

# 基于速度 - 准确性权衡的知觉学习研究综述

汪文怡

苏州大学教育学院, 江苏 苏州

Email: April\_wwy@163.com

收稿日期: 2021年5月9日; 录用日期: 2021年6月21日; 发布日期: 2021年6月28日

## 摘要

知觉任务的表现随着练习而提高。这种知觉学习发生在所有的感觉形式中, 并且具有很大的理论意义和实际意义。在知觉学习研究中, 研究人员通常把焦点放在正确率上, 比如 $d'$ , 忽略了反应时的作用。而知觉决策是将感觉信息转化为行为的过程, 有大量的研究都表明了知觉学习中除感觉加工外的高级机制的重要性。要想充分地理解知觉学习必然要考虑到训练对决策过程的影响。因此, 考虑到速度 - 准确性权衡(SAT)现象: 在给定的可辨别性水平下, 更快的反应往往会产生更多的错误, 正确率和反应时对于知觉学习研究来说都很重要。本文对基于速度 - 准确性权衡的知觉学习研究现状进行了总结, 结合知觉决策论述了知觉学习背后的发生机制。

## 关键词

知觉学习, 知觉决策, 速度准确性权衡, 反应时

## A Review of Perceptual Learning Based on Speed-Accuracy Tradeoff

Wenyi Wang

School of Education, Soochow University, Suzhou Jiangsu

Email: April\_wwy@163.com

Received: May 9<sup>th</sup>, 2021; accepted: Jun. 21<sup>st</sup>, 2021; published: Jun. 28<sup>th</sup>, 2021

## Abstract

Performances on perceptual tasks improved with practice. This perceptual learning occurs in all sensory modalities and has great theoretical and practical significance. In the perceptual learning studies, researchers usually focus on accuracy, such as  $d'$ , and ignore the role of response time. Perceptual decision is the process that transfers sensory information into behavioral actions. A

large number of studies have shown the importance of advanced mechanisms other than sensory processing in perceptual learning. To fully understand perceptual learning, it is necessary to consider the influence of training on decision process. Therefore, considering the speed-accuracy tradeoff (SAT) phenomenon: for a given level of discriminability, faster responses tend to produce more errors, accuracy and response time are both important for perceptual learning studies. This paper summarizes the research status of perceptual learning based on speed accuracy tradeoff, and discusses the mechanism behind perceptual learning with perceptual decision.

## Keywords

Perceptual Learning, Perceptual Decision, Speed-Accuracy Tradeoff, Response Time

Copyright © 2021 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

## 1. 视知觉学习

视知觉学习(Visual perceptual learning, VPL)是指通过练习或者训练从而产生的对视觉任务表现的提高(Sagi, 2011; Watanabe & Sasaki, 2015)。它反应了视觉系统的学习能力和可塑性, 以及大脑中其他行为基础的网络。

### 1.1. 视知觉学习的特异性与迁移性

知觉学习的特异性是训练所引起的表现提高未能迁移或者泛化到未经训练的刺激或任务上。比如, 如果在某一象限对任务刺激进行训练, 该位置的任务表现在经过训练学习后得到了提高, 但是如果将刺激转移到其他象限位置进行同样的任务测试, 表现就会变成训练前的水平(Fiorentini & Berardi, 1980; Karni & Sagi, 1991; Poggio et al., 1992; Jehee et al., 2012; Yashar et al., 2015), 这就是学习的位置特异性。除了位置特异性外, 大量的研究也发现了知觉学习的特征特异性, 包括朝向特异性(Schoups et al., 1995; Crist et al., 2001; Westheimer et al., 2001; Jehee et al., 2012; Wang et al., 2014; Xiong et al., 2016); 空间频率特异性(Fiorentini & Berardi, 1980; Poggio et al., 1992); 运动方向特异性(Ball & Sekuler, 1982; Ball & Sekuler, 1987)以及对比度特异性(Adini et al., 2002; Yu et al., 2004; Hua et al., 2010)。这种特异性通常被解释为神经集群的变化, 这些神经集群被选择性地调整为发现特异性的维度。例如, 如果知觉学习无法在不同的视野位置进行泛化, 这就表明, 具有空间特异性感受野的细胞群体已经发生了变化。

尽管大部分的研究都强调了知觉学习的特异性, 但是具有位置和特征特异性的知觉学习也可以通过恰当的训练范式进行迁移(Dosher & Lu, 2009)。比如, VPL 可以在任务(Szpiro & Carrasco, 2015)、刺激特征(Liu, 1999)和视网膜位置(Xiao et al., 2008)之间进行迁移。

