变化较快，周围的权重函数变化较慢。可以写成以下形式：

上式中，各自的随时间变化的权重可以表示为以下形式：。

外侧膝状核的感受野接受信号传递到简单细胞，多个简单细胞再把信号传递到复杂细胞，同时复杂细胞在大脑皮层还存在内部作用，形成复杂的视觉。

1. 分辨能力(discriminability)：考虑一个随机点运动分辨实验，不同的协同等级(coherence level)下，发放数率满足同方差的高斯分布，但是在高协同等级下，不同方向（分为plus direction和minus direction）的发放数率会有一定的均值差，越高的协同等级，这个均值差越高，令和分别是两者均值，随后定义分辨能力：。
2. 误报率(false alarm rate)与命中率(hit rate)：考虑发放数率的阈值z，满足r≥z时，认为随机点的运动方向为plus。误报率定义为，当事件本身是负的，但是报告了正的概率，换句话说，误报率是一个条件概率，即。同理，命中率定义为：。

在之后，定义正确和错误，正确即报告与事实相符合，错误即报告与事实不符合。显然，有这个定义，可以得到：以及。

1. ROC曲线(receiver operating characteristic curve)：横坐标为误报率α，纵坐标为命中率β。当协同等级较高时，例如（12%），ROC曲线初始斜率极大，α很小时β迅速上升到接近于1.当协同等级很低时，例如（0.8%）ROC曲线斜率接近1，表明误报率和命中率几乎相等。
2. 双实验验证：考虑两次连续实验，两次实验的方向相反，例如第一次为PLUS 第二次为MINUS，不知道阈值z的具体值，但是考虑将两次实验的r分别作为依据。在该次实验中，正确的概率为：。

考虑以下这件事：考虑到在上述实验中，令，因此误报率可以被写为以下的积分：，两边微分可得：，并且我们有以下关系：以及，因此我们将正确的概率的式子进行代入替换得到：

，换言之，如果把β看作是α的函数，那么这就是曲线下的面积。而ROC曲线就满足这个要求，因此正确概率为ROC下面的面积。

在这种情况下，由于我们在上述研究中所得出的，由于和都满足方差为的高斯分布，因此，其中，称之为余误差函数。

1. 似然比测试(likelihood ratio test)：令，根据β和α的微分，我们可以得到，也就是说，是ROC曲线的斜率。根据Neyman-pearson引理，这是最好的检验函数。
2. 惩罚反馈(penalty)，如果在plus时给出minus的回复，则这部分的量量化为，然后在minus时给出plus时量化为，则通过条件概率公式，可以得到：，右边可以作为下限，或者可以作为概率比值的阈值。实际上、可以作为权重参数，用来评价整体的损失。
3. 如果条件概率和满足分别满足均值为的高斯分布，标准差均为，而minus和plus满足均匀分布，即那么满足sigmoidal函数：
4. score函数：来源于
5. 例子：蟋蟀感风的群体编码。信号峰值之间大约差90°，类余弦信号，一共四个峰。其表达式大致为：。
6. 引入感风的基准方向向量，表示某a种神经元的感风基准方向，从而风向可以表示为：，这是由于，然后用上一条中的公式代入后即可得到答案。

值得一提的是，一共有四个，相邻的正交。而其坐标必须是非负数。

1. 某些情况下，无风时的信号强度不为0，此时信号可以呈现完全的正余弦信号，那么此时。
2. 贝叶斯估计：通过构造损失函数，然后最小化的方法来估计。其中最小化的量为。如果，则为的期望。
3. 假设神经响应调谐曲线为高斯形式，那么假设发放过程互不相干，则可以通过齐次泊松过程得到：，对该概率密度取对数，得到，省略号中包含了一些常数项，并且我们假设该调谐曲线为等间隔高斯曲线，因此可以得到为0.

于是，为了计算极大似然估计，对上式做微分，得到：，将具体表达式代入，可以得到：

1. fisher信息：，并且对于一个刺激的估计的偏差与方差之间存在关系：.

46，重构刺激，其中的核函数满足，如果峰列是无关的，即，那么可以得出：。

如果峰列不是无关的，那么核函数可以通过傅里叶反变换得到：。

47，信息量：，噪声信息：，去噪信息：