

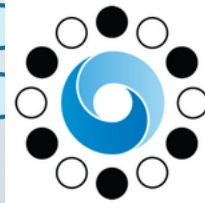
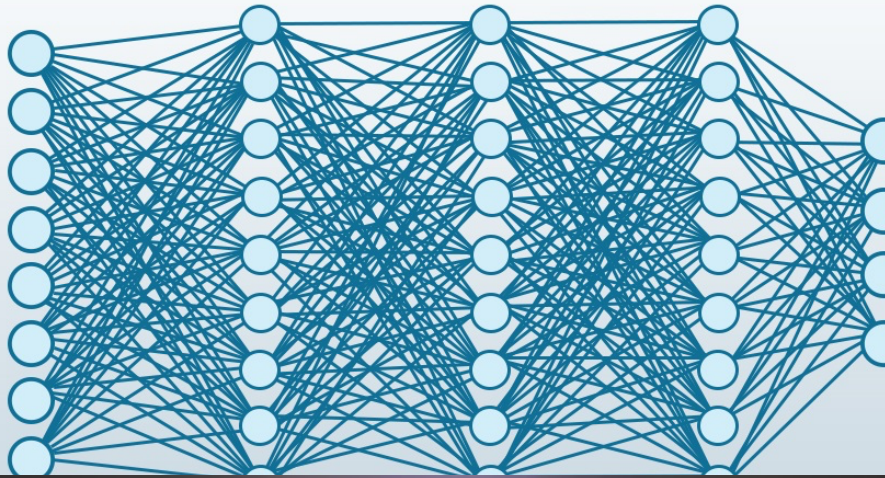
玉川大学脳科学研究所
酒井 裕

数理脳科学 神経計算論

なぜ脳科学？

人工知能はもう脳を超えているのでは？

Deep learning の衝撃



AlphaGo

AlphaGo Zero
Starting from scratch



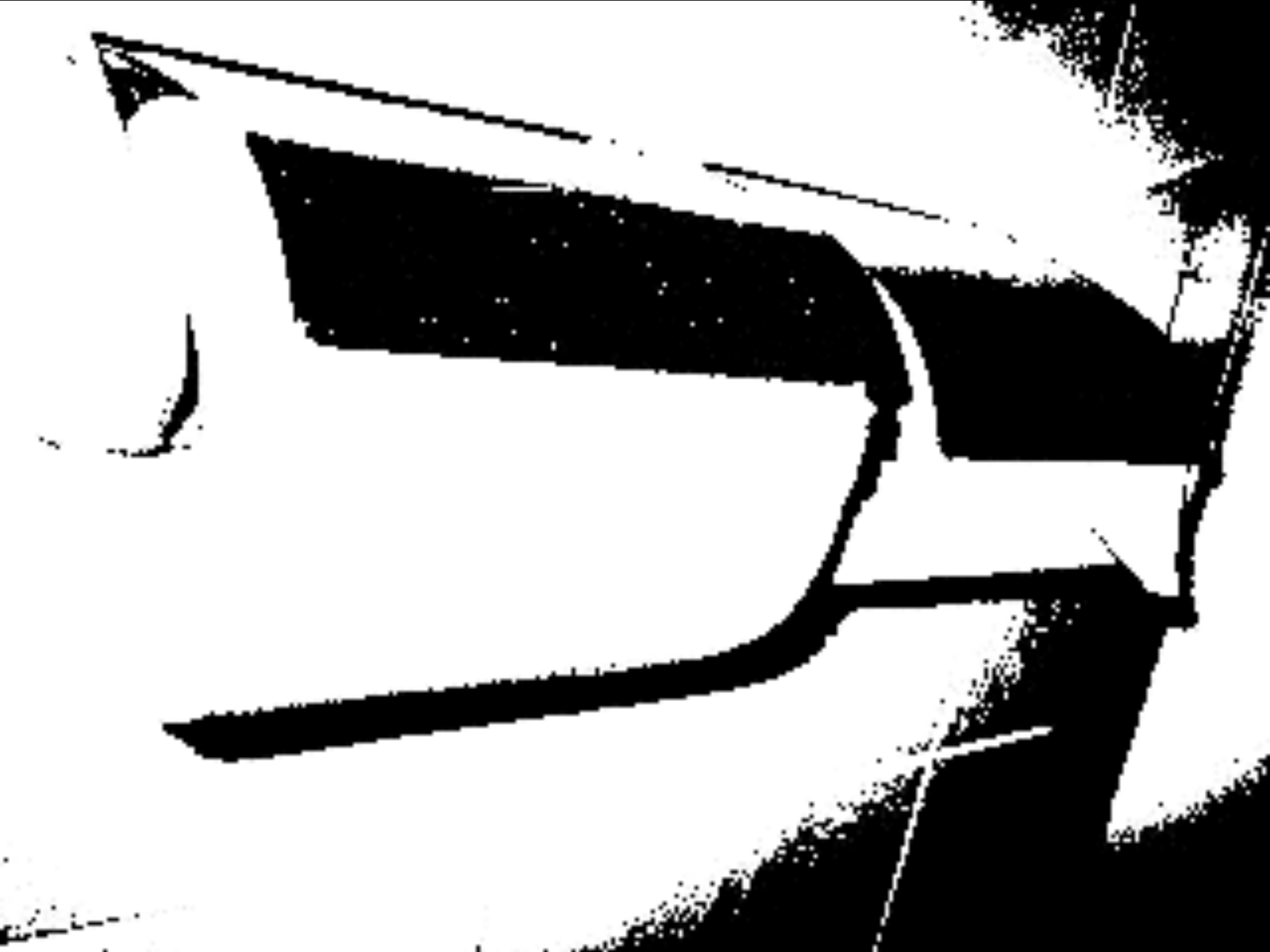
Google AI



それでも脳は凄い



どこが？

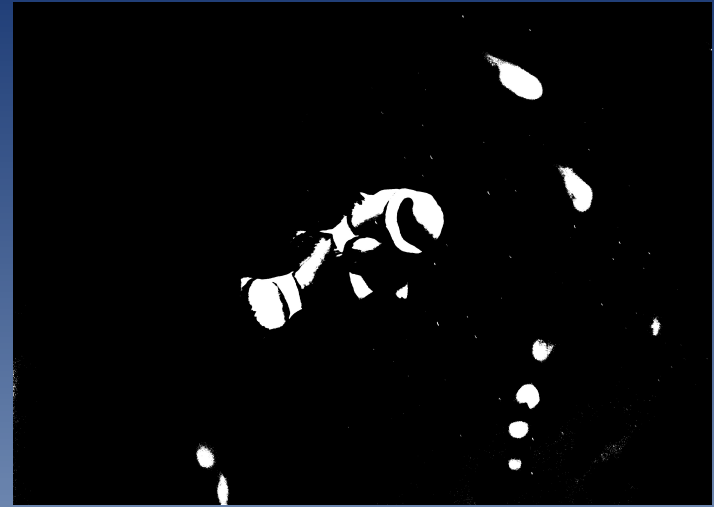
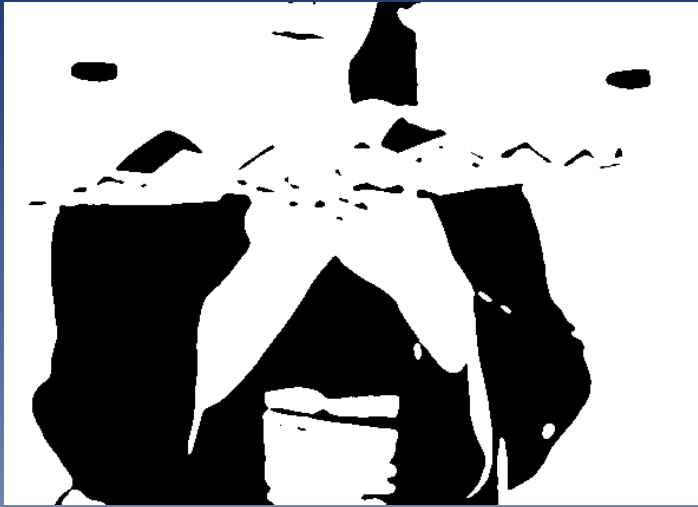








それでも脳は凄い



手がかりとなる点の組み合わせは多数
関連する経験の可能性は無数

どんな経験の蓄積をすれば、わかるようになるのか？

背後の学習の原理に迫りたい

1991 京都大学 理学部

1995 京都大学 理学研究科 物理学専攻

2000 博士 (理学)

「脳の物理学をやりたい」



Kyoto 1999

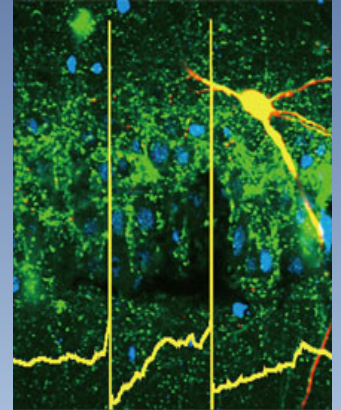
物理屋の哲学 ～要素還元主義～

宇宙 → 素粒子

生命 → 遺伝子

脳 → ? 神経細胞? シナプス?
情報? 信号?

神経スパイク信号



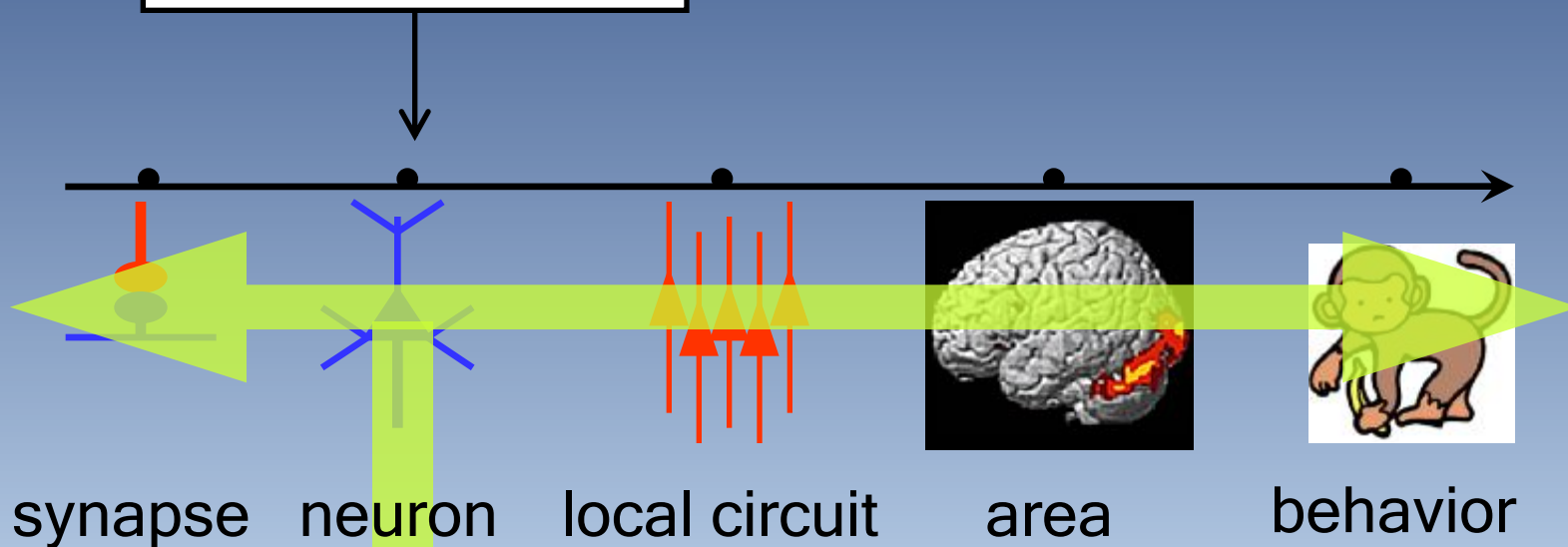
神経スパイク信号の物理法則を見つければ
脳が理解できるはず

1991 京都大学 理学部

1995 京都大学 理学研究科 物理学専攻

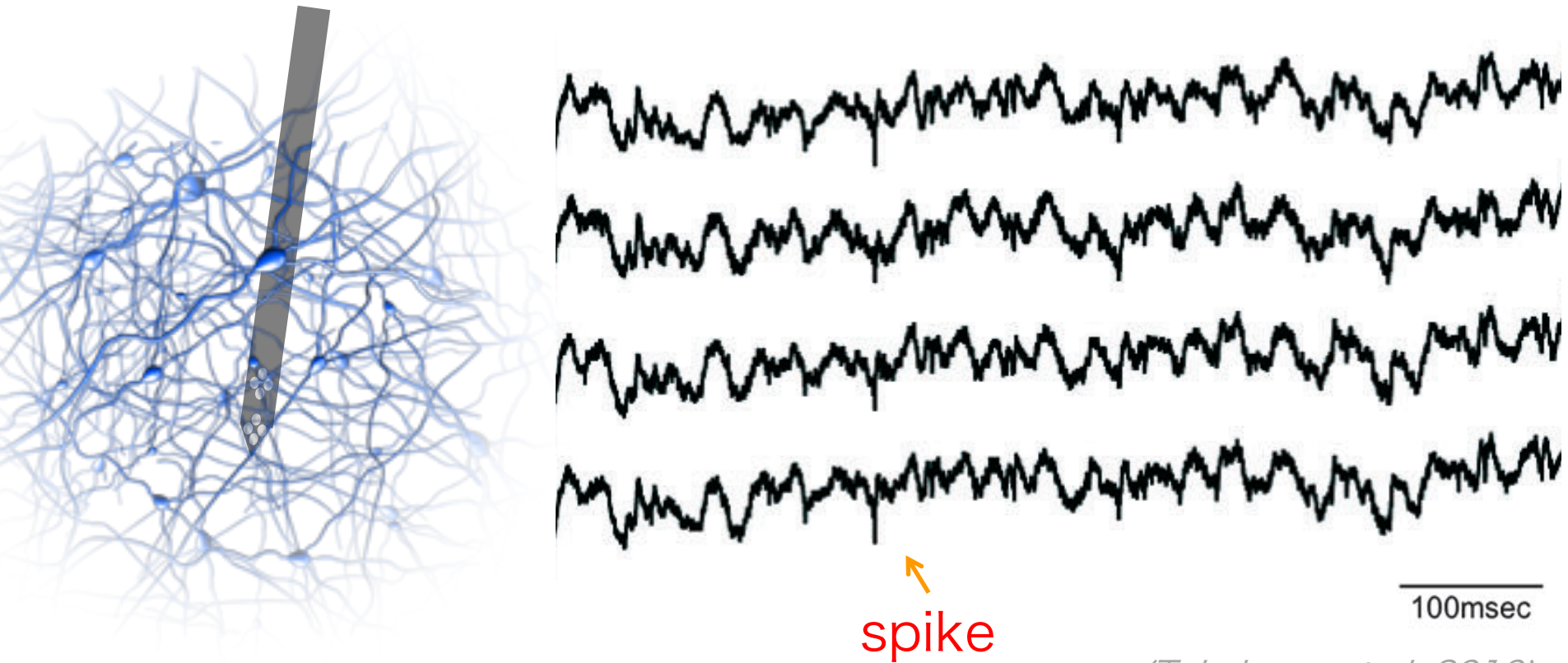
2000 博士 (理学)