知觉学习的迁移在实际应用中更为重要, 比如专业知识的发展。学习的迁移表明, 学习可能发生在更高水平的加工区域, 在这些区域中, 读出连接的重新加权或者反应决策的发生水平发生了变化(Dosher & Lu, 1998; Dosher & Lu, 1999; Petrov et al., 2005; Dosher & Lu, 2009; Dosher et al., 2013)。研究还发现, 对于采用简单训练(Ahissar & Hochstein, 1997; Ahissar & Hochstein, 2004)、较短训练时间(Jeter et al., 2010)、较短训练试次(Aberg et al., 2009)以及防止刺激适应(Harris et al., 2012)或对训练刺激的隐蔽注意(Donovan

et al., 2015), 视知觉学习也可以发生迁移。

## 1.2. 视知觉学习的理论机制与模型

对知觉学习的研究揭示了一系列不同的发现, 导致了不同的视知觉学习理论。这些发现主要集中在视知觉学习的某些方面是特异性的还是可迁移的(Ahissar & Hochstein, 1997; Liu & Weinsall, 2000; Jeter et al., 2009; Wang et al., 2012)以及由于视知觉学习引起的神经视觉处理的变化(Shibata et al., 2011; Yotsumoto et al., 2014)。

比较普遍的观点是, 行为的特异性限制了支持学习的潜在神经表征。这种对知觉学习的表征性的观点导致了研究人员假设行为特异性特征和特定大脑区域的神经元对这些特征的反应性之间存在对应关系; 这表明学习是由于该大脑区域的可塑性。而另一种框架理论认为, 知觉学习反应了更高水平区域在进行任务相关决策时, 读出任务相关感觉信息能力的提高(Dosher & Lu, 1998; Zhang et al., 2010)。从计算框架来看, 这些读出模型提供了较为简单的知觉学习解释, 并与 PL 的特异性意味着大脑可塑性的区域化这一说法形成了对照。

根据知觉学习的重加权模型(Dosher & Lu, 1998; Petrov, Dosher, & Lu, 2005), 知觉辨别能力的提高是由感觉信号和知觉通路下游机制之间更有效的连接的发展而引起的, 而不是由于感知表征本身的改变。该模型的支持者首先将信号检测论的标准假设应用于知觉学习。他们认为, 执行知觉任务需要结合知觉信号和噪音, 并应用决策规则。在知觉学习中, 任务表现的改善是由感觉表征和决策或判断机制之间的联系权重的变化引起的。通过训练, 这些连接变得更加适应任务, 例如, 通过加大与任务相关的感觉信号的权重, 从而使任务表现得更快、更准确。

迄今为止提出的证据表明, 知觉学习引起了不同层次的视觉表征、从表征读出、到表征的注意反馈、决策和眼动系统的学习。如果这些系统中的每一个都可以改变, 那么在知觉学习中, 即使是最简单的检测或辨别知觉刺激的任务, 也涉及支持感觉处理、决策、行为选择、自上而下的任务相关性、注意以及奖励或反馈处理的过程或大脑区域的网络(Maniglia & Seitz, 2018)。

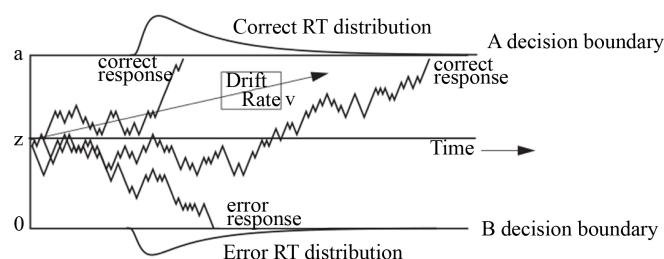
## 2. 速度准确性权衡

速度 - 准确性权衡(SAT)指的是这样一种现象, 即在给定的刺激辨别能力水平下, 决策者可能会做出更快的反应, 但会犯更多的错误(Pachella, 1973)。SAT 对决策的普遍影响经常被忽视。例如, 没有得到广泛承认的是, 即使在反应时和正确率都被报告时, SAT 也很难确定。

### 速度准确性权衡的模型研究

决策的认知模型认为 SAT 是证据累积过程的结果, 其中最重要的累积模型之一是 Ratcliff 的扩散模型(Ratcliff, 1978; Ratcliff & McKoon, 2008)。扩散模型框架以前已经应用于感知和认知中的各种任务, 包括识别记忆(Ratcliff, 1978)、词汇决策(Ratcliff et al., 2004)、视觉检测(Smith, 1995), 以及最近的知觉学习(Green et al., 2010; Petrov et al., 2011)。

