基于智能突触的持续学习方法

Friedemann Zenke, Ben Poole, Surya Ganguli

# 摘要

虽然深度学习在许多应用场景中取得了显著的进步，但当学习过程中数据分布发生变化时，深度学习仍然面临重大挑战。与之形成鲜明对比的是，生物神经网络通过利用复杂的分子机制能够同时解决许多任务，并不断适应变化的环境。在这项研究中，我们引入了智能突触，将这种生物复杂性的一部分引入到人工神经网络中。每个突触将随时间的推移逐渐积累与任务相关的信息，并利用这些信息在不遗忘旧记忆的情况下快速存储新记忆。我们对分类任务的持续学习方法进行了评估，结果表明，该方法在保持计算效率的同时，显著减少了信息遗忘。

# 1. 介绍

人工神经网络（ANNs）已经成为应用机器学习领域不可或缺的资产，在各种特定领域的任务中，其表现已经可以与人类相媲美（LeCun等人，2015年）。尽管人工神经网络最初是受生物学启发的（Rosenblatt，1958年；Fukushima & Miyake，1982年），但其底层的设计原则和学习方法与生物神经网络存在很大的不同。例如，人工神经网络的参数是在训练阶段的数据集上学习的，然后在部署或推理阶段，这些参数会被冻结并静态地应用于新数据。为了适应数据分布的变化，人工神经网络通常需要在整个数据集上重新训练，以避免过拟合和灾难性遗忘（Choy等人，2006年；Goodfellow等人，2013年）。

另一方面，生物神经网络却能够实现持续学习，它们在一生中都能不断获取新知识。因此，很难在学习和推理阶段之间划清界限。在某种程度上，我们的大脑已经进化到可以从非静态数据中学习，并即时更新内部记忆或信念。虽然目前还不知道大脑是如何完成这一壮举的，但生物所展现出的在持续学习中无与伦比的性能似乎依赖于底层生物湿件所实现的特定功能，而这些功能目前在人工神经网络中尚未被实现。

现代人工神经网络与生物神经网络在设计上最大的差距之一可能在于突触的复杂性。在人工神经网络中，单个突触（权重）通常由单个标量来描述。另一方面，单个生物突触则利用复杂的分子机制，这些机制可以在不同的空间和时间尺度上影响可塑性（Redondo & Morris，2011）。虽然这种复杂性被认为有助于记忆巩固（Fusi等人，2005年；Lahiri & Ganguli，2013年；Zenke等人，2015年；Ziegler等人，2015年；Benna & Fusi，2016年），但很少有研究说明它是如何有利于人工神经网络的学习的。

在这里，我们研究了内部突触动力学在使用人工神经网络学习分类任务序列方面的作用。在突触（权重）中使用简单的一维标量会导致灾难性遗忘问题，使网络在学习新任务时忘记先前学习的任务。然而，通过使用具有更复杂的三维状态空间的突触能够在很大程度上缓解这个问题。在我们的模型中，突触状态会跟踪过去和当前的参数值，并计算突触在解决过去遇到的问题中的“重要性”的在线估计。我们的重要性度量可以在训练期间在每个突触处高效且局部地计算，并能够代表每个突触对全局损失变化的局部贡献。当任务发生变化时，我们通过防止重要突触在未来任务中发生变化来巩固它们。因此，未来任务的学习主要由对过去任务不重要的突触学习，从而避免了对这些过去任务的灾难性遗忘。

# 2. 先前的工作

减轻灾难性遗忘的问题已在许多先前的研究中得到解决。这些研究可以大致划分为（1）架构性、（2）功能性和（3）结构性方法。

应对灾难性遗忘的**架构性**方法通过改变网络的架构来减少任务之间的干扰，而无需改变目标函数。架构性正则化的最简单形式是冻结网络中的某些权重，使它们保持不变（Razavian等人，2014年）。一种稍微宽松的方法是在对原始任务共享的层进行微调时降低学习率，以避免参数发生剧烈变化（Donahue等人，2014年；Yosinski等人，2014年）。使用不同的非线性方法，如ReLU、MaxOut和局部胜者优先，已被证明可以提高在permuted MNIST和情感分析任务上的性能（Srivastava等人，2013年；Goodfellow等人，2013年）。此外，使用dropout注入噪声以稀疏化梯度也可以提高性能（Goodfellow等人，2013年）。Rusu等人（2016年）最近的工作提出了更为剧烈的架构变化，其中在解决新任务时，会复制先前任务的整个网络并增加新特征。这完全防止了对早期任务的遗忘，但会导致架构复杂性随着任务数量的增加而增长。