スパイク統計



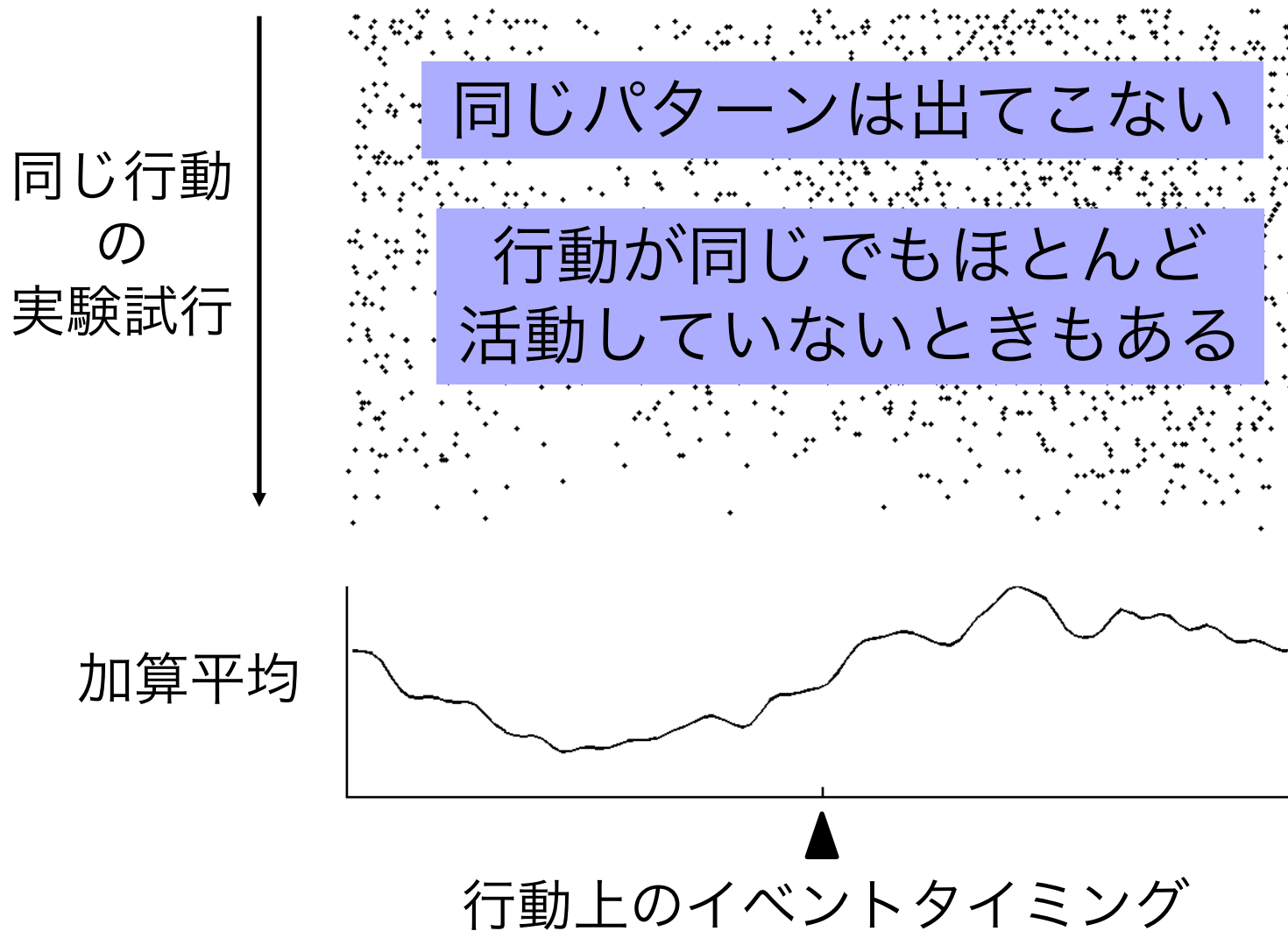
スパイクの物理学

神経スパイク信号の記録



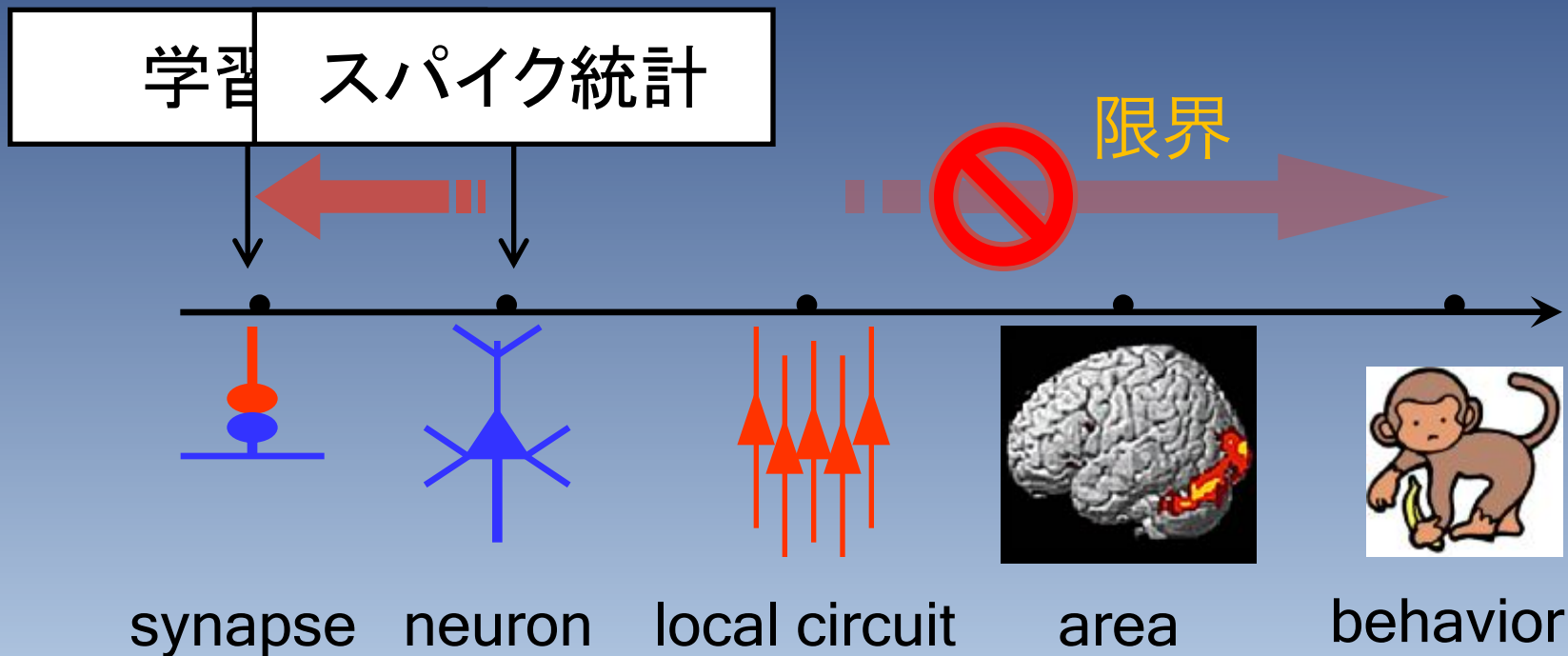
(Takekawa et al. 2010)

単一神経細胞のスパイクパターン

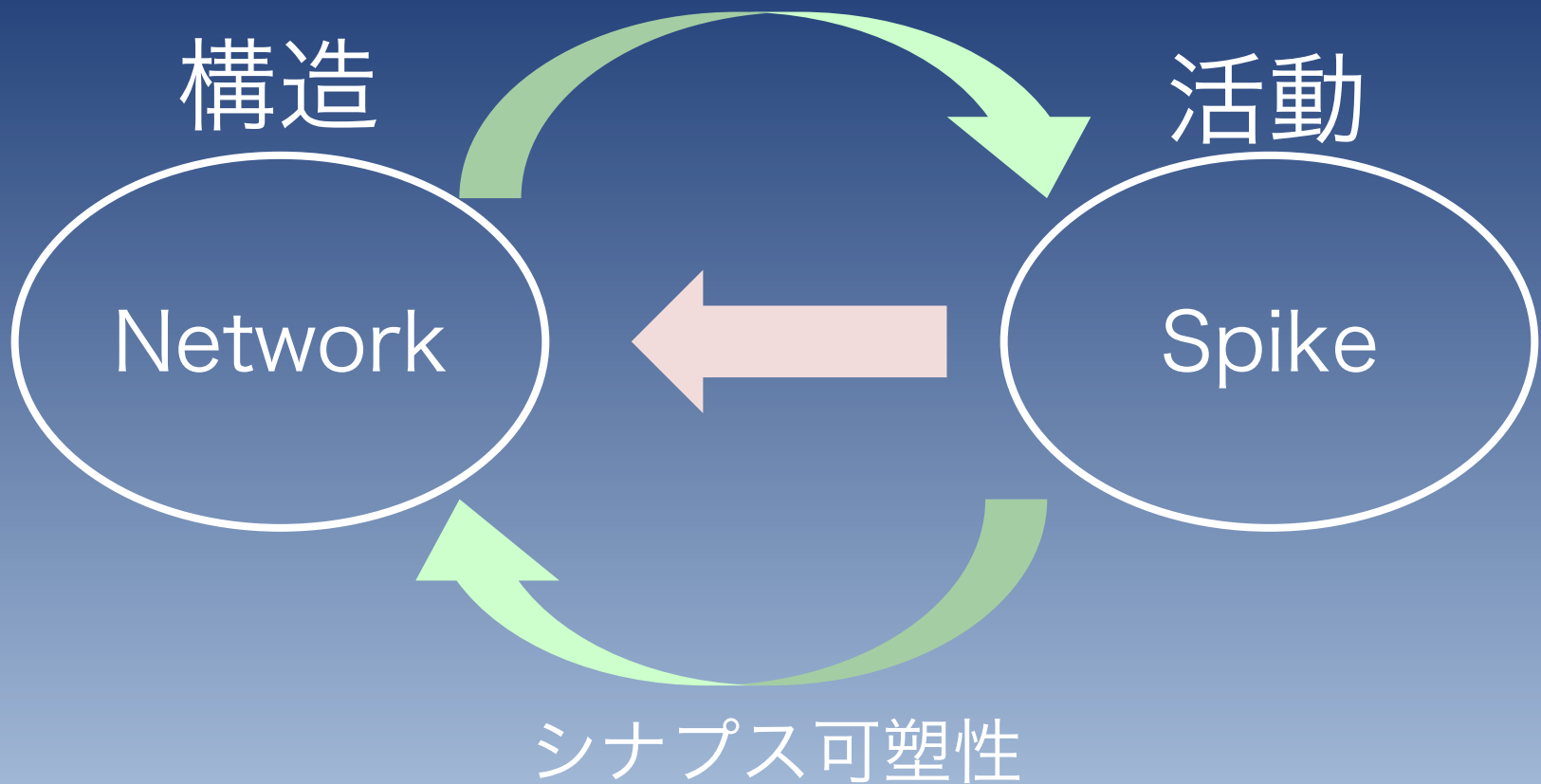


2000～ 埼玉大学 工学部 助手

確率過程として解析



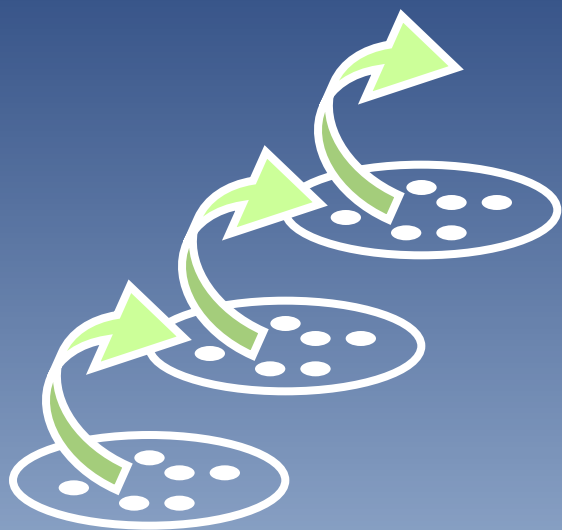
構造と活動を同時に測定できない！



スパイク高次統計から回路構造を推定できないか？

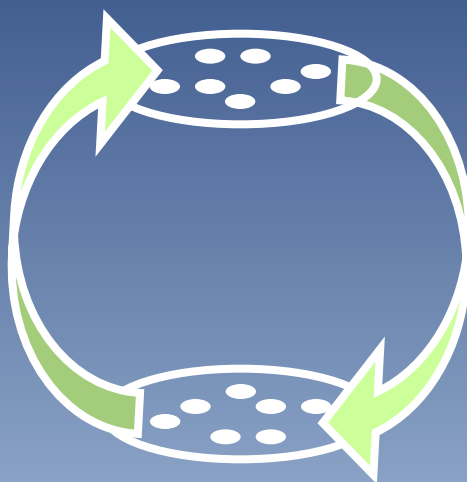
回路形態？ ⇔ 集団スパイク統計？

feed-forward



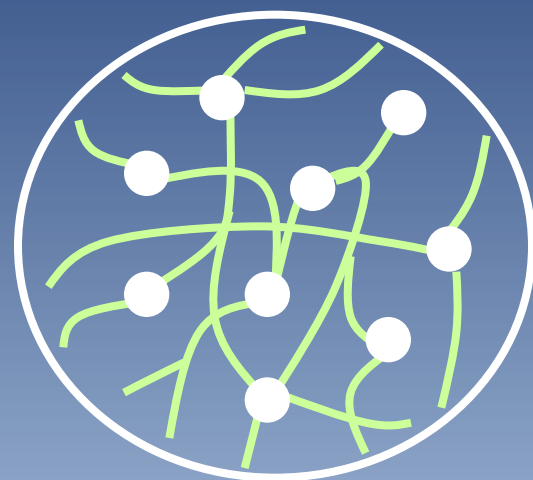
外部入力
支配的

bi-directional



領野間
相互作用

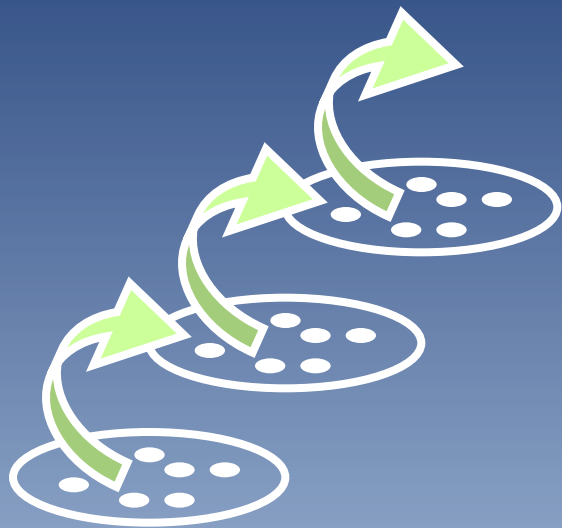
random recurrent



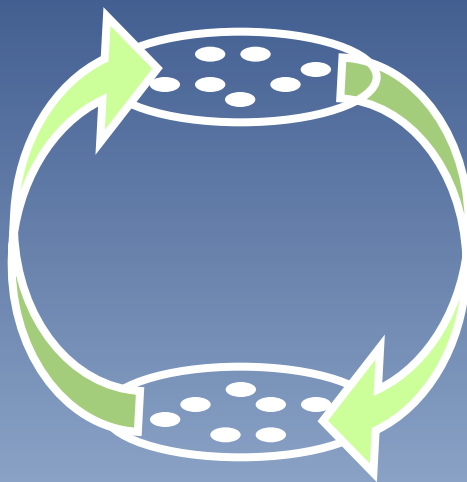
領野内
持続活動

回路形態？ \Leftrightarrow 集団スパイク統計？

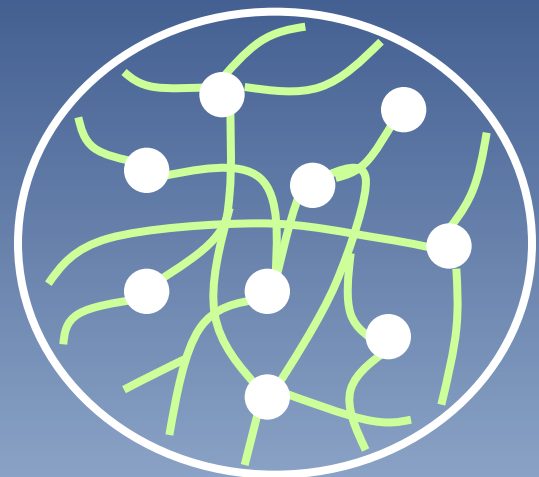
feed-forward



bi-directional



random recurrent



強い仮定をおけばできる

生理学的に整合する仮定では困難

なぜ難しいのか？

スパイクパターン空間は極めて高次元
(時間×細胞数)

脳の機能を実現するストリームの中で、
最も冗長な空間

冗長性のボトルネックを捕まえなければ、
脳の計算原理は理解できないのでは？

物理屋の哲学 ～要素還元主義～

宇宙 → 素粒子

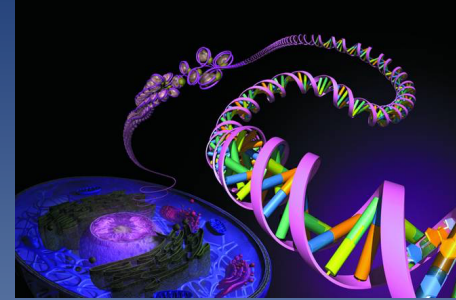
生命 → 遺伝子

現象を支配する低次元のボトルネック
だったから成功

脳 → 支配的なボトルネックは？

データ駆動型科学の潮流

ゲノム



e.g. ヒトゲノム計画 (Human Genome Project)

それでもタンパク質のダイナミクスは理解困難

情報技術・機械学習と組み合わせで成功

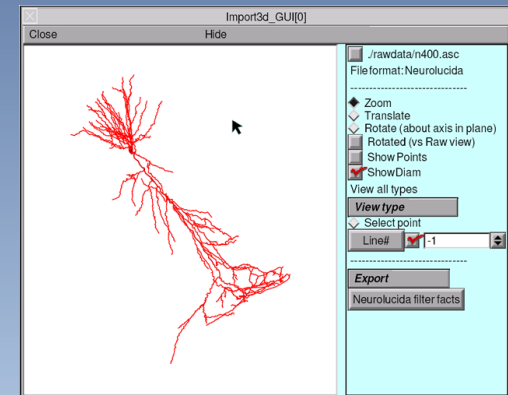
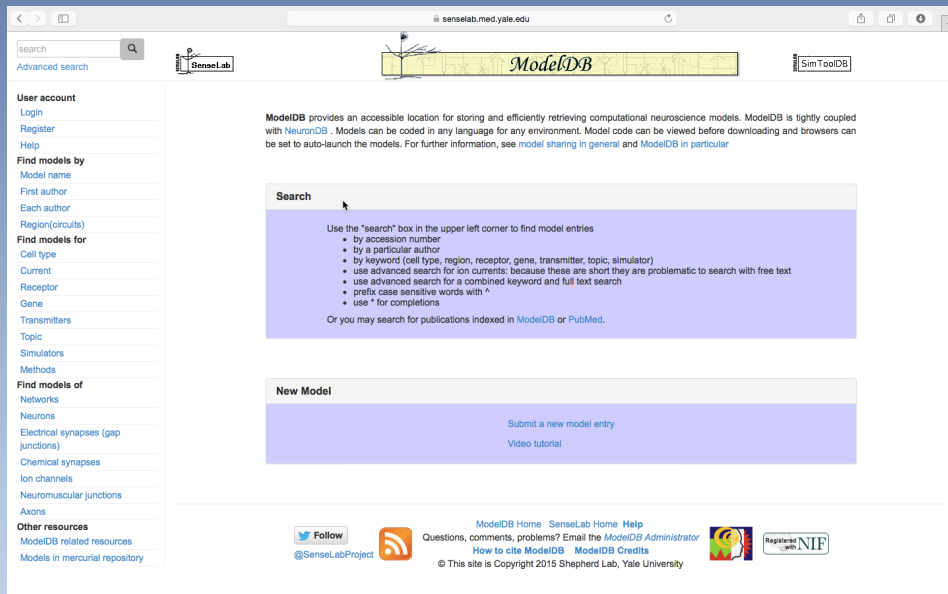
ゲノムはボトルネックだからうまくいった