在扩散模型中, 假设观察者不断从刺激(或其记忆痕迹)中采样证据, 直到累积的证据达到某个边界。在图 1 中, 观察者对一种选择的偏好由样本路径表示。在该模型的一个特殊情况下, 偏好状态在刺激开始时处于边界的中间, 这代表了两种选择之间的无差别。(在拟合完整模型时, 这一假设可能会放宽。)当被试整合证据样本时, 偏好状态沿着噪声路径随机移动。给定任何有辨别性的信息, 偏好状态将平均地向一个特定的方向漂移。偏好状态向特定边界移动的平均速率是对刺激辨别能力的一种度量, 被称为漂移率。



摘自 Ratcliff and McKoon (2008)。

**Figure 1.** Diffusion model

**图 1.** 扩散模型

当累计证据达到上界时，选择反应 A，当累计证据达到下界时，选择反应 B。观察到的反应时被计算为决策时间(偏好状态达到边界的时间)和非决策时间(对刺激进行编码并做出运动反应的时间， $T_{er}$ )的总和。根据扩散模型，刺激强度的增加会产生更大的漂移率( $v$ )，从而导致更快、更准确的反应。该模型还解释到了 SAT:通过减少边界分离( $a$ )，观察者可以产生更快但不太准确的反应。相反，增加边界分离会产生更慢、更准确的响应。除了边界分离( $a$ )，非决策时间( $T_{er}$ )和漂移率( $v$ )，扩散模型还具有累积起点( $z$ )的参数，以及漂移率( $\eta$ )、非决策时间( $S_t$ )和累积起点( $S_z$ )的可变性参数。

### 3. 基于速度 - 准确性权衡的知觉学习研究

大多数的知觉学习研究使用正确率(或相反的是敏感性)作为因变量。反应时(RTs)通常被忽略，或者分析了反应时但误差被忽略了(Ding et al., 2003)。这两种方法都忽略了众所周知的速度与准确性之间的权衡。

近年来，有越来越多的研究考虑到了这一点，并把两者结合起来，试图探究知觉学习背后的机制以及 SAT 背后的特征。

在 Liu 和 Watanabe (2012)年的一项研究中，研究者在连贯检测运动中研究了知觉学习。结果显示，敏感性的提高是由于漂移率的增加，这证实了训练增加了刺激的知觉强度或辨别能力。其次，边界分离也随着训练天数而逐渐降低，这表明与训练刚开始时相比，在训练结束时被试做出反应所需要积累的证据更少。在边界分离上的这种变化暗示了所观察到的正确率测量受到 SAT 的影响。总的来说，RT 的大幅降低可以归因于漂移率的增加，以及边界分离的减少。相比之下，训练后的非决策时间没有显著差异。最后，训练对起点偏差和漂移率偏差均无一致性影响。

这篇研究与先前在练习领域中扩散模型的应用有一些相似之处。在该研究中，较年轻的被试(平均年龄 21 岁)和较年长的被试(平均年龄 70 岁)练习了 3 天的掩蔽字母识别任务(Ratcliff et al., 2006)。总的来说，年轻的被试比年长的被试表现得更快、更准确。通过训练，年长被试的反应在准确性和反应时都有显著提高，而年轻被试没有表现出这种提高。扩散模型显示，老年被试的这种改善是由于漂移率的增加以及边界分离的减少，而非决策时间没有相应的变化。在另一项研究中，参与者练习了 5 天的词汇决策任务(Dutilh et al., 2009)。被试在训练中显示出 RT 的大幅降低，这归因于三个扩散模型参数：漂移率的增加、边界分离的减少以及非决策时间的显著减少。随后，Green 等人(2010)表明，视频游戏玩家在运动方向辨别任务上比非视频游戏玩家表现更好，当通过扩散模型分析这些数据时，这种优势归因于视频游戏玩家更大的漂移率和更小的边界分离。似乎正确率和反应时的提高可以转化为各种扩散模型参数，每一个参数都带有不同的解释，这取决于刺激或任务域。

在 Petrov 等人(2011)的研究中，他们将扩散模型应用于精细动作识别任务的学习。他们还发现了与



上述研究类似的结果,比如漂移率增加,边界分离减少。此外,他们最有趣的发现之一是非决策时间和非决策时间可变性的显著减少,这支持了他们的知觉学习的同步性假设:被试可以通过改善决策过程开始的时间来提高知觉任务的表现。相比之下,Liu和Watanabe的研究发现数据中非决策时间的可变性在不同的训练阶段或多或少是恒定的。除了任务要求的基本差异之外(例如,相干运动检测与精细运动方向辨别),Petrov等人的研究包括一个听觉beep,该beep总是在目标开始前500毫秒出现。他们研究的被试可以学习这个beep和目标开始之间的时间关系,以提高他们的同步性。如果没有这样一个可靠的线索,那么对于在Liu和Watanabe研究的被试来说,获得这样精确的时间可能太难了。不管这些不同发现的原因是什么,很明显,扩散模型的应用为研究新机制提供了更大的可能性,例如时间同步,这可能之间学习中表现增强的基础。