功能性方法通过向目标添加一个正则化项来解决灾难性遗忘问题，该正则化项会惩罚神经网络输入输出函数的变化。在Li和Hoiem（2016年）的研究中，他们使用一种知识蒸馏的形式（Hinton等人，2014年），鼓励先前任务网络和当前网络在新任务数据上的预测结果相似。类似地，Jung等人（2016年）对最终隐藏激活之间的l2距离进行了正则化，而不是使用知识蒸馏惩罚。这两种正则化方法都旨在通过使用旧任务的参数存储或计算额外的激活函数来保留旧任务的输入输出的一部分映射。这使得功能性方法在计算上变得昂贵，因为它需要对每个新数据点通过旧任务的网络进行一次前向传播。

结构性正则化方法则涉及对参数的惩罚，鼓励它们保持接近旧任务的参数。最近，Kirkpatrick等人（2017年）提出了弹性权重巩固（EWC），这是一种对新旧任务参数差异的二次惩罚。他们使用了与旧任务上旧参数的Fisher信息度量的对角线成比例的权重。精确计算Fisher的对角线需要对所有可能的输出标签进行求和，因此其复杂性与输出数量成线性关系。这限制了该方法在低维输出空间中的应用。

# 3. 突触架构

为了解决神经网络中的持续学习问题，我们试图构建一个简单的结构性正则化模块，可以在线计算并在每个突触处局部实现。具体而言，我们的目标是为每个突触赋予一个局部的“重要性”度量，以解决网络过去已经训练过的任务。在训练新任务时，我们会惩罚对重要参数的更改，以避免旧记忆被覆盖。为此，我们开发了一类算法，跟踪一个重要性度量，它反映了过去对任务目标的改进对单个突触的贡献。为简洁起见，我们认为“突触”一词与“参数”一词同义，这包括层之间的权重以及偏置。

训练神经网络的过程在参数空间中表现为轨迹（图1）。成功训练的特性在于找到学习轨迹，其终点应接近所有任务上损失函数L的最小值。让我们首先考虑在时间处对无穷小的参数更新的损失变化。在这种情况下，损失的变化被很好地近似为梯度，因此我们可以写出

这表明了对于每个参数变化对总损失变化的贡献值为。为了计算整个轨迹在参数空间上的损失变化，我们需要对所有无穷小的变化进行求和。这相当于计算从初始点（在时间处）到最终点（在时间处）的参数轨迹上的梯度向量场的路径积分：

由于梯度是一个保守场，积分值等于终点与起点之间损失的差值：。对于我们的方法，关键在于可以将等式2分解为各个参数的总和。

现在，我们可以直观地理解为损失中特定参数的贡献。请注意，我们在第二行引入了负号，因为我们通常关心的是如何降低损失。

在实践中，我们可以通过计算梯度总和和参数更新量的乘积来在线得计算的近似值。对于具有无穷小学习率的批量梯度下降情况，可以直接解释为总损失中每个参数的变化量。在大多数情况下，真实梯度由随机梯度下降（SGD）近似，导致对的估计中包含了噪声。这样的直接后果是，近似后参数重要性通常会高估的真实值。

如何利用中的知识来改善持续学习的效果呢？我们需要解决的核心问题是：在无法访问过去训练任务的损失函数的情况下，如何最小化所有任务的总损失函数。相反，在任何事后，我们只能访问单个任务的损失函数。在最小化的过程中可能会无意地导致先前任务的代价大幅增加，这时灾难性遗忘就会出现（图1）。

图示

中度可信度描述已自动生成

**图1 参数空间轨迹和灾难性遗忘的示意图。实线对应训练期间的参数轨迹。左右图对应不同任务(Task 1和Task 2)定义的不同损失函数。每个损失函数的值显示为热图。任务1上的梯度下降在参数空间中诱导了一个从到的运动轨迹。任务2上的梯度下降产生了参数空间中从到的运动。最后点以显著增加任务1的损失为代价，将任务2的损失最小化，从而导致对任务1的灾难性遗忘。然而，确实存在一个另一个替代点，用橙色标记，它在两个任务中都实现了小的损失。在下面的文章中，我们将展示如何通过确定比任务1中参数更重要的参数，并防止发生太大变化，来找到这个替代点。这产生了一种通过保持对解决过去任务很重要的参数并允许不重要的参数学习解决未来的任务来避免灾难性遗忘的在线方法。**