<http://www.ncbi.nlm.nih.gov>

データ駆動型科学の潮流

神経細胞

e.g. NEURONシミュレータのModelDB



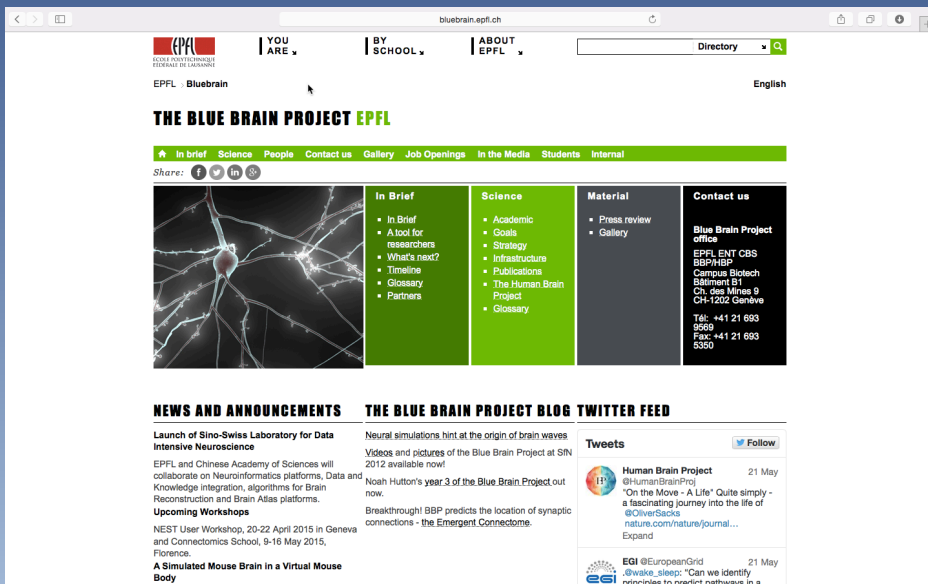
神経細胞の形態と
チャネル分布

<https://senselab.med.yale.edu/modeldb/>

データ駆動型科学の潮流

神経細胞と局所回路

e.g. Blue Brain Project



<http://bluebrain.epfl.ch>



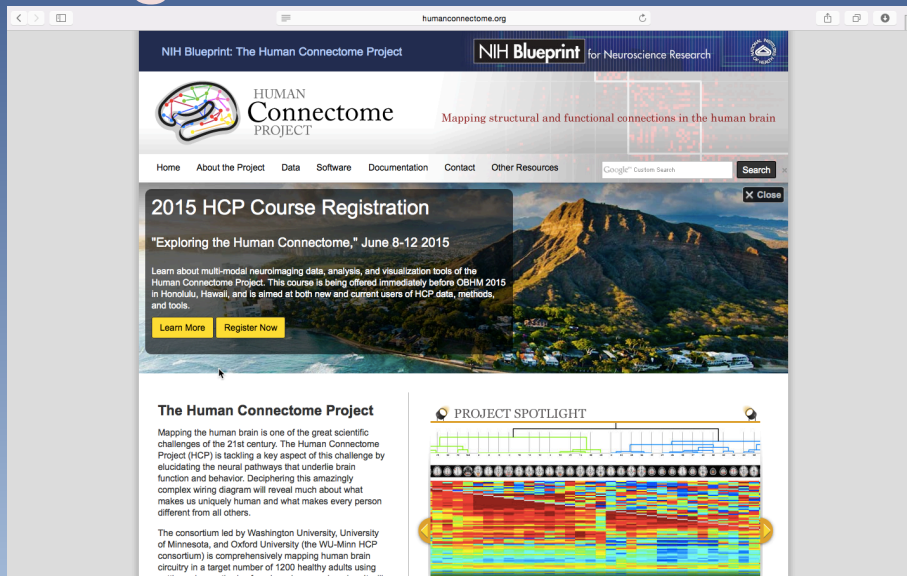
神経細胞群の形態と
結合関係

神経をまねたモデルシミュレーションは
脳の真実の姿か？

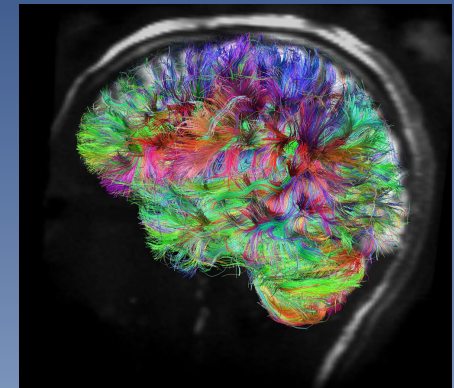
データ駆動型科学の潮流

全脳回路

e.g. Human Connectome Project



<http://www.humanconnectome.org>



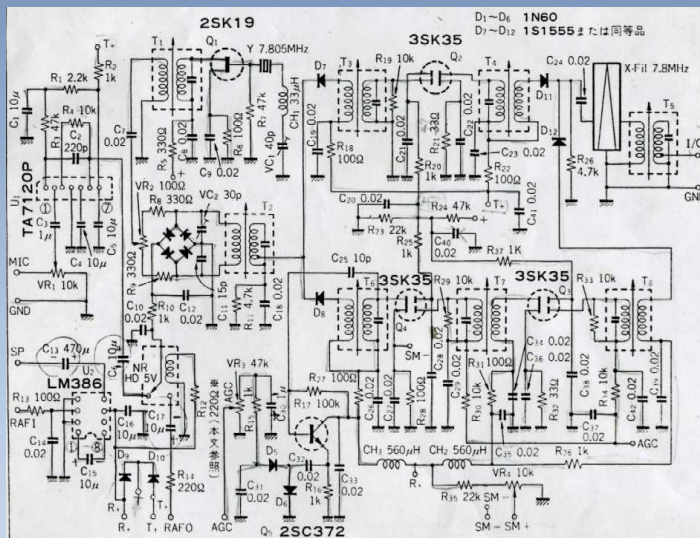
全ての回路構造の同定
ネットワーク・グラフ解析
技術との連携に期待

回路がボトルネックになりうるだろうか？

データ駆動型科学の潮流の極限

脳の全ての神経回路が同定できたとして
本当に脳の情報処理アルゴリズムがわかるのか？

職人が作ったアナログ回路



冗長な回路で、ノイズをキャンセルし、
全体として高性能が出るように設計

素人が回路図を見ても
何をやっているのかさっぱりわからない

RESEARCH ARTICLE

Could a Neuroscientist Understand a Microprocessor?

Eric Jonas^{1*}, Konrad Paul Kording^{2,3}

1 Department of Electrical Engineering and Computer Science, University of California, Berkeley, Berkeley, California, United States of America, **2** Department of Physical Medicine and Rehabilitation, Northwestern University and Rehabilitation Institute of Chicago, Chicago, Illinois, United States of America, **3** Department of Physiology, Northwestern University, Chicago, Illinois, United States of America

知性を宿す機械

Neuroscience Can't Explain How an Atari Works

神経科学は、ドンキーコングの動作すら解明できないことが判明

人間の脳は人間の脳を理解できるのか？ さまざまなプロジェクトが脳を理解しようとしているが、脳の複雑な動きはまだ解明されていない。では、ドンキーコングを実行中のプロセッサならどうだろうか？

by Jamie Condliffe 2017.01.13



物理屋の哲学 ～要素還元主義～

宇宙 → 素粒子

生命 → 遺伝子

現象を支配する低次元のボトルネック
だったから成功

脳 → 支配的なボトルネックは？

2004～ 玉川大学 工学部
助教授

このMatching lawって何？

オペラント条件づけで
知られていた奇妙な法則に
出会う

最適行動っぽいですが、
やっぱり最適じゃない
ですね。



深井 朋樹 教授
(現 OIST)

- *Matching law* はTD学習の不具合
- 不具合の要因は、状態空間の誤設定

(Sakai et al 2006; Sakai & Fukai 2008a, 2008b)

学習行動を重要視

Matching law (オペラント条件づけでの不思議な法則)

Inter-temporal choice (目先の報酬に捉われる)

動物のCognitive dissonance

探索行動のメカニズム

強迫性障害のメカニズム

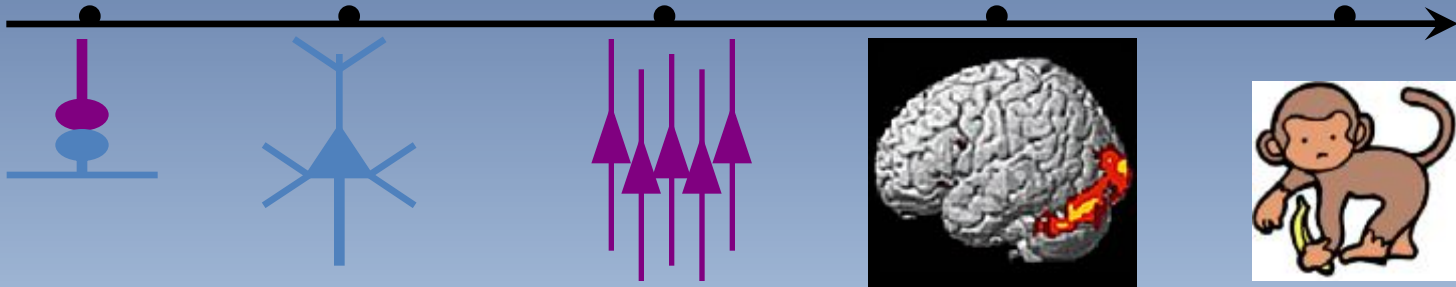
パブロフ条件づけとの統合、習慣化のメカニズム

2007~ 玉川大学 脳科学研究所 准教授

学習原理

学習則

学習行動



synapse

neuron

local circuit

area

behavior

物理屋の哲学 ～要素還元主義～

宇宙 → 素粒子

生命 → 遺伝子

現象を支配する低次元のボトルネック
だったから成功

脳 → 支配的なボトルネックは？

私の1つの案：「学習」
遺伝子で決まらない後天的な機能を
獲得するメカニズム

行動主義への回帰？

遺伝的技術が使われ始めた、げっ歯類の神経科学実験は、
行動の統制が甘すぎる

2010 磯村宜和 教授 玉川着任（現 東京医科歯科大学）



当時、難しかったラットの頭部固定下での課題に成功した人
行動と神経で何かを言おうと思ったら、相棒はこの人



スパイクデータの
二次利用（高次統計）
には興味ないよ



いいよ

マルチユニット記録のソフトウェア的サポート
統計解析支援

再びスパイクと関わることに

脳の学習システム

Cortex

Hippocampus

Thalamus

Amygdala

Cerebellum

Basal Ganglia

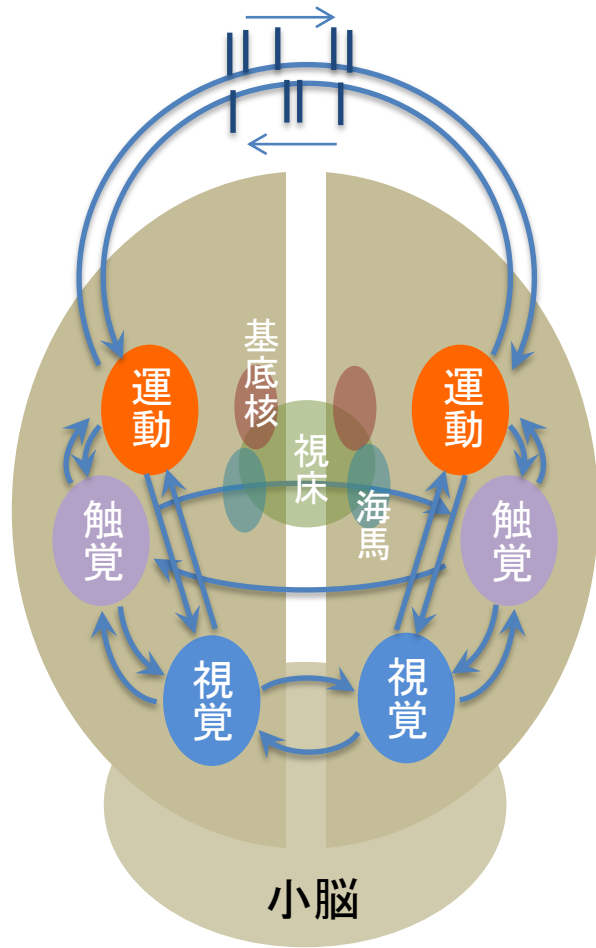
どう統合されているのか？

～Multi-Lincの発想と出会い～

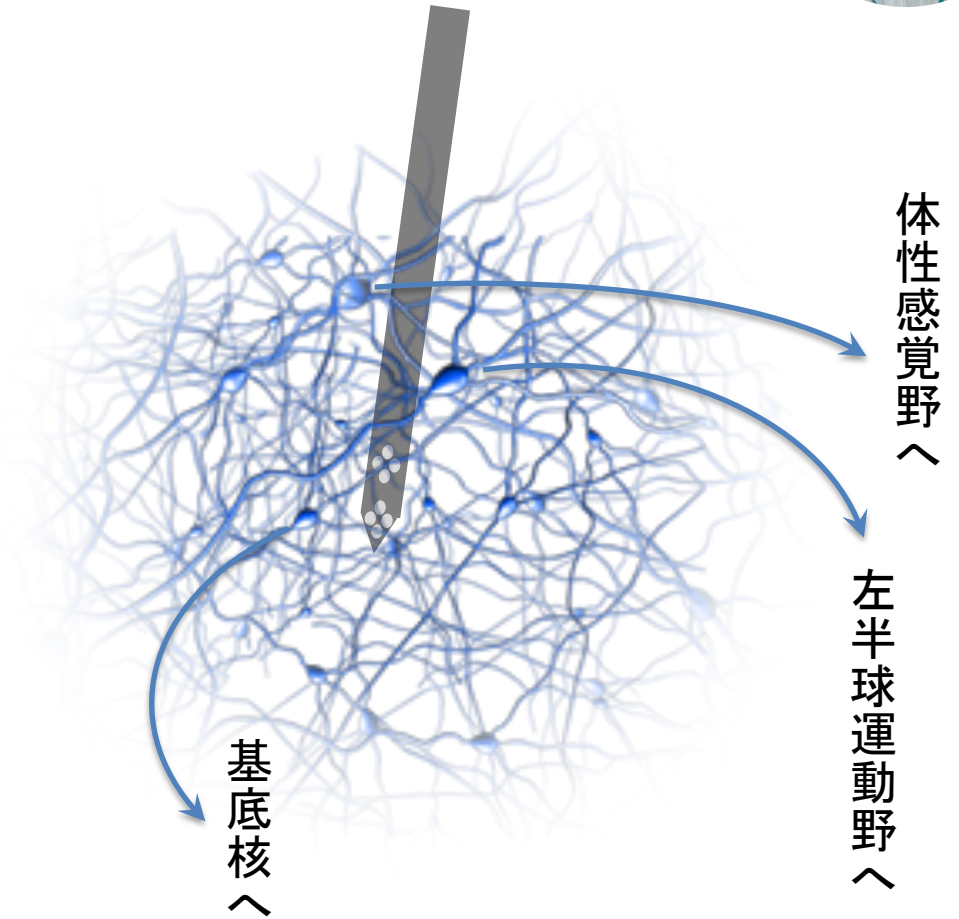
多数の脳領域間で伝達されるスパイク信号



スパイク信号：電気パルス



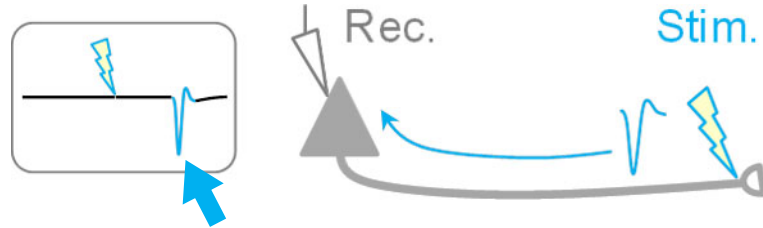
多細胞記録電極



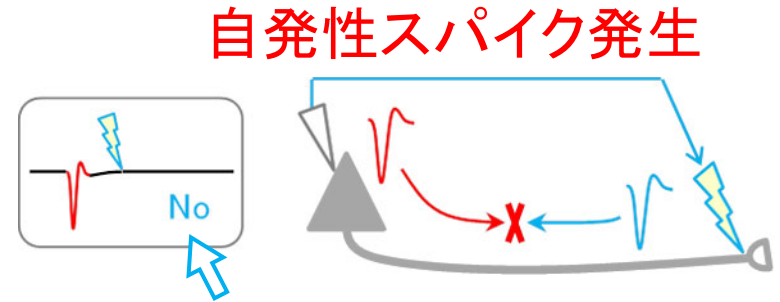
投射先が混在した近傍細胞群の投射先を同定する技術を開発

~Multi-Linc法~

記録細胞の投射先同定法(衝突試験)



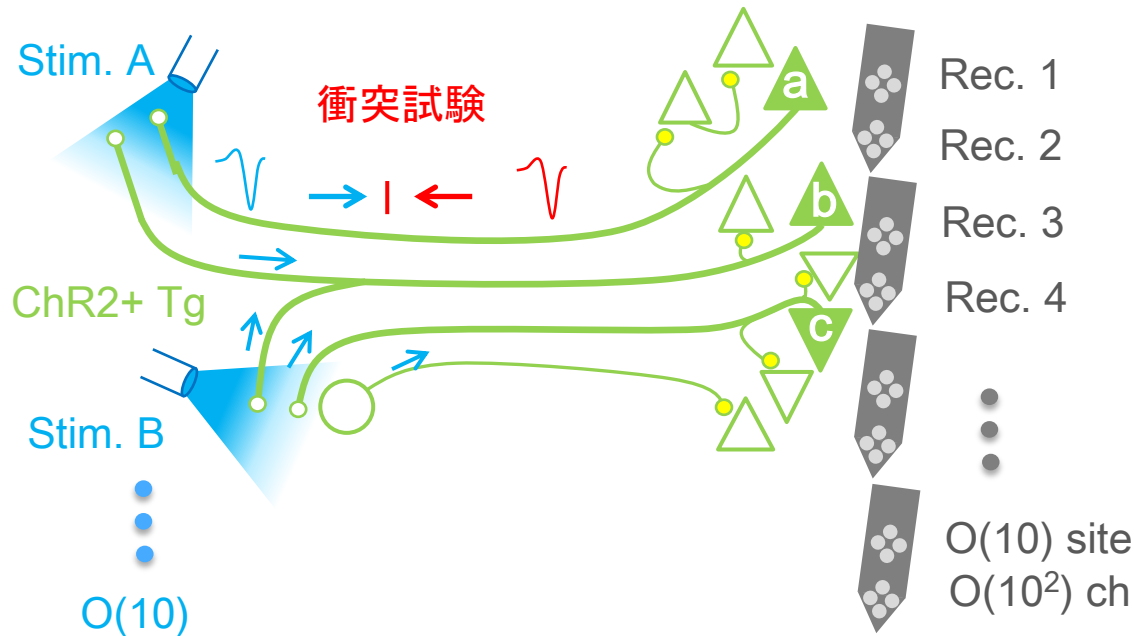
逆行性スパイクの検出



逆行性スパイクの消失

多点光刺激

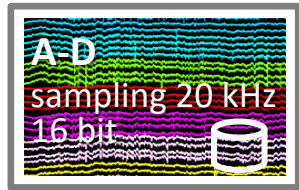
多細胞記録



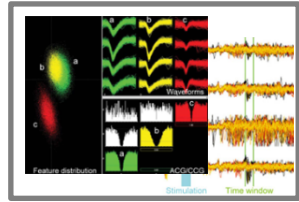
リアルタイム (<3ms)
超並列衝突試験

~Multi-Linc法の開発~

Offline spike analysis

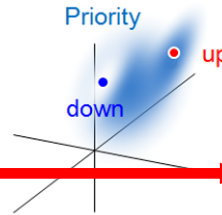


LX120/USB-ME128 recorder
NeuroScope



EToS/Klusters

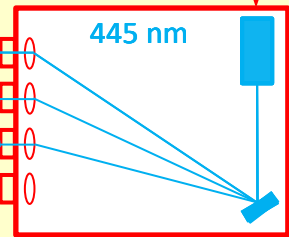
Real-time spike collision test



(特許出願2017-146456)



Multi-Linc controller



MiLSS distributor

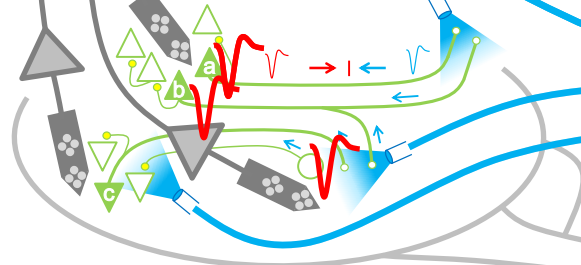
大規模 (128ch)
「自動化」
「並列化」

リアルタイム
< 3 msec

128ch リアルタイム
制御システム

128 ch; x1,000 gain
filtering 1-10 kHz

FA64Ix2 amplifier
MPA32I
A32 silicon probe



ChR2+ neurons

Multi-neuronal recording

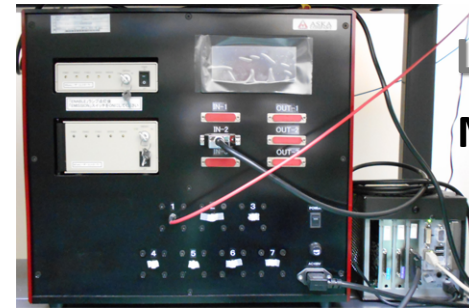
Optogenetic stimulation



Real-time computer

ACQ2106 (D-tAcq Solutions LTD, UK)
AD boards: 128ch (32ch x 4)
Operation: every 1.6 ms

Multi-Linc software for ACQ2106
(特許出願2017-146456)