此外,Liu和Watanabe(2012)的研究和以前的研究中观察到的边界分离的显著变化表明,研究人员在解释学习范式中的不显著效应时可能需要谨慎。例如,考虑关于反应正确性的外部反馈对于PL是否必要的问题。以前的研究(包括该研究)表明,反馈不是学习发生的必要条件(Karni & Sagi, 1991; Watanabe et al., 2001)。然而,有证据表明反馈仍然可以产生更强和更一致的学习效果(Herzog & Fahle, 1997)。在最近的评估中,这个问题在两个心理物理任务中进行了研究:一个运动方向辨别任务和一个朝向辨别任务(Seitz et al., 2006)。在这两项任务中,外部反馈诱导了显著的学习,而当被试没有收到外部反馈时,没有发现学习,这表明反馈对于学习是必要的。在这两项任务中,表现改善被定义为在一系列刺激信号水平上准确性(正确百分比)的变化。然而,该研究中没有报告RT数据,因此很难评估这是否在刺激可鉴别性方面是一个真实的零效应。相反,扩散模型的应用可以揭示边界分离的减少是否掩盖了漂移率的增加,因此综合效应不会导致观察到的正确率提高。

Zhang和Row(2014)研究了在不同的时间尺度和学习阶段,SAT和知觉学习如何不同的塑造决策过程。在连贯运动辨别任务中,速度强调或准确性快速地在block间调节被试的行为(快速且容易出错或缓慢且准确)。这种在速度和准确性之间的权衡在整个训练过程中是一致的,在训练方向和未训练方向之间是普遍的。模型分析表明,与强调速度相比,强调准确性不仅增加了做出决策所需的证据总量(即边界分离),而且增加了证据积累的质量(即漂移率)和刺激编码和运动准备的潜伏期(即非决策时间)。重要的是,速度-准确性指令对边界分离的影响在多个训练阶段中是显著的,但对漂移率和非决策时间的影响仅在训练开始时显著。

他们的研究结果显示了不同性质的知觉学习机制,通过反馈的训练逐步提高了决策的速度和准确性。准确性上的学习效应是特异于训练方向的(Liu & Weinsall, 2000),但是训练后RT的提高部分迁移到了未训练方向。漂移率随着训练而增加,且特异于训练方向,这与学习后感觉加工增强的理论相一致(Gilbert et al., 2001),这也与神经生理学证据相一致,即训练后行为表现的改善伴随着感知决策相关区域神经元感觉驱动反应的变化(Law & Gold, 2008)。边界分离随着训练而减少,并且在训练后训练方向和非训练方向之间没有显著差异。因此,在对两个运动方向进行大量训练后,尽管从新刺激中提取的信息质量(如未训练方向的漂移率)较低,但辨别两个新方向之间的一直运动所需积累的证据较少。这些发现进一步证实了先前的研究表明学习对漂移率和边界分离的影响(Petrov et al., 2011; Liu & Watanabe, 2012)。

在Jia等人(2018)的研究中,研究者们对被试进行了运动方向辨别任务的训练。结果显示,行为改善很大程度上特异于训练方向,并伴随着信息积累漂移率的增加。将fMRI信号分解为独立成分显示出一组与决策相关的成分,这些成分在试次间的基础上随着漂移率共同变化。基于这些决策相关成分对应区域和运动反应感觉区域的功能磁共振信号进一步分析表明,知觉学习促进了不同加工水平的信息积累。通过与漂移率的相关分析,在腹侧前运动皮层(PMv)和额视区(FEF)中观察到训练特异性信号增强。此前有研究发现PMv(Romo et al., 2004)和FEF(Kim & Shadlen, 1999)是猴子大脑中感知决策的关键区域。与

此同时,对人类被试的功能磁共振成像研究也显示了与该相关分析结果相似的大脑区域决策网络(Kayser et al., 2010; Liu & Pleskac, 2011)。重要的是,与神经生理学研究中观察到的学习对 LIP 活动的影响一致(Law & Gold 2008),研究者在决策网络的多个皮层位置观察到方向特异性学习效应,表明决策网络参与了知觉学习效应的建立。PMv 和 FEF 的增强信号反映了 V3A 和 MTT 的信号减少,表明感觉和决策区的精细加工作为知觉学习的产物同时出现。