为了避免所有先前任务的灾难性遗忘，我们希望在训练新任务时避免对过去具有重要影响的权重发生剧烈变化。单个任务的参数的重要性由两个量决定：

1）单个参数在训练轨迹的整个过程中对损失的下降贡献程度(公式3)；

2）该参数的移动距离。

为了避免对重要参数产生大的变化，我们使用修改后的代价函数，其中引入了一个修改后的损失，该损失近似于先前任务的累积损失函数。具体来说，我们使用了一个二次代理损失，其最小值与前一个任务的代价函数相同，并且在参数距离上产生的相同。换句话说，如果在学习过程中使用我们修改后的损失而不是实际的损失函数，那么在训练期间将导致相同的最终参数和损失变化（图2）。

图表, 直方图

描述已自动生成

**图2 学习一项任务后代理损失的示意图。考虑任务1(黑色)定义的一些损失函数。选择二次代理损失(绿色)是为了精确匹配原始损失函数上梯度下降的3个方面:损失函数中的总梯度，参数空间中的净运动，以及在端点实现最小值。这3个条件唯一地决定了替代二次损失，它总结了原始损失上的下降轨迹。请注意，这个代理损失不同于Hessian在最小值处定义的二次近似(紫色虚线)。**

对于两个不同任务，这正是通过以下二次代理损失实现的：

其中我们引入了无量纲强度参数c，上一个任务结束时参数对应的参考权重以及每个参数的正则化强度：

请注意，分母中的项确保正则化项与损失具有相同的单位。在实践中，我们还引入了一个额外的阻尼参数，以确保在时表达式有意义。最后，是强度参数，用于平衡旧记忆和新记忆。如果路径积分（公式3）的估计是精确的，那么此时旧记忆和新记忆的权重应该相等（）。然而，由于路径积分（公式3）估计中噪声的存在，通常都会选择选择小于1 的值。除非另有说明，在训练过程中不断更新，而累积重要性测量和参考权重仅在每个任务结束时更新。更新后，被设为零。尽管我们作为代理损失（公式4）仅在两个任务的情况下有意义，但我们将通过经验证明我们的方法在学会更多额外任务时表现出良好的性能。

为了理解（公式4）和（公式5）如何影响学习过程，让我们考虑图 1 中所示学习两个任务的示例，其中我们。我们首先在上进行训练。在时间时，参数已接近损失的局部最小值。但是，相同的参数配置对于并不接近最小值。因此，当在上进行训练而没有任何其他策略时，损失可能会无意中增加（图 1，黑色轨迹）。然而，当“记住”降低是重要的要素时，它可以在的训练过程中利用这一知识，并使参数保持接近其当前值（图 1，橙色轨迹）。虽然这几乎不可避免地会导致的性能下降，但这种下降相较于两个任务组合的实质性能提升是可以忽略不计的。

这里提出的方法与 EWC (Kirkpatrick 等人，2017) 类似，即更有影响力的参数被更强烈地拉回到参考权重上，这使得以前的良好性能得以实现。然而，与 EWC 不同，我们在这里提出一种在线计算重要性度量的方法，该方法沿整个学习轨迹进行计算，而 EWC 则依赖于 Fisher 信息度量对角线的点估计值，该度量值必须在每个任务的末尾单独计算。

# 4. 特定情景下的理论分析

在以下部分，我们将说明我们的通用方法包括一个在简单且可分析的训练场景中合理且有意义的 。为此，我们分析了参数路径积分和其归一化版本（等式5）在简单二次误差函数的几何意义上所对应的内容：

该误差函数在处取得最小值，并且具有Hessian矩阵。进一步考虑在这个误差函数上的批量梯度下降，在离散时间学习率很小的极限情况下，这种梯度下降能够由连续时间微分方程描述：

其中与学习率有关，如果我们从初始条件，时间处开始，下降路径的精确解由以下方程给出：

这给出了时间依赖的更新方向:

现在，在梯度下降动力学中，梯度满足，因此 (3) 中的是通过矩阵的对角线元素来计算的

的显式公式可以通过Hessian矩阵的特征基来给出。具体来说，和分别表示的特征值和特征向量，使表示初始参数和最终参数之间的差异在第个特征向量上的投影。然后，将 (公式9) 代入 (公式10)，进行基变换得到的特征模态，并执行积分，得到：

需要注意的是，作为时间积分的稳态量，不再依赖于决定下降路径速度的时间常数τ。

乍一看，矩阵的元素以复杂的方式依赖于Hessian的特征向量和特征值，以及初始条件。为了理解这种依赖性，让我们首先考虑对随机初始条件的进行平均，这样偏差的集合就构成了一组均值为0，方差为随机变量。因此，我们有平均值。然后，对Q进行这种平均计算。

因此，值得注意的是，在对初始条件进行平均后，矩阵只需通过在突触对之间关联参数更新并随时间进行积分即可获得。并可以化简为Hessian矩阵，直到指示初始和最终条件之间差异的标度因子。事实上，这个标度因子在理论上激发了(公式5)中的归一化；在零阻尼时，(公式5)中的分母平均为，从而消除了(公式12)中的标度因子。

然而，我们更关注在单个初始条件下的计算。在两种情况下，和Hessian之间的简单关系在不平均初始条件的情况下得以保持。首先，考虑Hessian为对角矩阵的情况，即，其中是第个坐标向量。然后和的索引可以互换，Hessian的特征值是Hessian的对角线元素：。那么(公式11)简化为：

再次考虑(公式5)中的归一化，在零阻尼时，消除了在参数空间中的运动范围，因此归一化的矩阵与对角Hessian相同。在第二种情况下，考虑Hessian是秩为1的极端情况，使得是唯一的非零特征值。然后(11)简化为

因此，Q矩阵再次简化为一个有比例因子的Hessian矩阵。归一化后的重要性度量变成了非对角但低秩Hessian矩阵的对角元素。我们注意到，对于连续学习而言，低秩Hessian十分有意义；误差函数中的低秩结构使得许多突触权重空间的方向不受给定任务的约束，从而为突触参数修改留下了解决未来任务而不会干扰旧任务性能的额外容量。

重要的是要强调，重要性路径积分是通过在整个学习轨迹上沿信息进行积分来计算的（参见图2）。对于二次损失函数，Hessian在整个轨迹上是常数，因此我们找到了重要性和Hessian在学习的终点之间精确的关系。但对于更一般的损失函数(Hessian沿着轨迹发生变化)我们不能期望在学习的终点处的重要性和Hessian或其他相关参数的敏感性度量（Pascanu & Bengio，2013；Martens，2016；Kirkpatrick et al.，2017）之间存在简单的数学对应关系。然而，在实践中，我们发现我们的重要性度量与基于这种端点估计的度量相关，这可能解释了它们在下一节中我们将看到的有竞争力的有效性。

# 5. 实验

我们在分割和打乱版本的MNIST（LeCun等，1998；Good- fellow等，2013）以及CIFAR-10和CIFAR-100（Krizhevsky & Hinton，2009）的分割版本上评估了我们的连续学习方法。

5.1． 分割MNIST

我们首先在分割的MNIST基准上评估了我们的算法。在这个基准中，我们将完整的MNIST训练数据集分为5个连续数字的子集。这5个任务对应于学习区分从0到10的两个连续数字。我们使用了一个小的多层感知器（MLP），它只有两个隐藏层，每个隐藏层由256个单元组成，使用ReLU非线性激活函数，以及一个标准的类别交叉熵。为了避免数字之间在输出层上的串扰，我们使用了多头方法，其中在输出层上的类别交叉熵损失仅计算当前任务中存在的数字。最后，我们使用64的最小批次大小来优化我们的网络，并训练了10个epoch。为了在较少的epoch数下获得良好的绝对性能，我们使用了自适应优化器Adam（Kingma & Ba，2014）（）。在这个基准测试中，每个任务训练后都会重置优化器状态。

为了评估性能，我们计算了之前所有任务的上平均分类准确率与训练任务数量的函数关系。现在，我们将比较我们开启（）和关闭（）巩固惩罚网络之间的性能。在训练第一个任务时，由于没有可用于正则化的过去经验，巩固惩罚对于两种情况都为零。当训练数字“2”和“3”（任务2）时，具有巩固和无巩固惩罚的网络在任务2上都表现出接近于1的准确性。然而，无巩固网络的准确性在任务1上出现了大幅下降（图3）。