Laser distributor

MiLSS (ASKA company)
Laser: 445 & 561 nm
Delay: ~1 ms
Stim: 7 ports x 7 sites

《動作確認済・試験調整中》

- ・15分間に約1,000試行のコリジョン試験を安定して実施可能
- ・電磁ノイズ・干渉なし



領域間スパイク相互作用による
学習の物理学を構築したい

物理屋の哲学 ～要素還元主義～

宇宙 → 素粒子

生命 → 遺伝子

現象を支配する低次元のボトルネック
だったから成功

脳 → 支配的なボトルネックは？

学習を支える

「行動則」と「領域間スパイク相互作用」

学習(learning)とは？

学習とは？

(行動主義) 行動の変化？

(認知主義) 認知的機構の変化？

(神経科学) 神経系の変化？

(情報科学) プログラムの変化？

学習とは？

(行動主義) 行動の変化？

	学習している	学習していない
行動に変化あり	ある？	ない？
行動に変化なし	ない？	ある

学習とは？

(神経科学) 神経系の変化？

	学習している	学習していない
神経系に変化あり	ある？	ない？
神経系に変化なし	ない？	ある

学習とは？

(情報科学) プログラムの変化？

	学習している	学習していない
プログラムに変化あり	ある	ない？
プログラムに変化なし	ない？	ある

学習とは？

(行動主義) 行動の変化？

(認知主義) 認知的機構の変化？

(神経科学) 神経系の変化？

(情報科学) プログラムの変化？

「行動（入出力）の仕方が経験に依存して
意義ある変化をすること」

学習の種別

これまでに定式化されている学習の枠組

教師あり学習 supervised learning

感覚入力に対する望ましい出力が提示され、
望ましい出力ができるようにする

強化学習 reinforcement learning

与えられた感覚入力に応じて出力し、
一連の出力に対する評価を最大にする

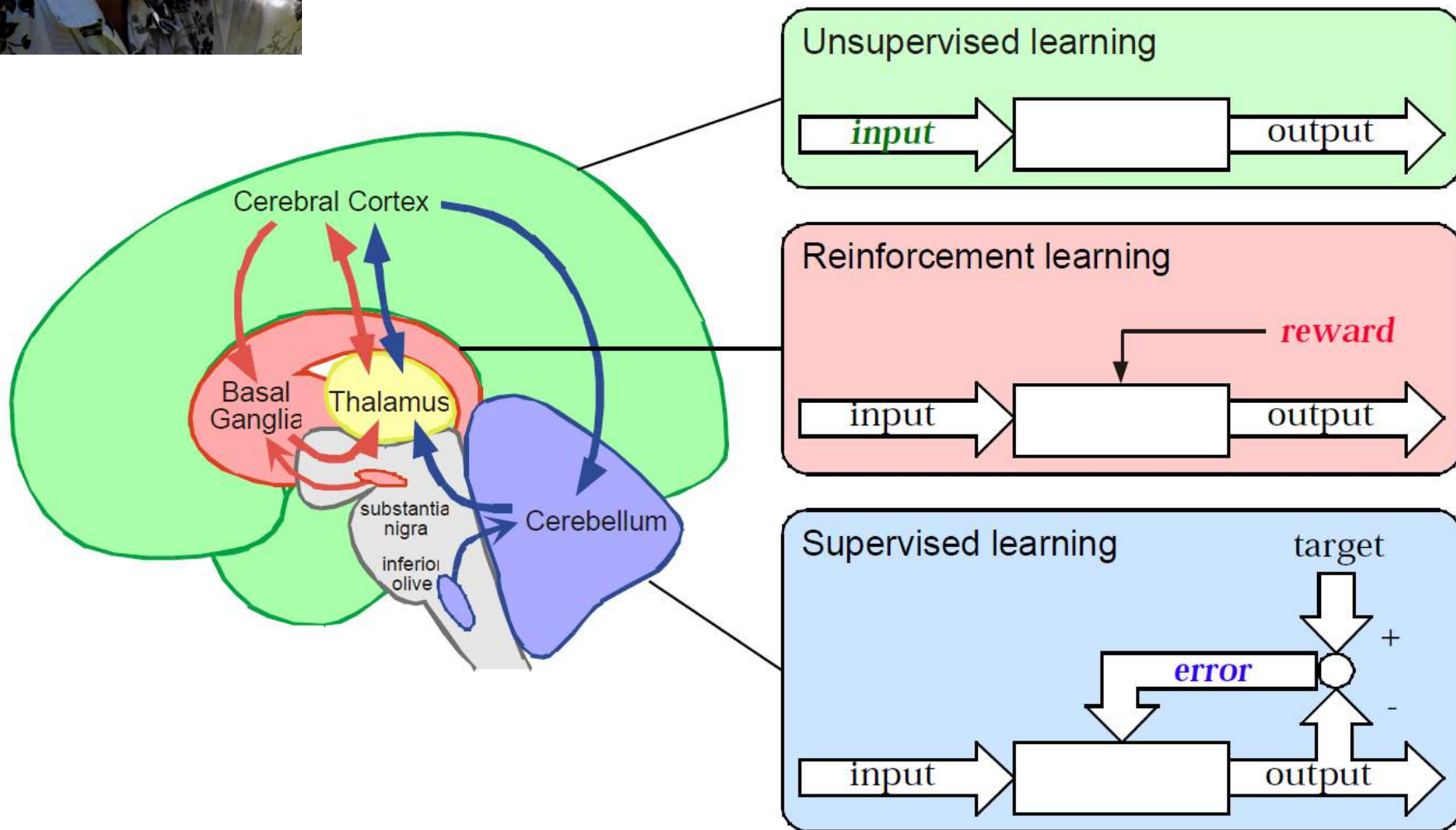
教師なし学習 unsupervised learning

与えられた感覚入力の特性や関係性に応じて
入力を変換する



Kenji Doya's Hypothesis (2000)

OIST



これまでに定式化されている学習の枠組

教師あり学習 supervised learning

感覚入力に対する望ましい出力が提示され、
望ましい出力ができるようにする

強化学習 reinforcement learning

与えられた感覚入力に応じて出力し、
一連の出力に対する評価を最大にする

教師なし学習 unsupervised learning

与えられた感覚入力の特性や関係性に応じて
入力を変換する

どんな学習が当てはまる？

これまでに定式化されている学習の枠組

教師あり学習 supervised learning

感覚入力に対する望ましい出力が提示され、
望ましい出力ができるようにする



正解（もしくは誤差）がその都度得られる。
出力が次の入力に与える影響は特に考慮しない。
目標：誤差を小さくすること

これまでに定式化されている学習の枠組

教師あり学習 supervised learning

感覚入力に対する望ましい出力が提示され、
望ましい出力ができるようにする

応用例

生体認証

顔判別

音声認識

ロボット制御

Deep learning

自分の出力と正解との誤差がその都度得られる。
出力が次の入力に与える影響は特に考慮しない。
目標：誤差を小さくすること

これまでに定式化されている学習の枠組

教師あり学習 supervised learning

感覚入力に対する望ましい出力が提示され、
望ましい出力ができるようにする

強化学習 reinforcement learning

与えられた感覚入力に応じて出力し、
一連の出力に対する評価を最大にする

教師なし学習 unsupervised learning

与えられた感覚入力の特性や関係性に応じて
入力を変換する

どんな学習が当てはまる？

これまでに定式化されている学習の枠組

人生そのもの

強化学習 reinforcement learning

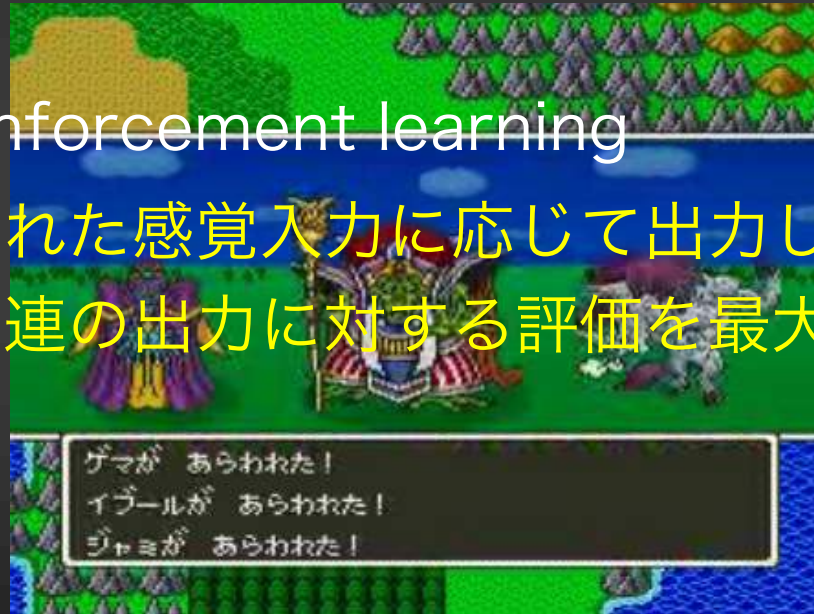
与えられた感覚入力に応じて出力し、
一連の出力に対する評価を最大にする

どんな学習が当てはまる？

これまでに定式化されている学習の枠組

強化学習 reinforcement learning

与えられた感覚入力に応じて出力し、
一連の出力に対する評価を最大にする



正解はその都度得られず、一連の出力に対して評価が得られる。
出力が次の入力に与える影響を考慮する。
目標：評価を最大にすること。

これまでに定式化されている学習の枠組

強化学習 reinforcement learning

与えられた感覚入力に応じて出力し、
一連の出力に対する評価を最大にする

応用例

チェス、将棋、囲碁の対戦ソフト

正解はその都度得られず、一連の出力に対して評価が得られる。
出力が次の入力に与える影響を考慮する。
目標：評価を最大にすること。

これまでに定式化されている学習の枠組

教師あり学習 supervised learning

感覚入力に対する望ましい出力が提示され、
望ましい出力ができるようにする

強化学習 reinforcement learning

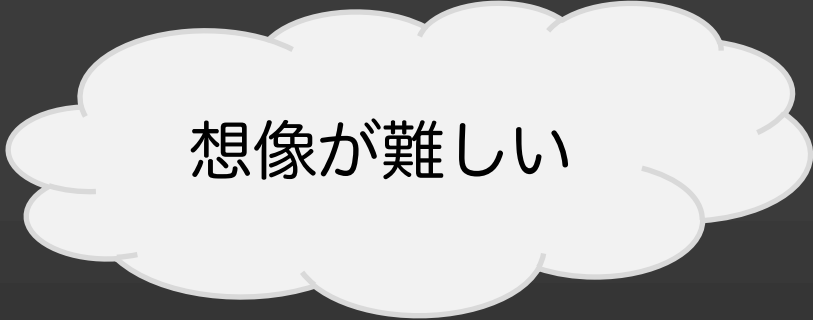
与えられた感覚入力に応じて出力し、
一連の出力に対する評価を最大にする

教師なし学習 unsupervised learning

与えられた感覚入力の特性や関係性に応じて
入力を変換する

どんな学習が当てはまる？

これまでに定式化されている学習の枠組



想像が難しい

教師なし学習 unsupervised learning

与えられた感覚入力の特徴や関係性に応じて
入力を変換する

どんな学習が当てはまる？

これまでに定式化されている学習の枠組

教師なし学習 unsupervised learning

与えられた感覚入力の特徴や関係性に応じて
入力を変換する

確立した手法

主成分分析 (PCA) 独立成分分析 (ICA)

情報量最大化 ホワイティング

クラスタリング 因子分析 トポロジカルマッピング

オートエンコーダ 次元圧縮



これまでに定式化されている学習の枠組

教師なし学習 unsupervised learning

与えられた感覚入力の特徴や関係性に応じて
入力を変換する

確立した手法

主成分分析 (PCA) 独立成分分析 (ICA)

情報量最大化

ホワイトニング

クラスタリング

因子分析

トポロジカルマッピング

オートエンコーダ

次元圧縮

これって学習？
統計分析では？

結局は最適化
教師あり・強化学習と
何が違う？

これまでに定式化されている学習の枠組

教師なし学習 unsupervised learning

与えられた感覚入力の特徴や関係性に応じて
入力を変換する

- ・ 「入力を変換」 → 「出力」とみなしてもいい
- ・ 「出力」に対する目的関数の最小化 → 「評価の最大化」
… 強化学習と同じ

教師あり学習・強化学習と何が違う？

これまでに定式化されている学習の枠組

教師なし学習 unsupervised learning

与えられた感覚入力の特徴や関係性に応じて
入力を変換する

- ・ 「入力を変換」 → 「出力」とみなしてもいい
- ・ 「出力」に対する目的関数の最小化 → 「評価の最大化」
… 強化学習と同じ

教師あり学習・強化学習と何が違う？

- 評価は内的に生成 … 外から評価を得るわけではないから、
出力しなくていい
- … 評価は各入力ではなく入力集合全体で定義
(統計分析と同等になる)