该研究与 Chen 等人(2015)的研究一致显示 V3A 到更高皮层区域的前馈连接增强,这可以解释为感觉和决策区域之间连接的优化。此外,研究还发现了 IPS 到 FEF 的加强的前馈连接,以及 PMv 和 FEF 的正 LMI 效应,这扩展了以前的研究。感觉区域(V3A 和 MTT)和决策相关区域(PMv 和 FEF)之间相反的 LMI 效应表明,学习可能在较低和较高的区域有不同的作用。先前对知觉决策的研究表明,在与前额决策相关的区域中,较高的激活与较好的感觉证据相关(Heekeren et al., 2004)。重要的是,决策相关领域中强化的前馈连接和积极的 LMI 效应可能是决策过程中读出的感觉信息增强的证据,反映了知觉学习中基于任务的成分(Shibata et al., 2014; Watanabe & Sasaki, 2015)。这些结果也与 Maniglia-Seitz 模型一致,即知觉学习效果是由多个大脑系统共同决定的(Maniglia & Seitz, 2018)。

#### 4. 总结和展望

传统的知觉学习研究只关注决策的准确性而忽略了决策速度,而 SAT 几乎可以影响所有的决策任务,并且很难控制。在心理物理实验中,忽略 SAT 会导致对刺激辨别能力的模糊估计。SAT 和学习效应已在一个较完善的证据积累决策框架下得以解释,该框架表明,支持每项选择的证据都是随着时间的推移而积累的,当积累的证据达到决策边界时,就会做出决策。本文回顾了以往的研究,通过模型参数,探讨知觉学习的发生机制。

此外,速度-准确性指令对学习过程的影响在很大程度上仍然是未知的,因此,在未来的研究中,测试不同的 SAT 水平对于知觉学习的影响,以及在此条件下如何用模型参数解释是很有必要的。

#### 致 谢

本研究受到江苏省研究生科研与实践创新计划项目的资助(项目编号: SJCX20\_1062)。

#### 参考文献

- Aberg, K. C., Tartaglia, E. M., & Herzog, M. H. (2009). Perceptual Learning with Chevrons Requires a Minimal Number of Trials, Transfers to Untrained Directions, But Does Not Require Sleep. *Vision Research*, 49, 2087-2094. <https://doi.org/10.1016/j.visres.2009.05.020>
- Adini, Y., Sagi, D., & Tsodyks, M. (2002). Context-Enabled Learning in the Human Visual System. *Nature*, 415, 790-793. <https://doi.org/10.1038/415790a>
- Ahissar, M., & Hochstein, S. (1997). Task Difficulty and the Specificity of Perceptual Learning. *Nature*, 387, 401-406. <https://doi.org/10.1038/387401a0>
- Ahissar, M., & Hochstein, S. (2004). The Reverse Hierarchy Theory of Visual Perceptual Learning. *Trends in Cognitive Sciences*, 8, 457-464. <https://doi.org/10.1016/j.tics.2004.08.011>
- Ball, K., & Sekuler, R. (1982). A Specific and Enduring Improvement in Visual Motion Discrimination. *Science*, 218, 697-698. <https://doi.org/10.1126/science.7134968>
- Ball, K., & Sekuler, R. (1987). Direction-Specific Improvement in Motion Discrimination. *Vision Research*, 27, 953-965. [https://doi.org/10.1016/0042-6989\(87\)90011-3](https://doi.org/10.1016/0042-6989(87)90011-3)
- Chen, N., Bi, T., Zhou, T., Li, S., Liu, Z., & Fang, F. (2015). Sharpened Cortical Tuning and Enhanced Cortico-Cortical Communication Contribute to the Long-Term Neural Mechanisms of Visual Motion Perceptual Learning. *Neuroimage*, 115, 17-29. <https://doi.org/10.1016/j.neuroimage.2015.04.041>
- Crist, R., Li, W., & Gilbert, C. (2001). Learning to See: Experience and Attention in Primary Visual Cortex. *Nature Neuro-*