相比之下，具有整合惩罚的网络在任务1上的准确性仅受到轻微损害，并且两个任务的平均准确性都接近于1。同样，当网络看到所有MNIST数字时，没有整合的网络在任务1和前两个任务上的准确性平均值已降至随机水平，而具有整合的网络在这些任务上的性能仅出现轻微下降（图3）。

图片包含 图表

描述已自动生成

**图3 分割MNIST基准测试中平均分类准确率随任务数量的变化。前五个图表显示由两个MNIST数字组成的五个任务的分类准确率，随连续任务数量的变化而变化。最右边的图表显示平均准确率，这是通过对过去任务的准确率进行平均计算得出的，其中，由轴上的任务数量给出。请注意，在实验中有多个二进制输出头，准确率为0.5对应于偶然水平。误差条对应于SEM（n=10）。**

5.2. 打乱MNIST基准测试

在这个基准测试中，我们对每个任务的对所有MNIST像素进行了不同的随机排列。我们使用具有两个隐藏层、每个隐藏层有2000个ReLUs激活和softmax损失的MLP进行训练。我们使用了与之前相同的Adam参数。然而，在这里我们使用了，并且通过在保留验证集上进行粗网格搜索确定了的值。我们将mini批次大小设置为256，并训练了20个epoch。与分割MNIST基准测试相比，我们在任务之间保持了Adam优化器的状态，从而获得了更好的结果。最终测试误差是在MNIST测试集上计算得出的。性能是通过网络解决所有任务的能力来衡量的。

为了建立比较的基准，我们首先对所有任务按顺序训练了一个没有突触巩固的网络（c = 0）。在这种情况下，系统表现出灾难性遗忘，即它学会了解决最近的任务，但严重地遗忘了之前的任务（图4，蓝色线）。相比之下，当启用突触巩固时（采用c>0的取值），相同网络在9个附加任务上训练时仍然能够保持对任务1的高分类准确度（图4）。

图表, 折线图

描述已自动生成

**图4. 在打乱的MNIST基准上，随着任务数量的增加，所有学习任务的平均分类准确度变化。我们的方法（蓝色）和EWC（灰色，从Kirkpatrick等人的研究中提取并重新绘制(2017)）随着任务数量的增加，保持了高准确度。而随机梯度下降（绿色）和在隐藏层上使用0.5的dropout的随机梯度下降（红色）的表现要差得多。顶部的面板是对图的上半部分的放大，其中虚线表示单个任务的初始训练准确度，黑色箭头表示同时训练所有任务时的相同网络的训练准确度。**

此外，该网络学会了以高准确度解决所有其他任务，并且仅比同时训练所有数据的网络稍差一些（图4）。最后，这些结果在训练和验证误差上是一致的，并且与使用EWC（Kirkpatrick等，2017）报告的结果相当。

为了更好地理解训练过程中的突触动态，我们可视化了不同任务之间的的两两相关性（图5b）。我们发现，没有巩固的情况下，第二隐藏层的在任务之间是相关的，这可能是灾难性遗忘的原因。然而，在进行巩固时，这些减少损失的突触集在任务之间大多是不相关的，从而在更新权重以解决新任务时避免了干扰。

图表

描述已自动生成

**图5. 打乱的MNIST上每个任务的权重重要性的相关矩阵。比较正常的微调（，顶部）和巩固（，底部），由于打乱的MNIST数据集在输入层是不相关的，第一层权重重要性（左侧）在任务之间是不相关的。然而，随着更多的任务通过微调被学习，第二层的权重重要性（右侧）变得更加相关。相反，巩固可以防止之间的强相关性，这与使用不同权重解决新任务的概念是一致的。**

5.3. CIFAR-10/CIFAR-100数据集的基准测试

为了评估突触巩固是否也能在更复杂的数据集和更大的模型中防止灾难性遗忘，我们进行了一项基于CIFAR-10和CIFAR-100的持续学习任务实验。具体来说，我们训练了一个卷积神经网络（包含4个卷积层，后跟2个带有dropout的全连接层；详见附录）。我们使用了与split MNIST相同的多元设置，使用Adam优化器（大小为256。首先，我们在整个CIFAR-10数据集上训练网络60个周期（任务1），然后依次在5个附加任务上训练，每个任务对应CIFAR-100数据集中的10个连续类别（图6）。为了确定最佳值，我们在参数范围内进行了此实验。任务之间，优化器的状态会被重置。此外，我们还获得了两个特定控制案例的值。一方面，我们连续在所有任务上训练相同的网络（）。另一方面，我们从每个任务上单独训练相同的网络，以评估跨任务的泛化性。最后，为了评估准确性的统计波动幅度，所有运行都重复了次。