これまでに定式化されている学習の枠組

教師なし学習 unsupervised learning

与えられた感覚入力の特徴や関係性に応じて
入力を変換する

こんな学習を脳はしているのか？

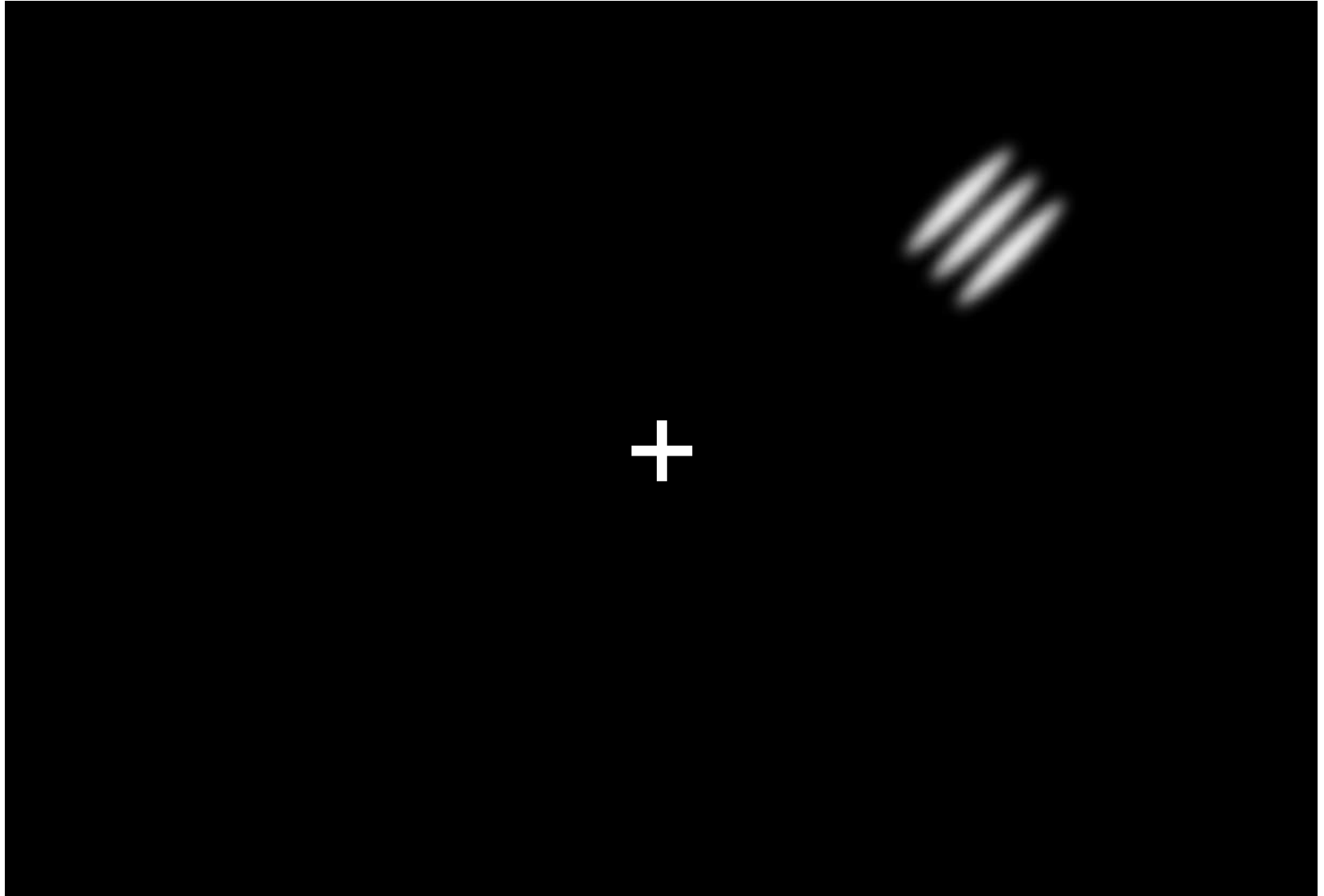
潜在的な知覚学習 perceptual learning

見えていない刺激でも

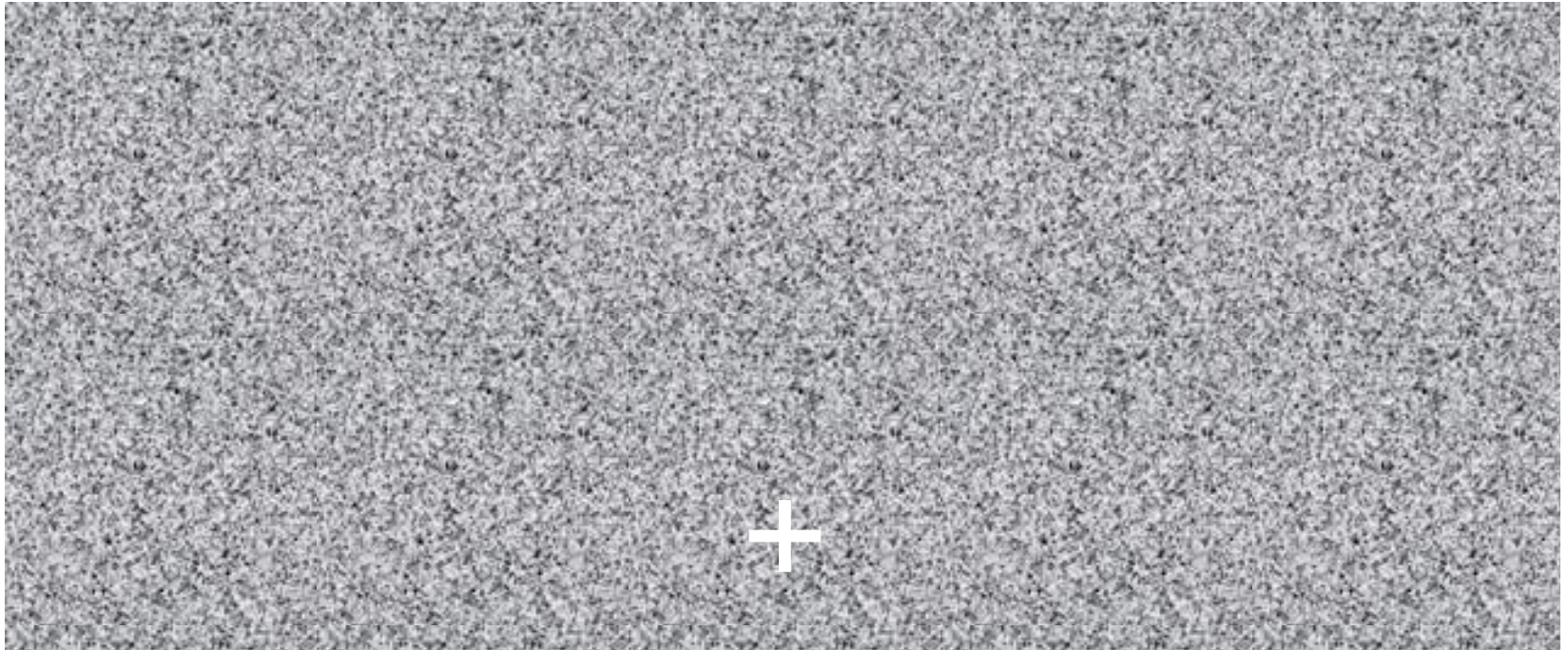
繰り返し提示することにより

感度が上がる

潜在的な知覚学習



潜在的な知覚学習



直後にマスクを出すと、

直前に提示していたものが見えなくなる



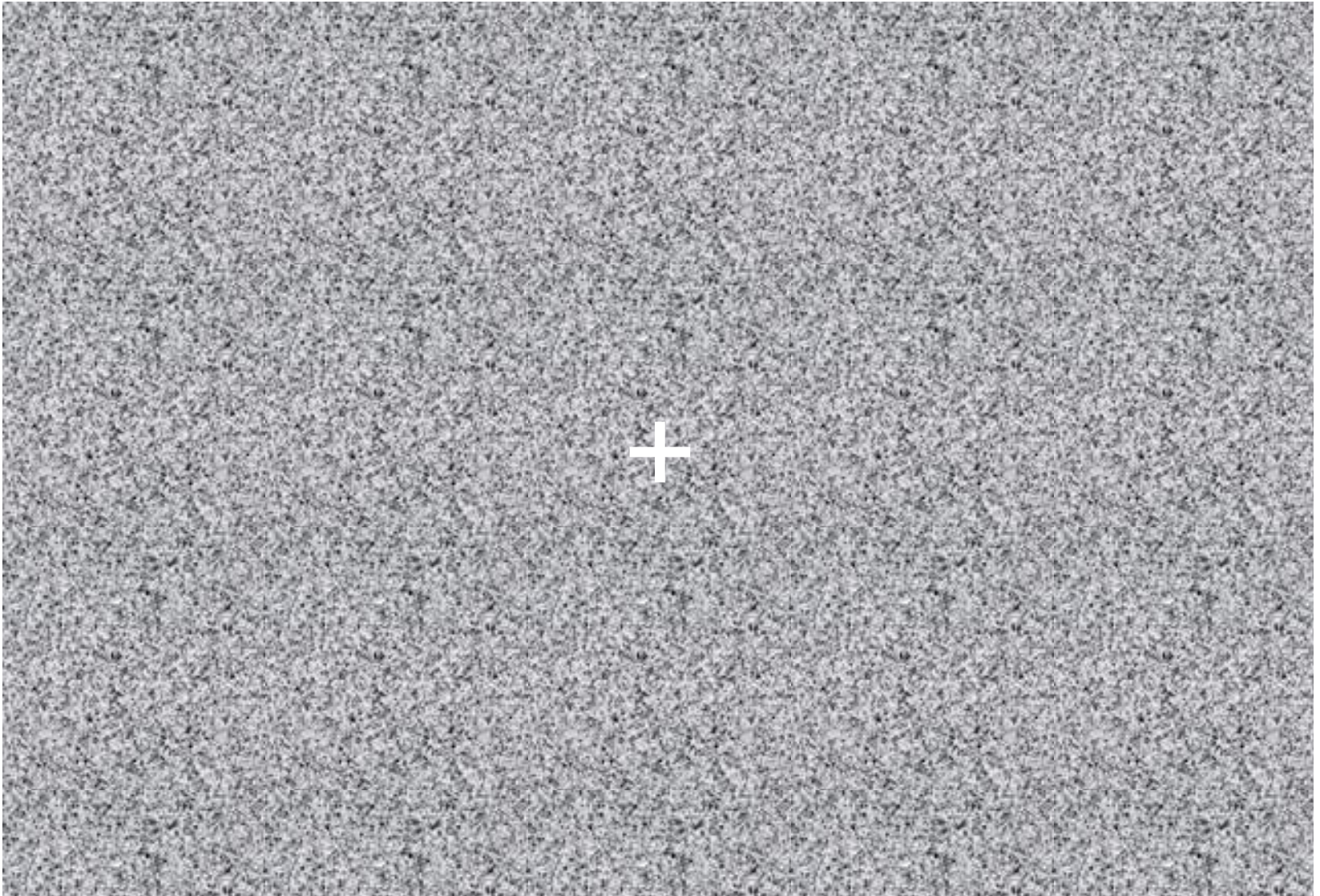
Backward Masking (Massaro 1973 J. Exp. Psy)

潜在的な知覚学習

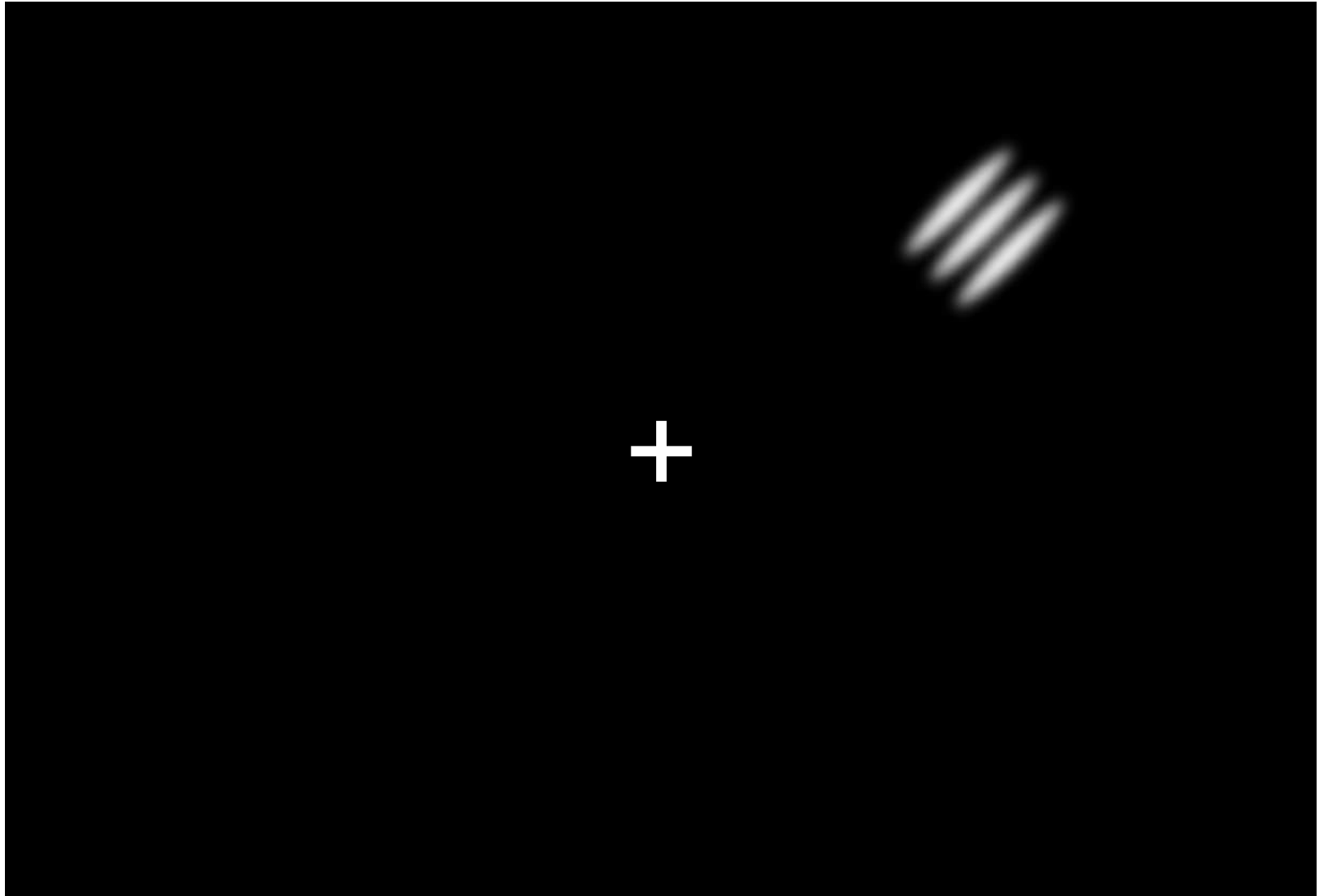
+



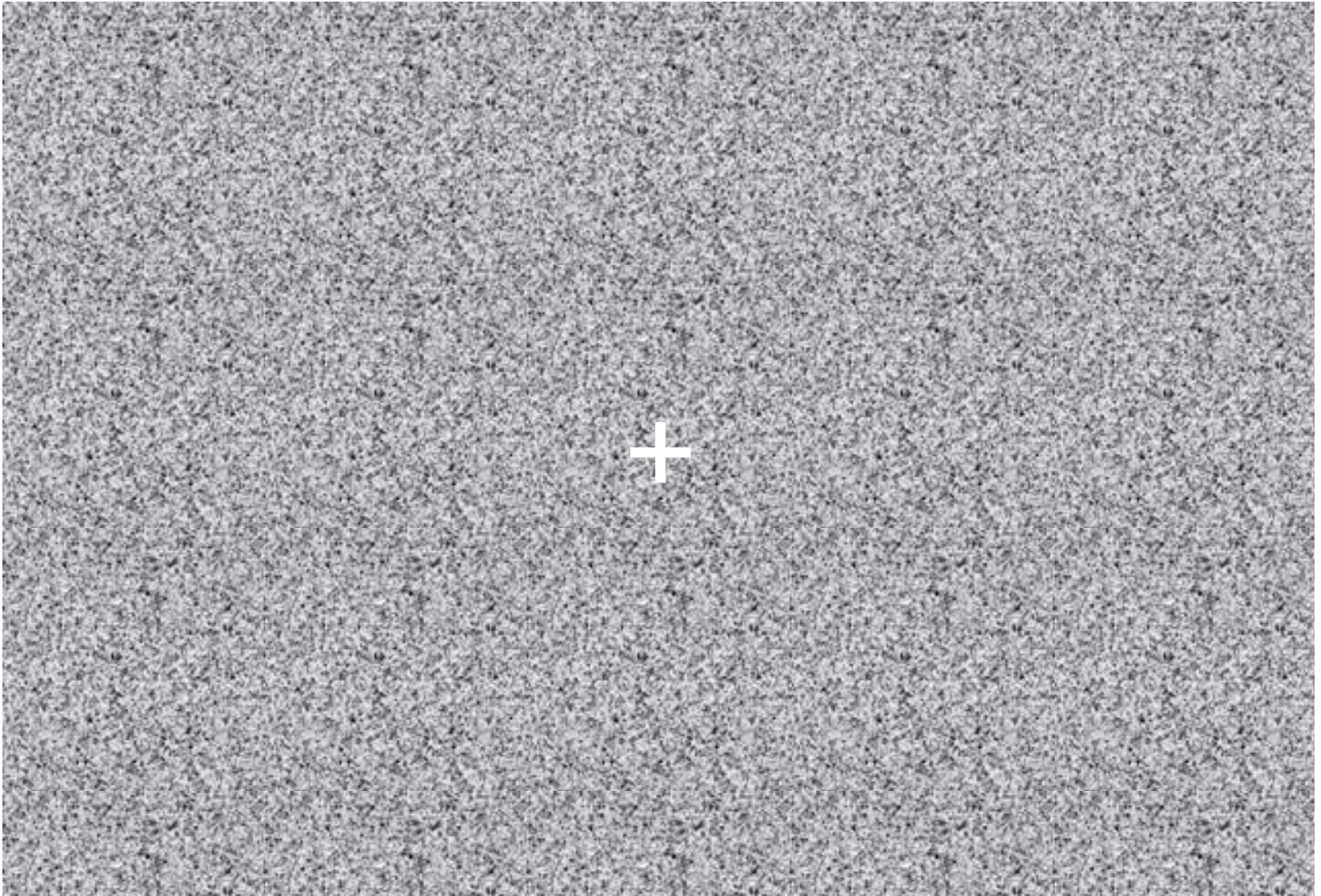
潜在的な知覚学習



潜在的な知覚学習



潜在的な知覚学習



どちらに傾いていたかを当てる

潜在的な知覚学習

サブリミナル効果

見えていないのに

どちらに傾いていたか、

当てられるようになる

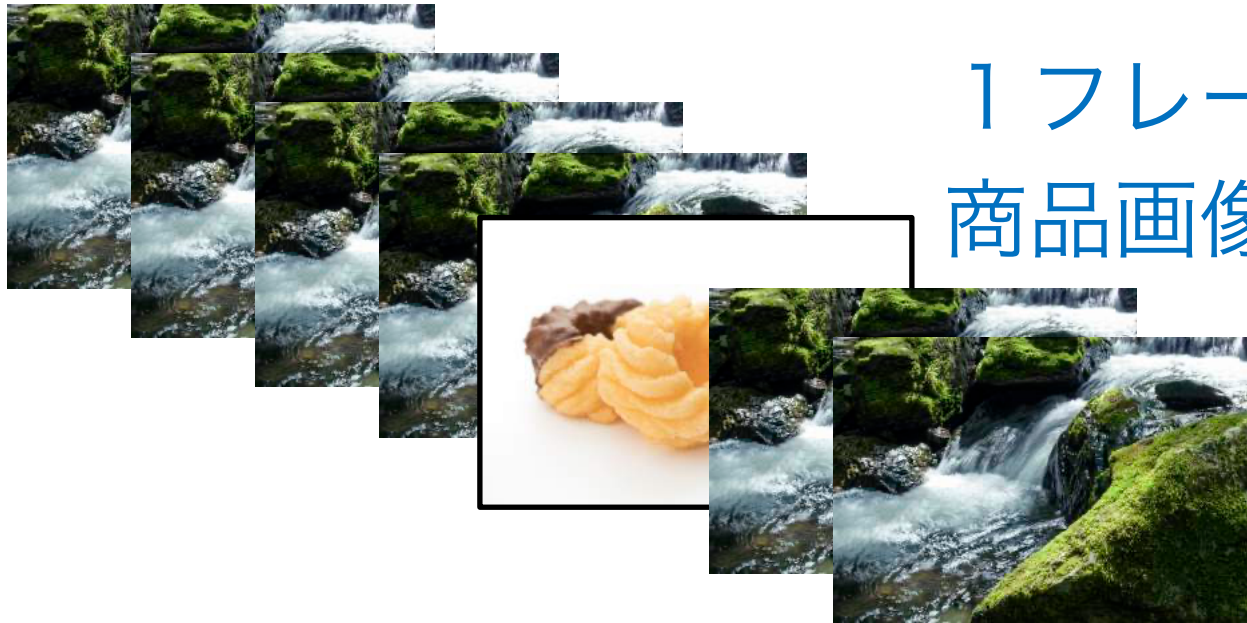
見えるようになったわけではない！

答えはわかっていないまま繰り返す

⇒ 教師なし

サブリミナル効果

CM映像



1フレームだけ
商品画像を挟む

商品画像は意識にのぼらないのに好きになる？

Perceptual Learning

視野や視覚特徴に特異的である
(Karni & Sagi 1991)

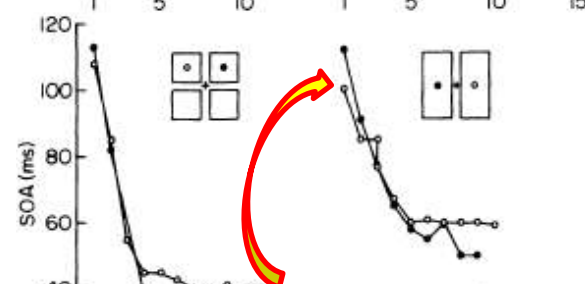
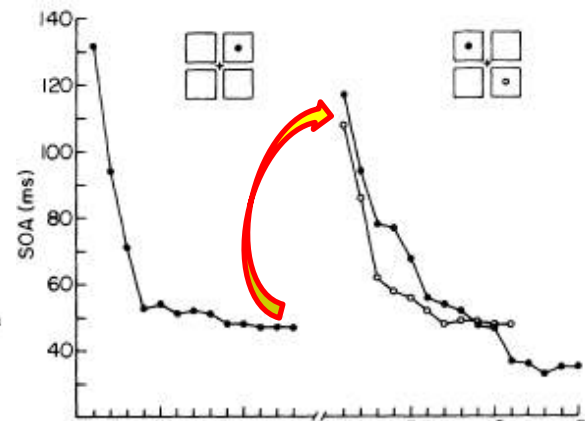
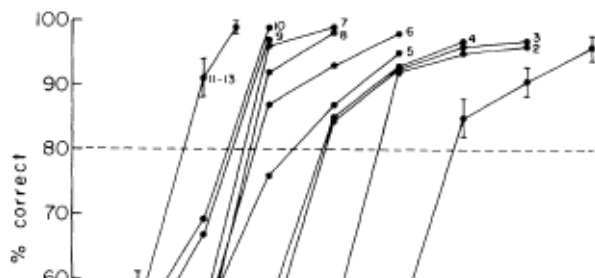
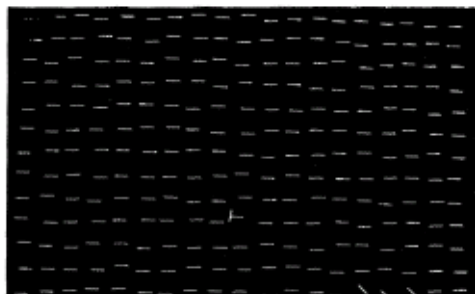
Where practice makes perfect in texture discrimination: Evidence for primary visual cortex plasticity

(perceptual learning/preattentive vision/orientation gradient/monocularity)

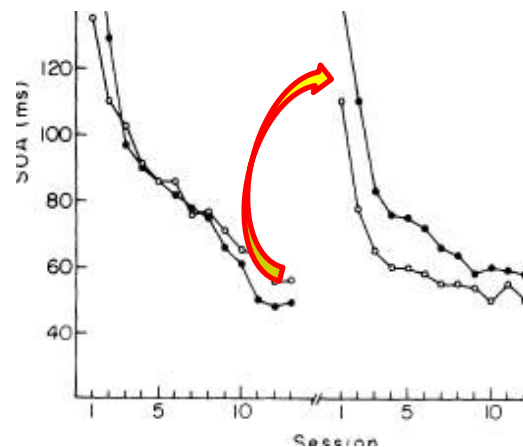
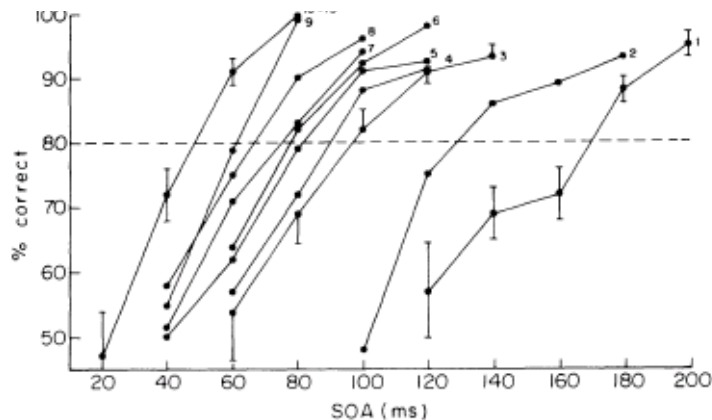
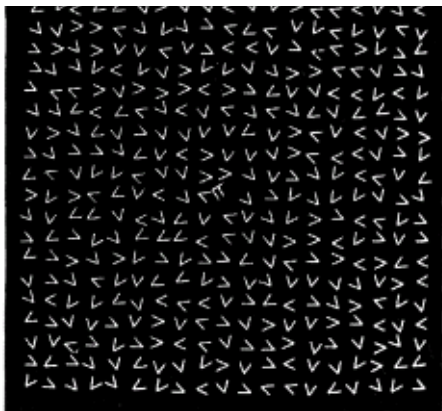
AVI KARNI*† AND DOV SAGI*