- science*, 4, 519-525. <https://doi.org/10.1038/87470>
- Ding, Y., Song, Y., Fan, S. L., Qu, Z., & Chen, L. (2003). Specificity and Generalization of Visual Perceptual Learning in Humans: An Event-Related Potential Study. *Neuroreport*, 14, 587-590. <https://doi.org/10.1097/00001756-200303240-00012>
- Donovan, L., Szpiro, S., & Carrasco, M. (2015). Exogenous Attention Facilitates Location Transfer of Perceptual Learning. *Journal of Vision*, 15, 11. <https://doi.org/10.1167/15.10.11>
- Dosher, B. A., & Lu, Z. L. (2009). Hebbian Reweighting on Stable Representations in Perceptual Learning. *Learning & Perception*, 1, 37-58. <https://doi.org/10.1556/LP.1.2009.1.4>
- Dosher, B. A., & Lu, Z.-L. (1998). Perceptual Learning Reflects External Noise Filtering and Internal Noise Reduction through Channel Reweighting. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, 95, 13988-13993. <https://doi.org/10.1073/pnas.95.23.13988>
- Dosher, B. A., & Lu, Z.-L. (1999). Mechanisms of Perceptual Learning. *Vision Research*, 39, 3197-3221. [https://doi.org/10.1016/S0042-6989\(99\)00059-0](https://doi.org/10.1016/S0042-6989(99)00059-0)
- Dosher, B. A., Jeter, P., Liu, J. J., & Lu, Z. L. (2013). An Integrated Reweighting Theory of Perceptual Learning. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 110, 13678-13683. <https://doi.org/10.1073/pnas.1312552110>
- Dutilh, G., Vandekerckhove, J., Tuerlinckx, F., & Wagenmakers, E. J. (2009). A Diffusion Model Decomposition of the Practice Effect. *Psychonomic Bulletin & Review*, 16, 1026-1036. <https://doi.org/10.3758/16.6.1026>
- Fiorntini, A., & Berardi, N. (1980). Perceptual Learning Specific for Orientation and Spatial Frequency. *Nature*, 287, 43-44. <https://doi.org/10.1038/287043a0>
- Gilbert, C. D., Sigman, M., & Crist, R. E. (2001). The Neural Basis of Perceptual Learning. *Neuron*, 31, 681-697. [https://doi.org/10.1016/S0896-6273\(01\)00424-X](https://doi.org/10.1016/S0896-6273(01)00424-X)
- Green, C. S., Pouget, A., & Bavelier, D. (2010). Improved Probabilistic Inference as a General Learning Mechanism with Action Video Games. *Current Biology*, 20, 1573-1579. <https://doi.org/10.1016/j.cub.2010.07.040>
- Harris, H., Glikhsberg, M., & Sagi, D. (2012). Generalized Perceptual Learning in the Absence of Sensory Adaptation. *Current Biology*, 22, 1813-1817. <https://doi.org/10.1016/j.cub.2012.07.059>
- Heekeren, H. R., Marrett, S., Bandettini, P. A., & Ungerleider, L. G. (2004). A General Mechanism for Perceptual Decision-Making in the Human Brain. *Nature*, 431, 859-862. <https://doi.org/10.1038/nature02966>
- Herzog, M. H., & Fahle, M. (1997). The Role of Feedback in Learning a Vernier Discrimination Task. *Vision Research*, 37, 2133-2141. [https://doi.org/10.1016/S0042-6989\(97\)00043-6](https://doi.org/10.1016/S0042-6989(97)00043-6)
- Hua, T. M., Bao, P. L., Huang, C. B., Wang, Z. H., Xu, J. W., Zhou, Y. F., & Lu, Z. L. (2010). Perceptual Learning Improves Contrast Sensitivity of V1 Neurons in Cats. *Current Biology*, 20, 887-894. <https://doi.org/10.1016/j.cub.2010.03.066>
- Jehee, J. F. M., Ling, S., Swisher, J. D., Bergen, R. S. V., & Tong, F. (2012). Perceptual Learning Selectively Refines Orientation Representations in Early Visual Cortex. *The Journal of Neuroscience*, 32, 16747-16753. <https://doi.org/10.1523/JNEUROSCI.6112-11.2012>
- Jeter, P. E., Dosher, B. A., Liu, S. H., & Lu, Z. L. (2010). Specificity of Perceptual Learning Increases with Increased Training. *Vision Research*, 50, 1928-1940. <https://doi.org/10.1016/j.visres.2010.06.016>
- Jeter, P. E., Dosher, B. A., Petrov, A., & Lu, Z. L. (2009). Task Precision at Transfer Determines Specificity of Perceptual Learning. *Journal of Vision*, 9, 11-13. <https://doi.org/10.1167/9.3.1>
- Jia, K., Xue, X., Lee, J. H., Fang, F., Zhang, J. X., & Li, S. (2018). Visual Perceptual Learning Modulates Decision Network in the Human Brain: The Evidence from Psychophysics, Modeling, and Functional Magnetic Resonance Imaging. *Journal of Vision*, 18, 9. <https://doi.org/10.1167/18.12.9>
- Karni, A., & Sagi, D. (1991). Where Practice Makes Perfect in Texture Discrimination: Evidence for Primary Visual Cortex Plasticity. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, 88, 4966-4970. <https://doi.org/10.1073/pnas.88.11.4966>
- Kayser, A. S., Buchsbaum, B. R., Erickson, D. T., & Esposito, M. D. (2010). The Functional Anatomy of a Perceptual Decision in the Human Brain. *Journal of Neurophysiology*, 103, 1179-1194. <https://doi.org/10.1152/jn.00364.2009>
- Kim, J. N., & Shadlen, M. N. (1999). Neural Correlates of a Decision in the Dorsolateral Prefrontal Cortex of the Macaque. *Nature Neuroscience*, 2, 176-185. <https://doi.org/10.1038/5739>
- Law, C.-T., & Gold, J. I. (2008). Neural Correlates of Perceptual Learning in a Sensory-Motor, But Not a Sensory, Cortical Area. *Nature Neuroscience*, 11, 505-513. <https://doi.org/10.1038/nn2070>
- Liu, C. C., & Watanabe, T. (2012). Accounting for Speed-Accuracy Tradeoff in Perceptual Learning. *Vision Research*, 61, 107-114. <https://doi.org/10.1016/j.visres.2011.09.007>