我们发现，在所有任务上训练后，具有巩固的网络在所有任务上的验证准确度相似，而没有巩固的网络准确度会随着任务量的增长而明显下降，其中旧任务的准确度较低（图6）。

图表, 条形图

描述已自动生成

**图6. 分割CIFAR-10/100基准上的验证准确度。蓝色：没有巩固（c=0）的验证误差。绿色：有巩固（c=0.1）的验证误差。灰色：没有巩固的网络仅在单个任务上从头开始训练。该基准中的机会水平为0.1。误差条对应标准差（n=5）。**

重要的是，除了最后一个任务以外，具有巩固的网络的表现始终优于没有巩固的网络。最后，当比较在所有任务上训练的有巩固网络与仅在单个任务上从头开始训练的网络的表现时（图6，绿色与灰色），前者要么显著优于后者，要么获得了相同的验证准确度，而这一趋势在训练准确度上发生了逆转。这表明没有巩固的网络更容易出现过拟合。唯一的例外是CIFAR-10的第一项任务，这可能是由于每个类别的样本数量增加了10倍。总之，我们发现巩固不仅能够保护旧的记忆免于随着时间的推移被慢慢遗忘，而且还能使网络在有限数据的新任务上更好地泛化。

# 6. 讨论

我们已经表明，在持续学习场景中经常遇到的灾难性遗忘问题可以通过采用单个突触估计其对解决过去任务的重要性来缓解。然后，通过对最重要的突触的更改进行惩罚，可以最小程度地干扰以前学过的任务，同时学习新的任务。

正则化惩罚大多与Kirkpatrick等人最近引入的EWC（2017）类似。然而，我们的方法是在线计算每个突触的巩固强度，并在整个参数空间的学习轨迹上计算，而EWC的突触重要性是在指定任务的损失最小值处的Fisher信息离线计算。尽管存在这种差异，但在这两种方法在打乱的MNIST基准上取得了相似的性能，这可能是由于两种不同重要性度量之间的相关性。

我们的方法要求单个突触不仅仅是对应于单个标量突触权重，而是作为各自独立的高维动态系统。这种高维状态使我们的每个突触能够在训练过程中智能地积累任务相关信息，并保留先前参数值的记忆。尽管我们不声称生物突触的行为与我们模型的智能突触相似，但神经生物学中的大量实验数据表明，生物突触的行为要比当前机器学习模型中占主导地位的人工标量突触复杂得多。本质上，突触是否发生变化，以及它们是否变得持久或最终衰退，可以由许多不同的生物学因素控制。例如，突触可塑性的诱导可能取决于单个突触的历史和状态（Montgomery & Madison，2002）。此外，最近的突触变化可能在几小时内消退，除非释放与可塑性相关的特定化学因素。这些化学因素被认为编码了最近变化的价值或新颖性（Redondo & Morris，2011）。最后，最近的突触变化可以通过刻板的神经活动来重置，而较旧的突触记忆变得越来越不受改变的影响（Zhou et al.，2003）。

在这里，我们介绍了一种特定的高维突触模型来解决一个特定问题：持续学习中的灾难性遗忘。这为这方面研究指出了新的方向，其中我们可以模仿神经生物学赋予单个突触潜在的复杂动态属性，以智能地控制神经网络的学习动态。本质上，在机器学习中，除了增加网络的深度外，我们可能还需要给我们的突触增加智能。

# 致谢

作者感谢Subhaneil Lahiri的指导。FZ得到瑞士国家科学基金会(SNSF)和威康信托基金会(Wellcome Trust)的支持。BP获得斯坦福MBC IGERT奖学金和斯坦福跨学科研究生奖学金(Stanford Interdisciplinary Graduate Fellowship)的支持。SG获得Burroughs Wellcome、McKnight、Simons和James S. McDonnell基金会以及海军研究办公室(Office of Naval Research)的支持。

本文译自：Zenke F, Poole B, Ganguli S. Continual learning through synaptic intelligence[C]//International conference on machine learning. PMLR, 2017: 3987-3995