*Department of Applied Mathematics and Computer Science, Weizmann Institute of Science, Rehovot 76100, Israel; and †Department of Neurology, Chaim Sheba Medical Center, Tel-Hashomer 52621, Israel

Communicated by Bela Julesz, January 28, 1991 (received for review October 16, 1990)

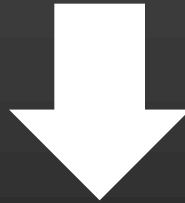


学習後、別の視野位置に変えたと戻ると
効果が転移していない



Perceptual Learning

視野や視覚特徴に特異的である
(Karni & Sagi 1991)

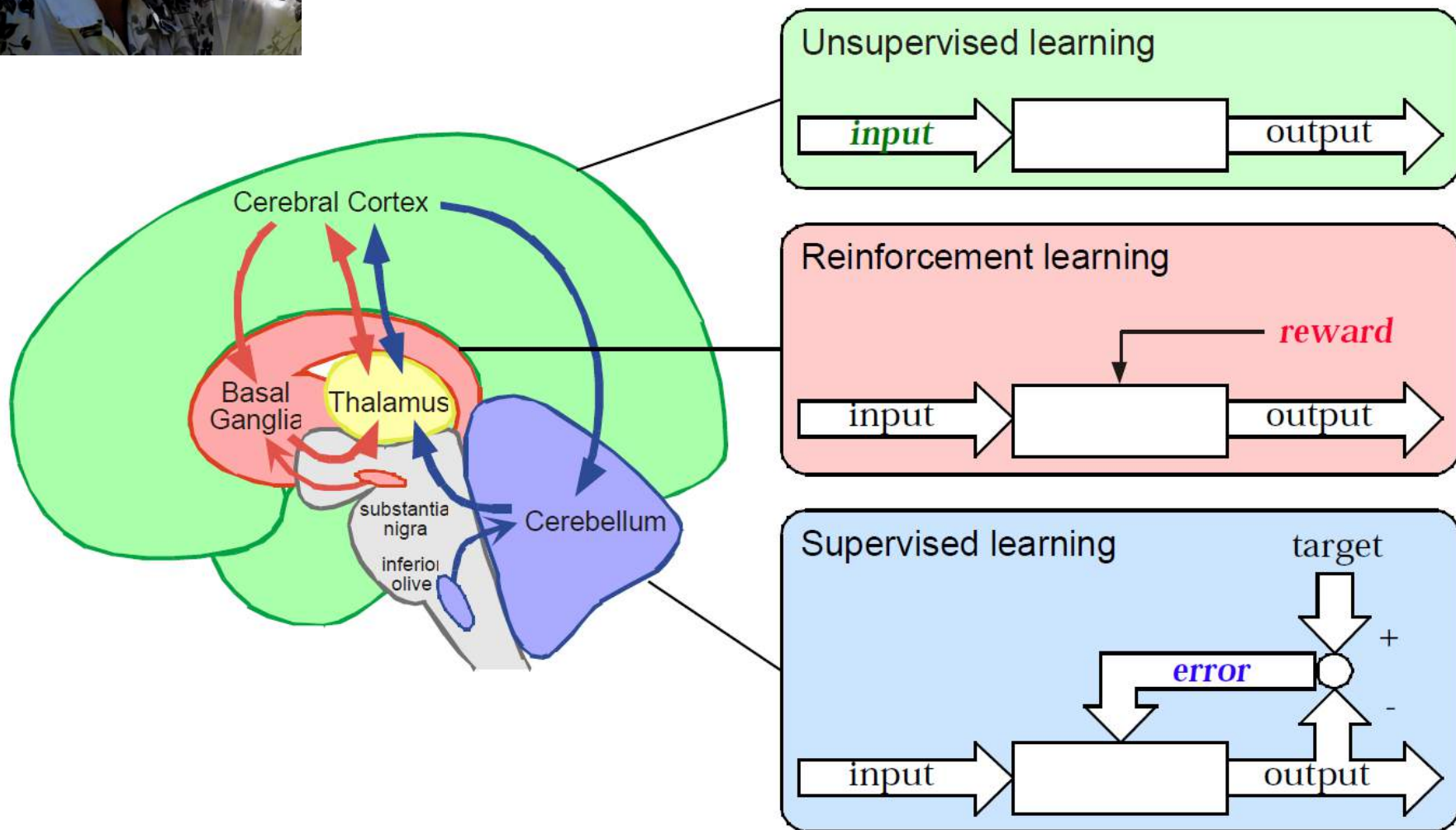


比較的初期の視覚野で起きる学習



Kenji Doya's Hypothesis (2000)

OIST



Perceptual Learning

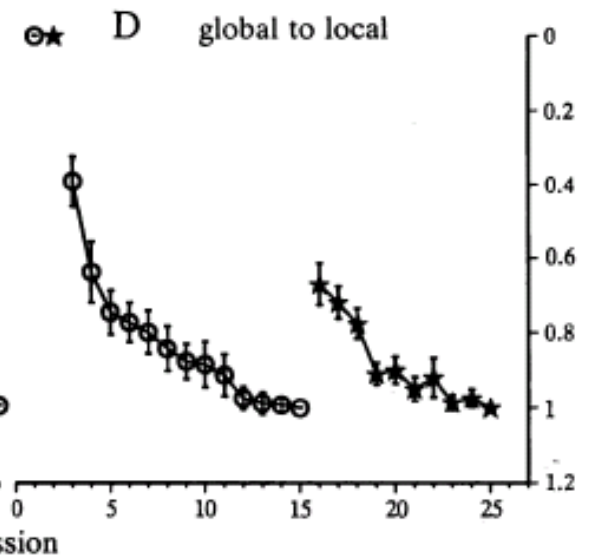
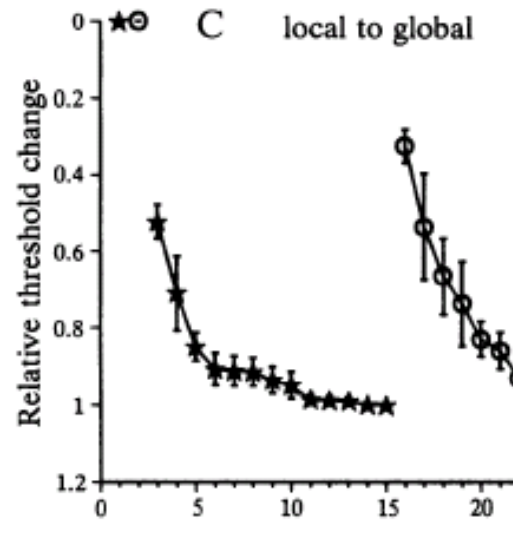
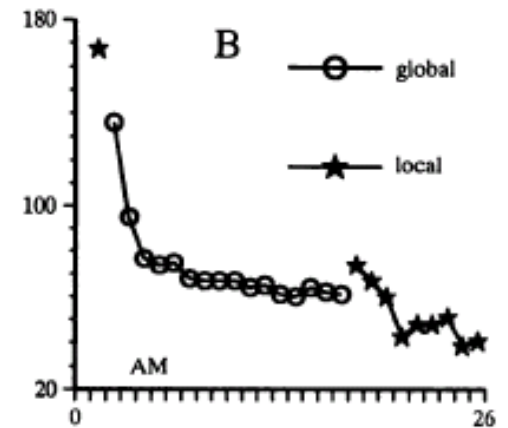
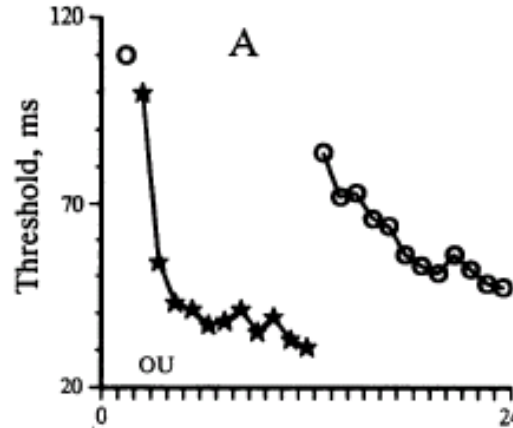
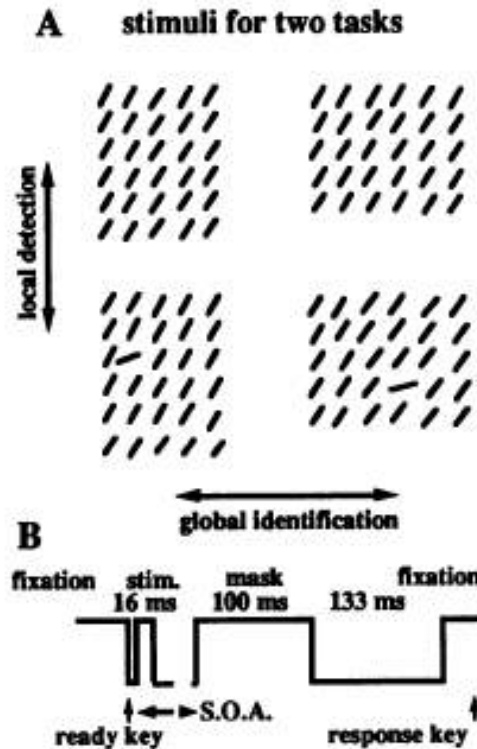
課している課題に依存する
(Ahisar & Hochstein 1993)

Attentional control of early perceptual learning

MERAV AHISSAR AND SHAUL HOCHSTEIN

Center for Neural Computation and Department of Neurobiology, Institute of Life Sciences, The Hebrew University, Jerusalem 91904, Israel

Communicated by Jacob Nachmias, March



Perceptual Learning

課している課題に依存する
(Ahisar & Hochstein 1993)



注意(attention)が必要？

Perceptual Learning

別の課題を課していても効果が出る
(Watanabe et al.)

Psychophysics

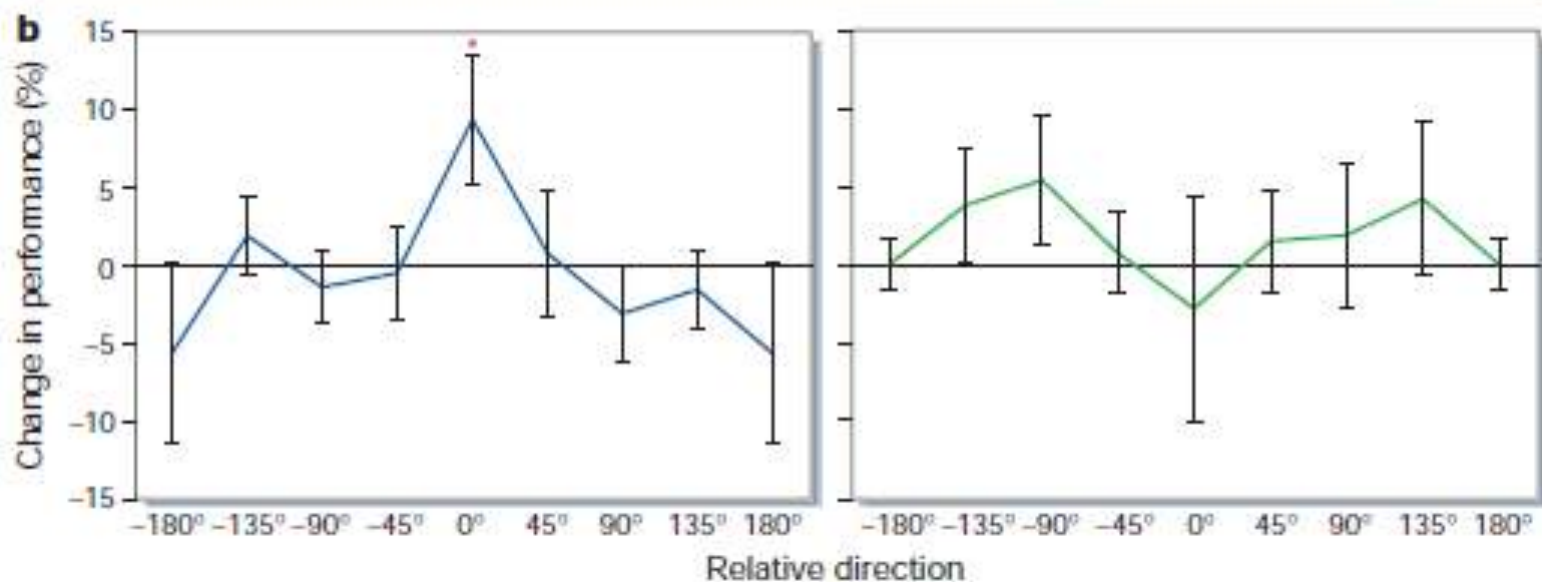
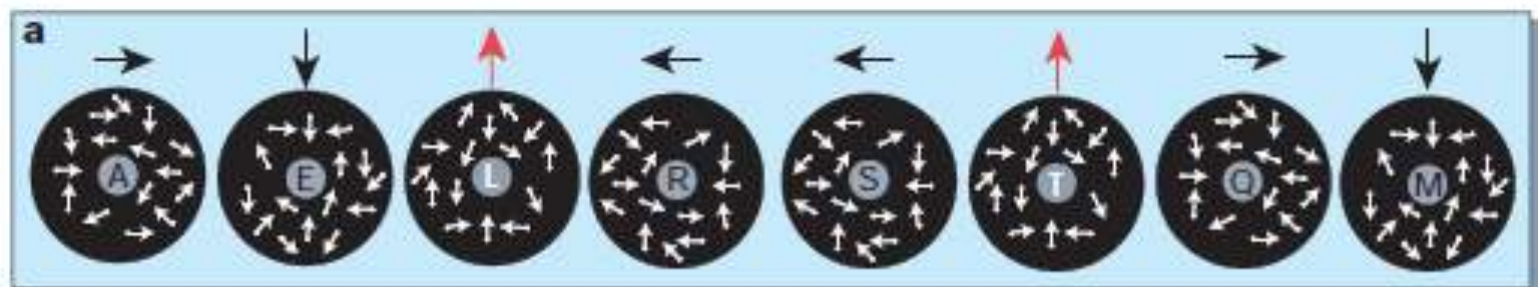
Is subliminal learning really passive?

Aaron R. Seitz*, Takeo Watanabe†

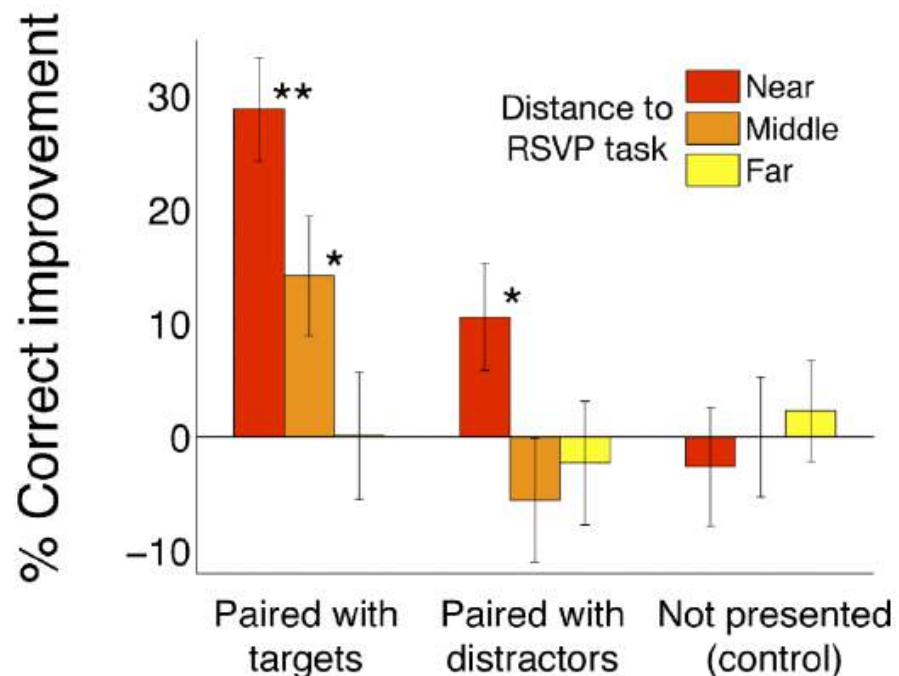
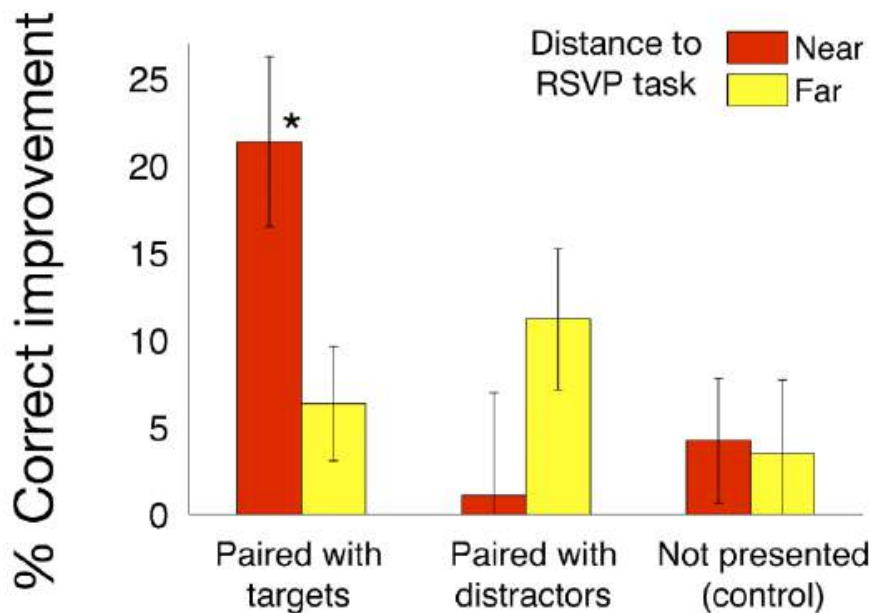
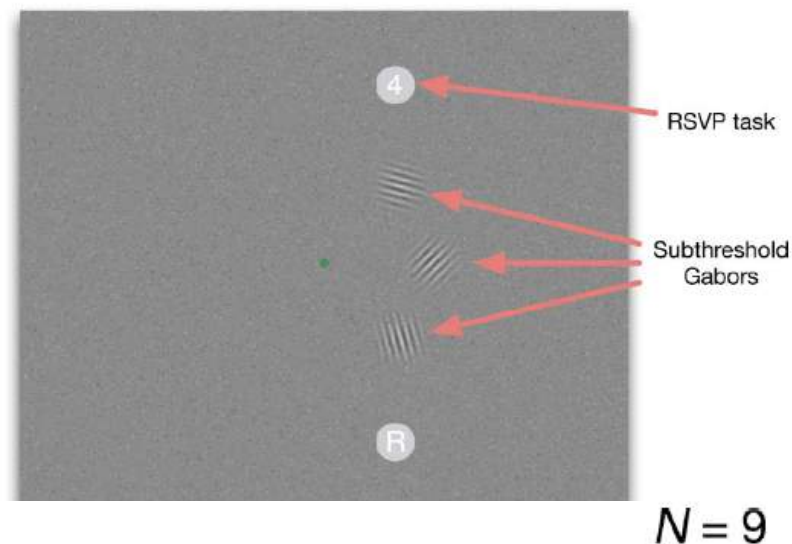
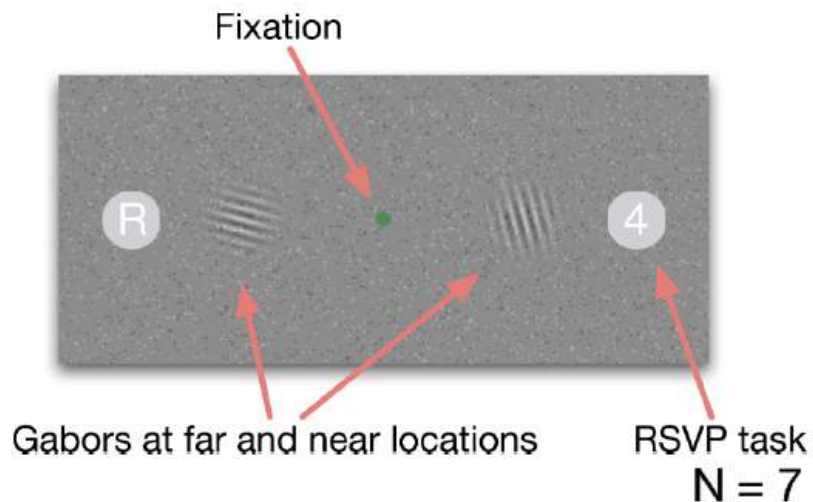
*Department of Neurobiology, Harvard Medical School, Boston, Massachusetts 02115, USA

e-mail: aseitz@hms.harvard.edu

†Department of Psychology, Boston University, Boston, Massachusetts 02215, USA

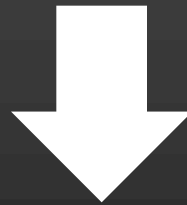


Effect of spatial distance to the task stimulus on task-irrelevant perceptual learning of static Gabors