- Liu, T., & Pleskac, T. J. (2011). Neural Correlates of Evidence Accumulation in a Perceptual Decision Task. *Journal of Neurophysiology*, *106*, 2383-2398. <https://doi.org/10.1152/jn.00413.2011>
- Liu, Z. (1999). Perceptual Learning in Motion Discrimination That Generalizes across Motion Directions. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, *96*, 14085-14087. <https://doi.org/10.1073/pnas.96.24.14085>
- Liu, Z., & Weinshall, D. (2000). Mechanisms of Generalization in Perceptual Learning. *Vision Research*, *40*, 97-109. [https://doi.org/10.1016/S0042-6989\(99\)00140-6](https://doi.org/10.1016/S0042-6989(99)00140-6)
- Maniglia, M., & Seitz, A. R. (2018). Towards a Whole Brain Model of Perceptual Learning. *Current Opinion in Behavioral Sciences*, *20*, 47-55. <https://doi.org/10.1016/j.cobeha.2017.10.004>
- Pachella, R. (1973). The Interpretation of Reaction Time in Information Processing Research. In B. H. Kantowitz (Ed.), *Human Information Processing: Tutorials in Performance and Cognition* (pp. 41-82). Hillsdale, NJ: Erlbaum.
- Petrov, A. A., Doshier, B. A., & Lu, Z. L. (2005). The Dynamics of Perceptual Learning: An Incremental Reweighting Model. *Psychological Review*, *112*, 715-743. <https://doi.org/10.1037/0033-295X.112.4.715>
- Petrov, A. A., Van Horn, N. M., & Ratcliff, R. (2011). Dissociable Perceptual-Learning Mechanisms Revealed by Diffusion-Model Analysis. *Psychonomic Bulletin & Review*, *18*, 490-497. <https://doi.org/10.3758/s13423-011-0079-8>
- Poggio, T., Fahle, M., & Edelman, S. (1992). Fast Perceptual Learning in Visual Hyperacuity. *Science*, *256*, 1018-1021. <https://doi.org/10.1126/science.1589770>
- Ratcliff, R. (1978). A Theory of Memory Retrieval. *Psychological Review*, *85*, 59-108. <https://doi.org/10.1037/0033-295X.85.2.59>
- Ratcliff, R., & McKoon, G. (2008). The Diffusion Decision Model: Theory and Data for Two-Choice Decision Tasks. *Neural Computation*, *20*, 873-922. <https://doi.org/10.1162/neco.2008.12-06-420>
- Ratcliff, R., Gomez, P., & McKoon, G. (2004). A Diffusion Model Account of the Lexical Decision Task. *Psychological Review*, *111*, 159-182. <https://doi.org/10.1037/0033-295X.111.1.159>
- Ratcliff, R., Thapar, A., & McKoon, G. (2006). Aging, Practice, and Perceptual Tasks: A Diffusion Model Analysis. *Psychology and Aging*, *21*, 353-371. <https://doi.org/10.1037/0882-7974.21.2.353>
- Romo, R., Hernández, A., & Zainos, A. (2004). Neuronal Correlates of a Perceptual Decision in Ventral Premotor Cortex. *Neuron*, *41*, 165-173. [https://doi.org/10.1016/S0896-6273\(03\)00817-1](https://doi.org/10.1016/S0896-6273(03)00817-1)
- Sagi, D. (2011). Perceptual Learning in Vision Research. *Vision Research*, *51*, 1552-1566. <https://doi.org/10.1016/j.visres.2010.10.019>
- Schoups, A. A., Vogels, R., & Orban, G. A. (1995). Human Perceptual Learning in Identifying the Oblique Orientation: Retinotopy, Orientation Specificity and Monocularity. *The Journal of Physiology*, *483*, 797-810. <https://doi.org/10.1113/jphysiol.1995.sp020623>
- Seitz, A. R., Nanez, J. E., Holloway, S., Tsushima, Y., & Watanabe, T. (2006). Two Cases Requiring External Reinforcement in Perceptual Learning. *Journal of Vision*, *6*, 966-973. <https://doi.org/10.1167/6.9.9>
- Shibata, K., Sagi, D., & Watanabe, T. (2014). Two-Stage Model in Perceptual Learning: Toward a Unified Theory. *Annals of the New York Academy of Sciences*, *1316*, 18-28. <https://doi.org/10.1111/nyas.12419>
- Shibata, K., Watanabe, T., Sasaki, Y., & Kawato, M. (2011). Perceptual Learning Incepted by Decoded fMRI Neurofeedback without Stimulus Presentation. *Science*, *334*, 1413-1415. <https://doi.org/10.1126/science.1212003>
- Smith, P. L. (1995). Psychophysically Principled Models of Visual Simple Reaction Time. *Psychological Review*, *102*, 567-593. <https://doi.org/10.1037/0033-295X.102.3.567>
- Szpiro, S. F., & Carrasco, M. (2015). Exogenous Attention Enables Perceptual Learning. *Psychological Science*, *26*, 1854-1862. <https://doi.org/10.1177/0956797615598976>
- Wang, R., Zhang, J. Y., Klein, S. A., Levi, D. M., & Yu, C. (2012). Task Relevancy and Demand Modulate Double-Training Enabled Transfer of Perceptual Learning. *Vision Research*, *61*, 33-38. <https://doi.org/10.1016/j.visres.2011.07.019>
- Wang, R., Zhang, J. Y., Klein, S. A., Levi, D. M., & Yu, C. (2014). Vernier Perceptual Learning Transfers to Completely Untrained Retinal Locations after Double Training: A "Piggybacking" Effect. *Journal of Vision*, *14*, 12. <https://doi.org/10.1167/14.13.12>
- Watanabe, T., & Sasaki, Y. (2015). Perceptual Learning: Toward a Comprehensive Theory. *Annual Review of Psychology*, *66*, 197-221. <https://doi.org/10.1146/annurev-psych-010814-015214>
- Watanabe, T., Náñez, J. E., & Sasaki, Y. (2001). Perceptual Learning without Perception. *Nature*, *413*, 844-848. <https://doi.org/10.1038/35101601>
- Westheimer, G., Crist, R. E., Gorski, L., & Gilbert, C. D. (2001). Configuration Specificity in Bisection Acuity. *Vision Research*, *41*, 1133-1138. [https://doi.org/10.1016/S0042-6989\(00\)00320-5](https://doi.org/10.1016/S0042-6989(00)00320-5)