Perceptual Learning

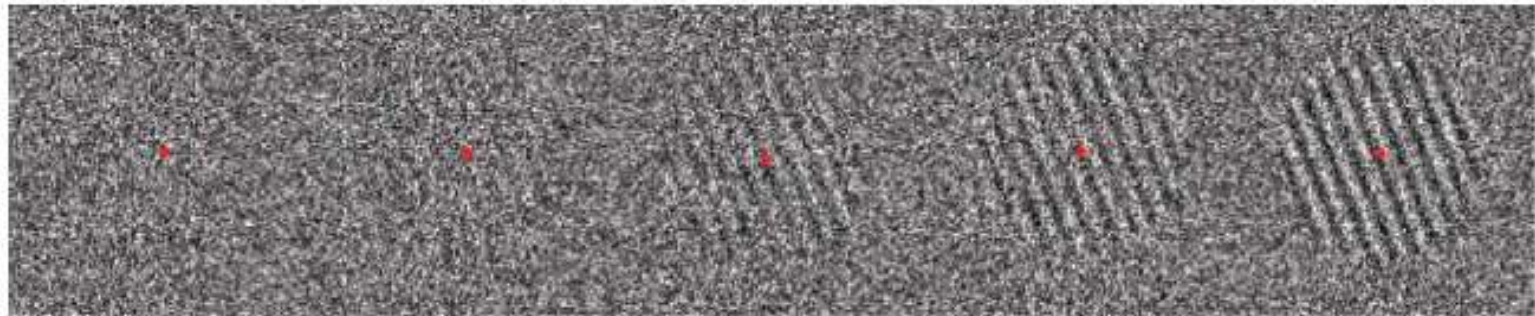
別の課題を課していても効果が出る
(Watanabe et al.)



空間的注意(attention)の特性が重要？

Perceptual Learning

課題を課していなくても報酬があればいい
(Seitz et al. 2009)



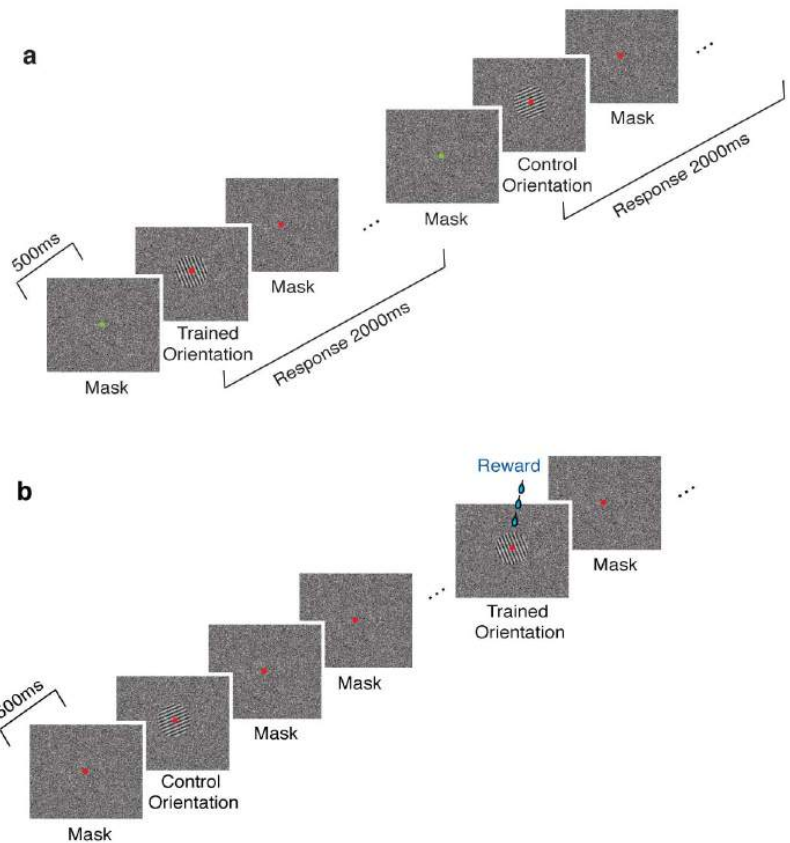
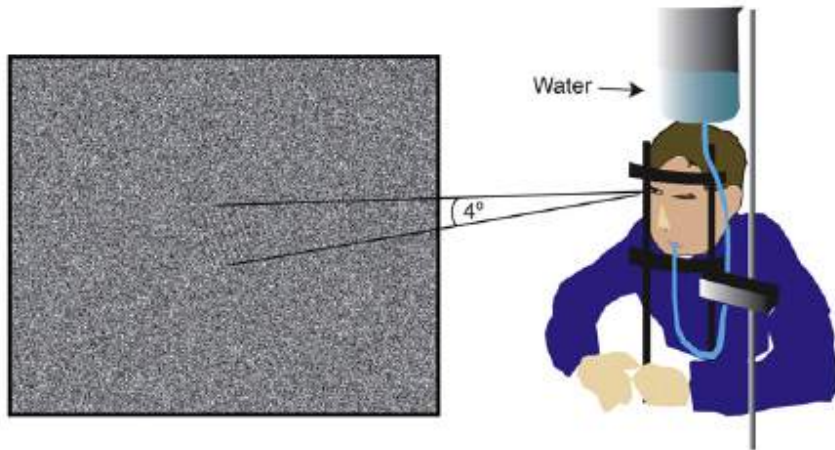
5%

10%

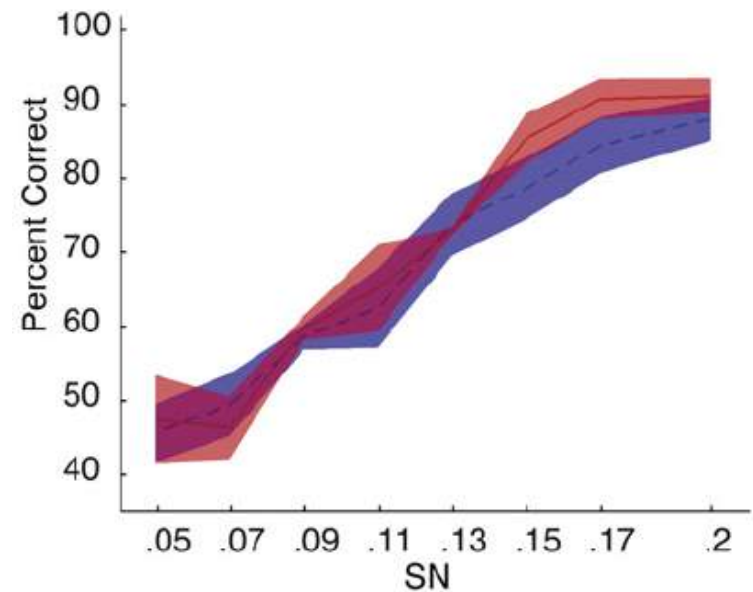
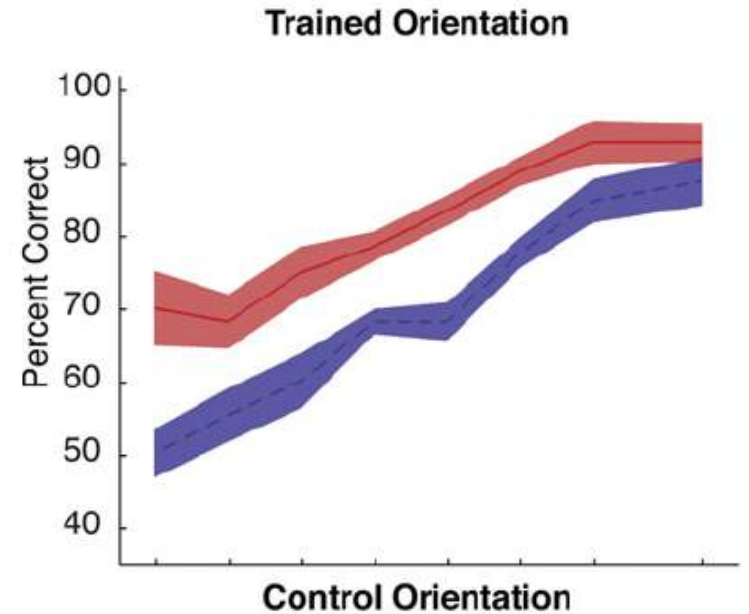
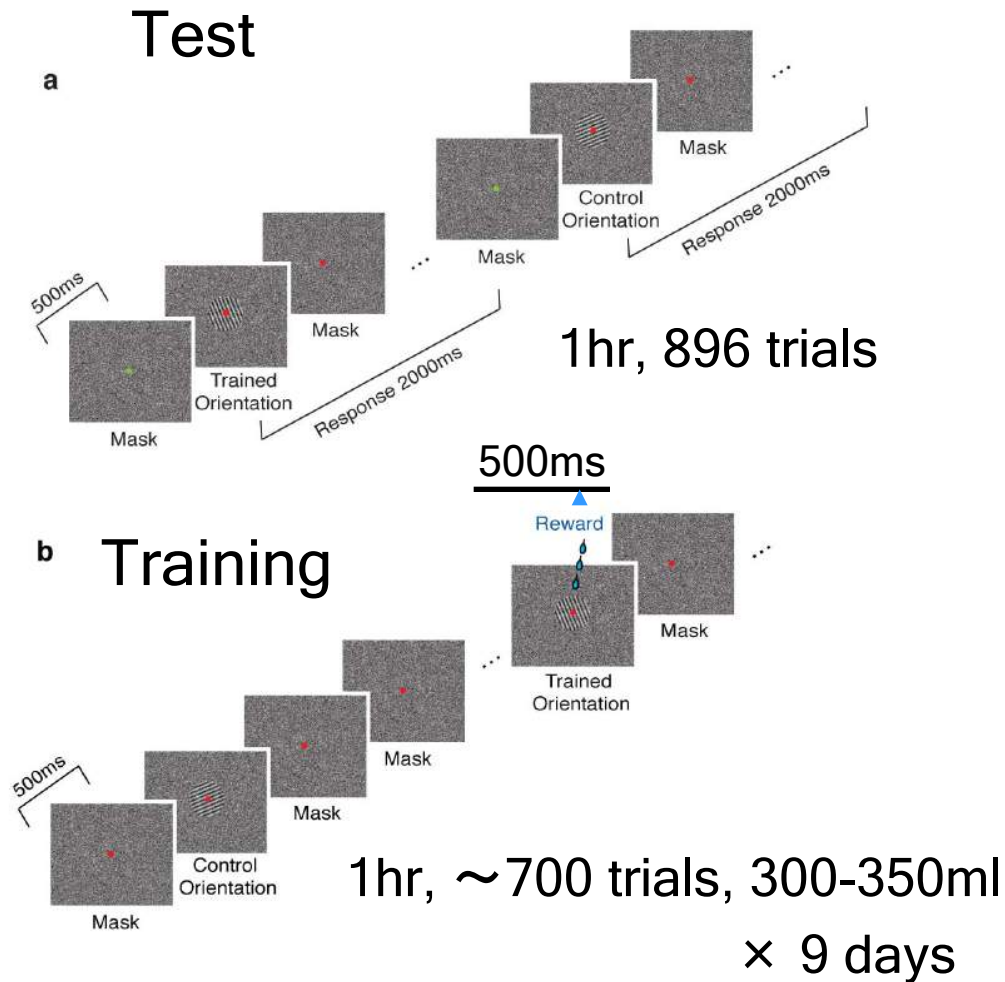
20%

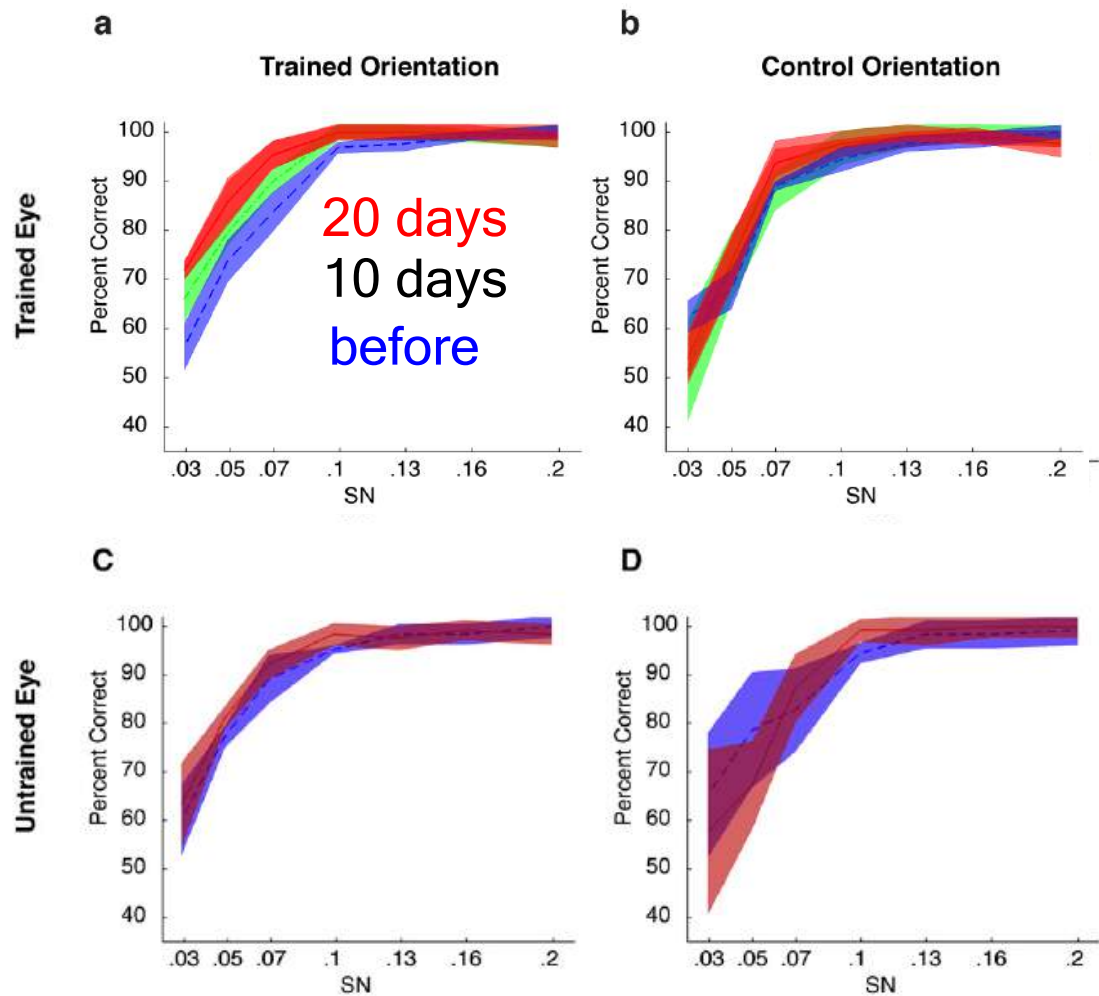
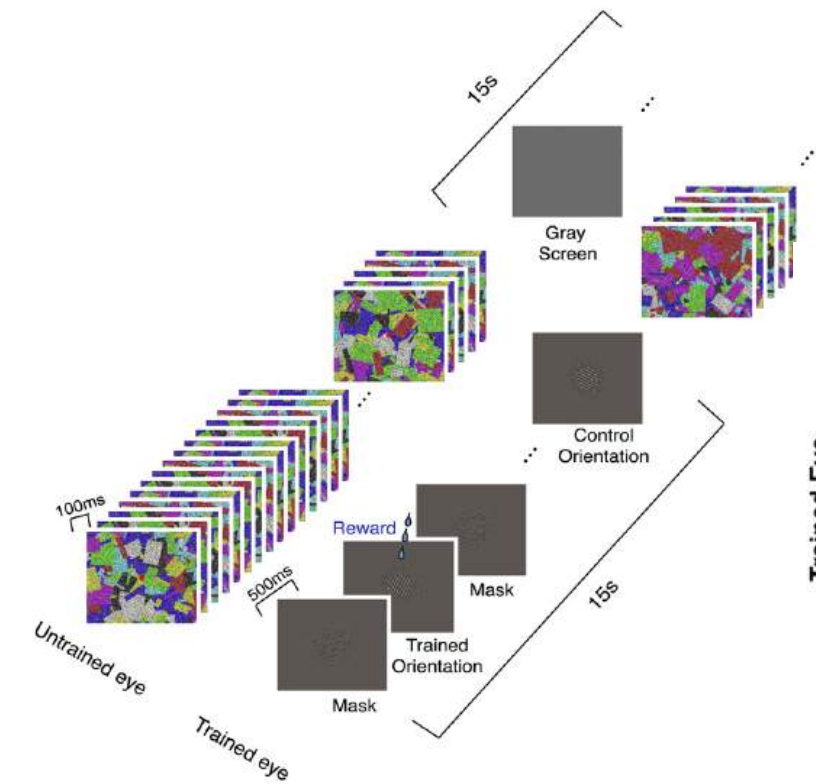
30%

40%



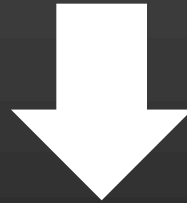
Experiment 1





Perceptual Learning

課題を課していなくても報酬があればいい
(Seitz et al. 2009)