- Xiao, L. Q., Zhang, J. Y., Wang, R., Klein, S. A., Levi, D. M., & Yu, C. (2008). Complete Transfer of Perceptual Learning across Retinal Locations Enabled by Double Training. *Current Biology*, *18*, 1922-1926. <https://doi.org/10.1016/j.cub.2008.10.030>
- Xiong, Y. Z., Zhang, J. Y., & Yu, C. (2016). Bottom-Up and Top-Down Influences at Untrained Conditions Determine Perceptual Learning Specificity and Transfer. *Elife*, *5*, e14614. <https://doi.org/10.7554/eLife.14614>
- Yashar, A., Chen, J. G., & Carrasco, M. (2015). Rapid and Long-Lasting Reduction of Crowding through Training. *Journal of Vision*, *15*, 15. <https://doi.org/10.1167/15.10.15>
- Yotsumoto, Y., Chang, L. H., Ni, R., Pierce, R., Andersen, G. J., Watanabe, T., & Sasaki, Y. (2014). White Matter in the Older Brain Is More Plastic than in the Younger Brain. *Nature Communications*, *5*, 5504. <https://doi.org/10.1038/ncomms6504>
- Yu, C., Klein, S. A., & Levi, D. M. (2004). Perceptual Learning in Contrast Discrimination and the (Minimal) Role of Context. *Journal of Vision*, *4*, 4. <https://doi.org/10.1167/4.3.4>
- Zhang, J. Y., Zhang, G. L., Xiao, L. Q., Klein, S. A., Levi, D. M., & Yu, C. (2010). Rule-Based Learning Explains Visual Perceptual Learning and Its Specificity and Transfer. *Journal of Neuroscience*, *30*, 12323-12328. <https://doi.org/10.1523/JNEUROSCI.0704-10.2010>
- Zhang, J., & Rowe, J. B. (2014). Dissociable Mechanisms of Speed-Accuracy Tradeoff during Visual Perceptual Learning Are Revealed by a Hierarchical Drift-Diffusion Model. *Frontiers in Neuroscience*, *8*, 69. <https://doi.org/10.3389/fnins.2014.00069>