教師なし学習の枠に収まるのか？

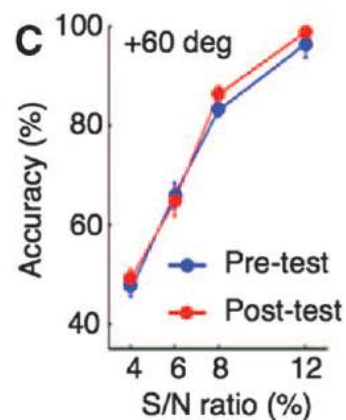
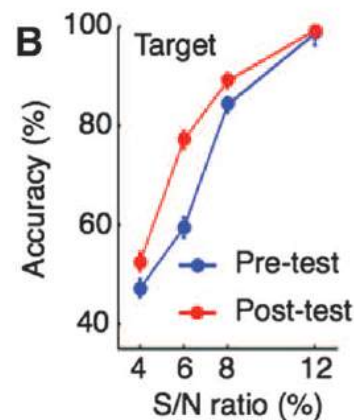
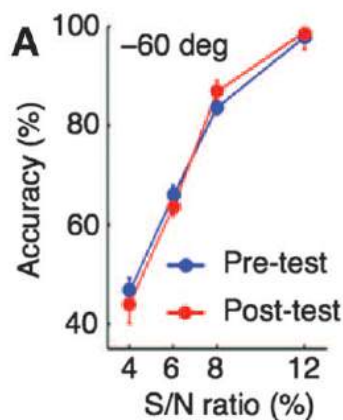
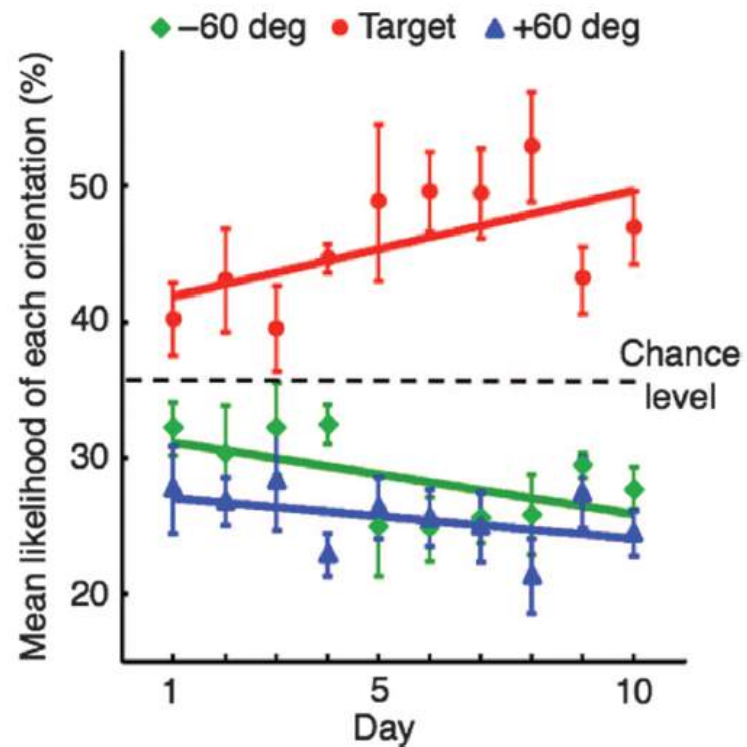
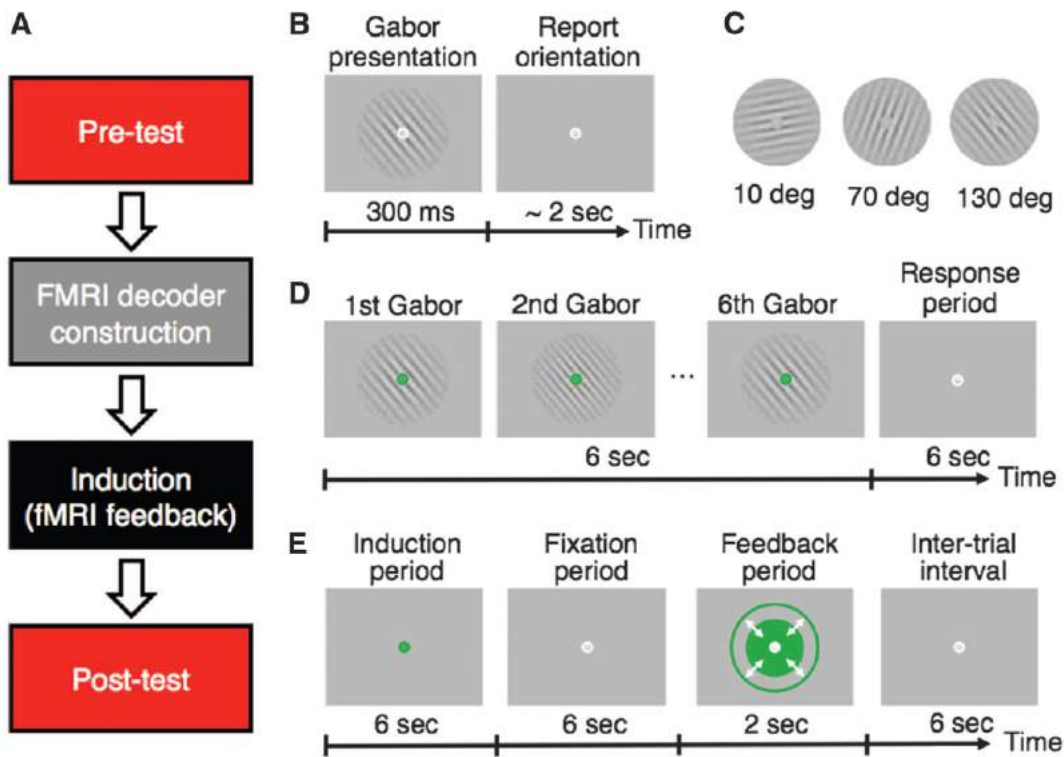
Perceptual Learning

初期視覚野で強化学習が起こる
(Shibata et al. 2011)

Perceptual Learning Incepted by Decoded fMRI Neurofeedback Without Stimulus Presentation

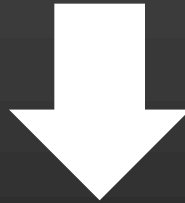
Kazuhisa Shibata,* Takeo Watanabe,*† Yuka Sasaki,‡ Mitsuo Kawato

Science **334**, 1413 (2011);



Perceptual Learning

初期視覚野で強化学習が起こる
(Shibata et al. 2011)



領野の役割分担と対応するのか？

これまでに定式化されている学習の枠組

教師あり学習 supervised learning

感覚入力に対する望ましい出力が提示され、
望ましい出力ができるようにする

強化学習 reinforcement learning

与えられた感覚入力に応じて出力し、
一連の出力に対する評価を最大にする

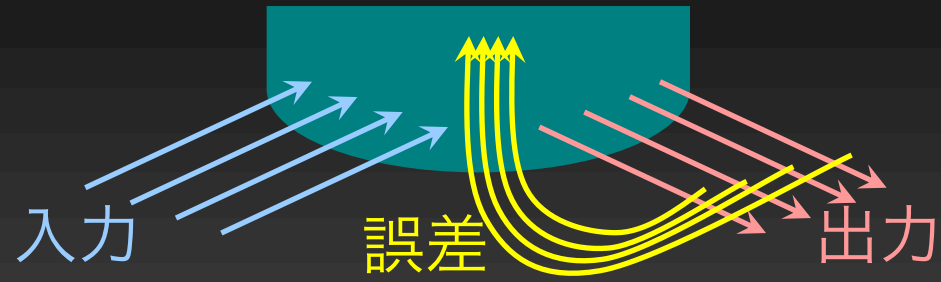
教師なし学習 unsupervised learning

与えられた感覚入力の特性や関係性に応じて
入力を変換する

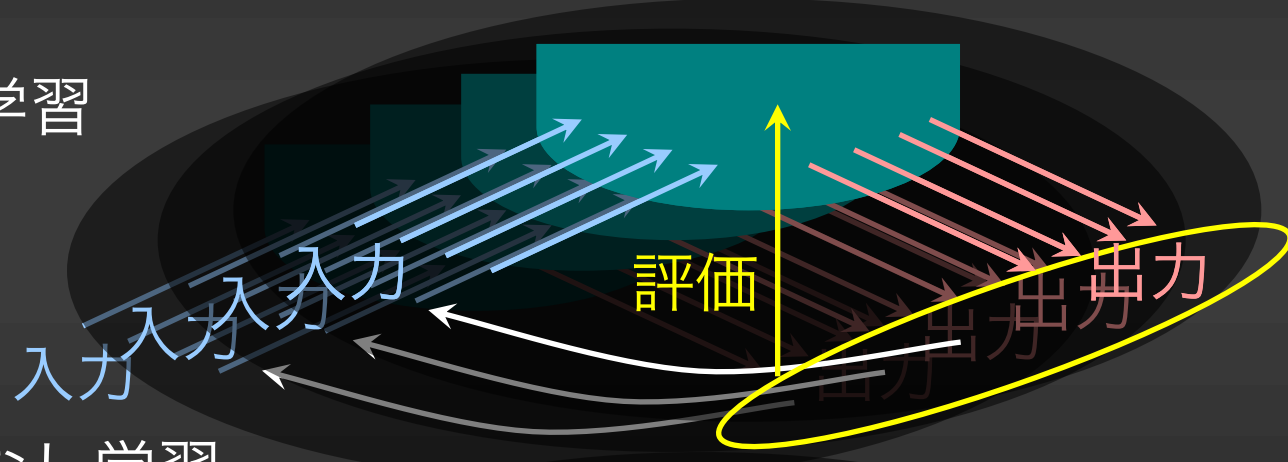
学習に必要な構造は？

これまでに定式化されている学習の構造

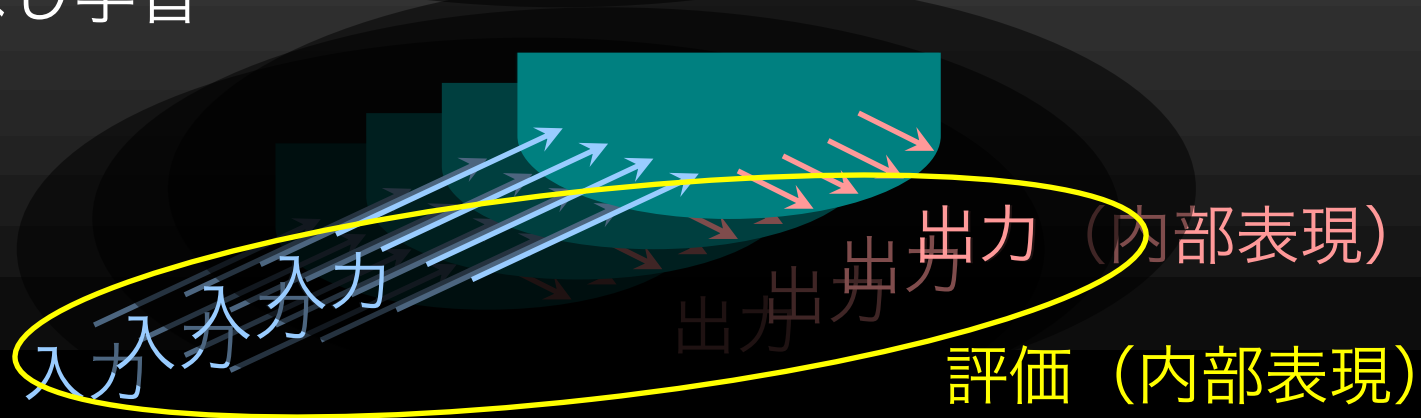
教師あり学習



強化学習



教師なし学習



これまでに定式化されている学習の構造

出力がその後の入力に与える影響

あり

なし

あり

教師あり学習
(最適出力が提示されれば時系列は無関係)

なし

強化学習

教師なし学習

最適出力
(教師)
の提示

これまでに定式化されている学習の構造

出力がその後の入力に与える影響

あり

なし

目的関数の独立性

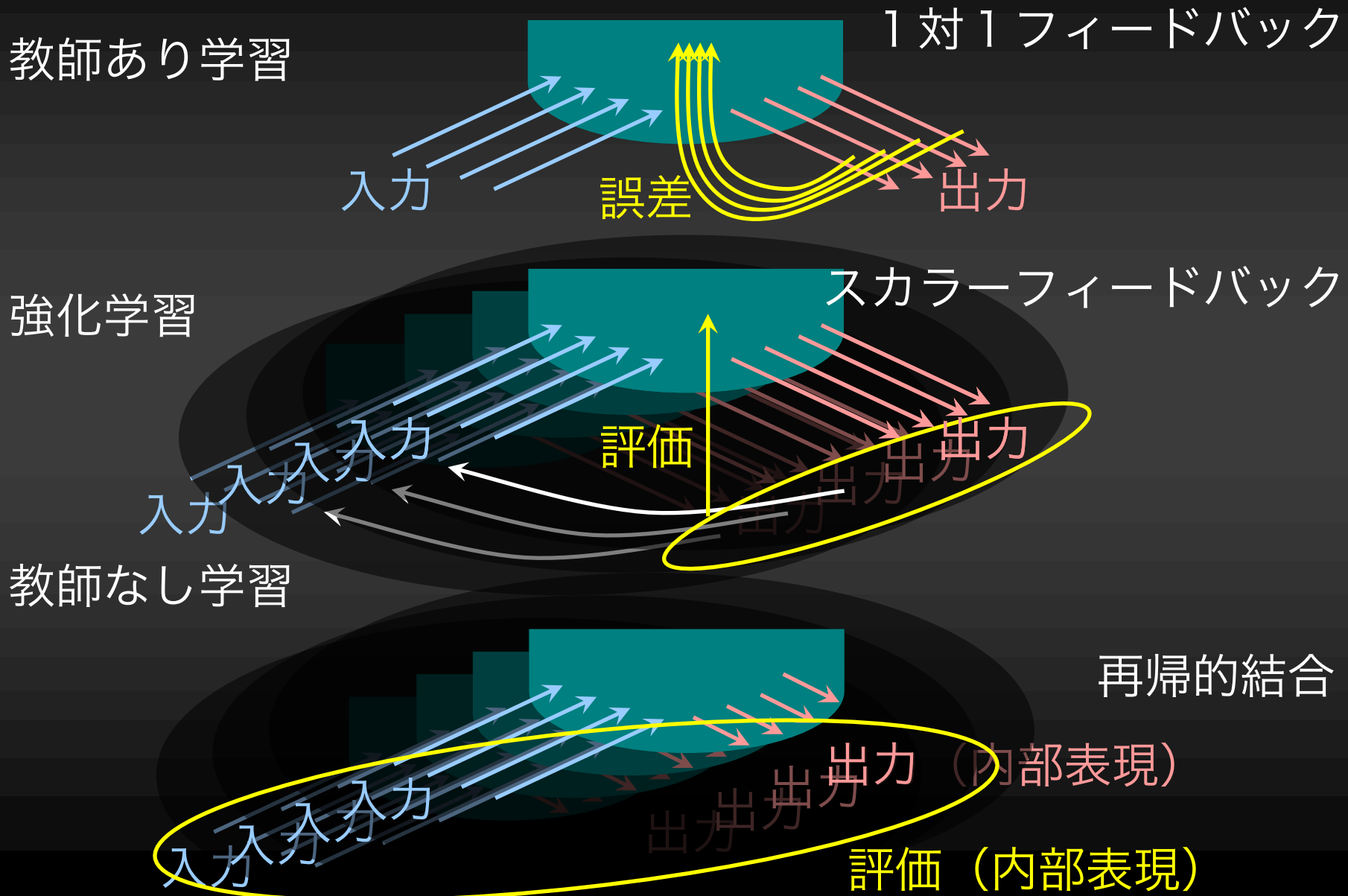
各入力で
独立

複数入力
が関与

各入力で独立	教師あり学習 (最適出力が提示されれば時系列は無関係)	教師なし学習
複数入力 が関与	強化学習	教師なし学習

脳でそのような構造をもつ部位はあるのか？

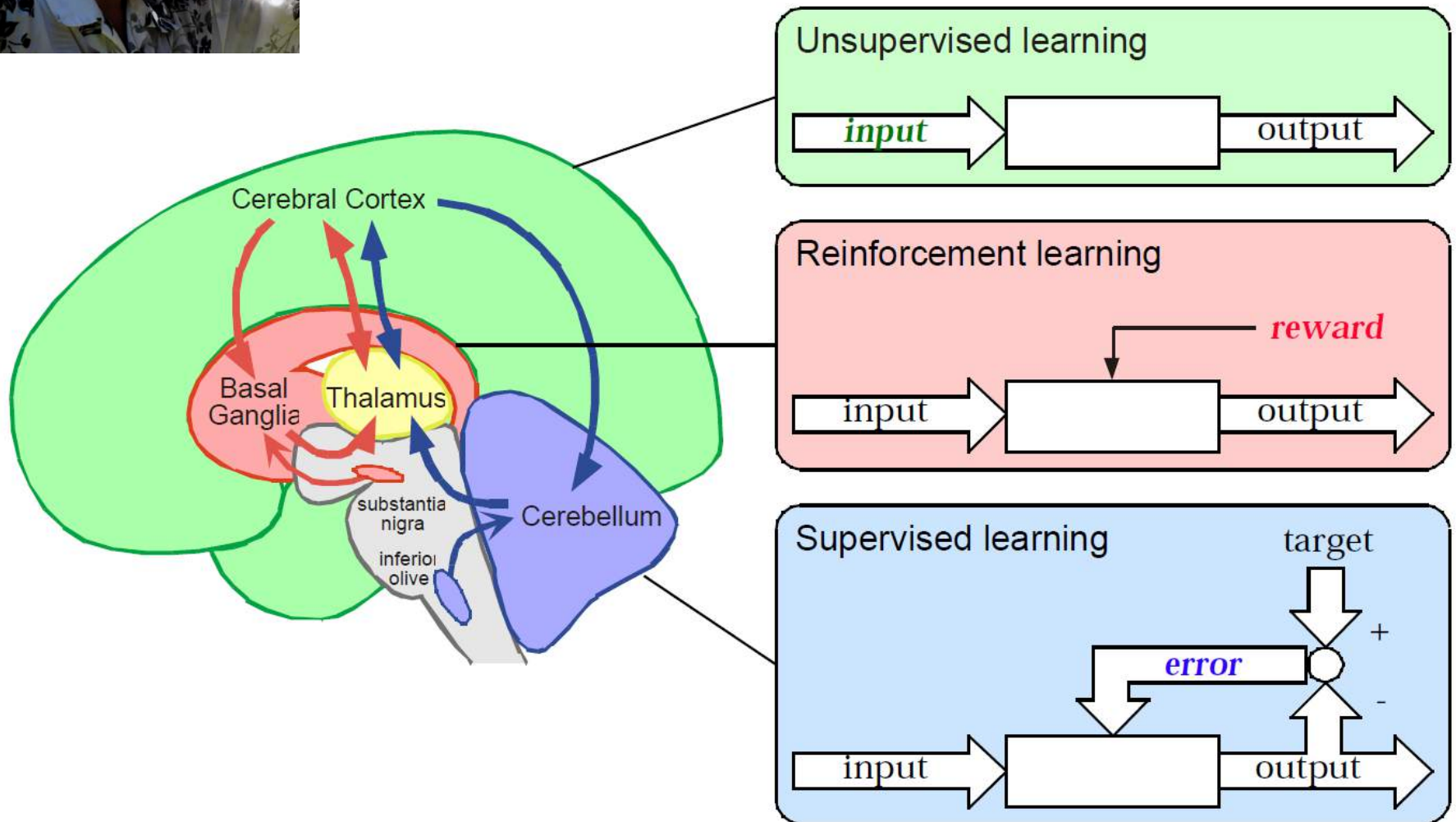
どのような回路が必要か？



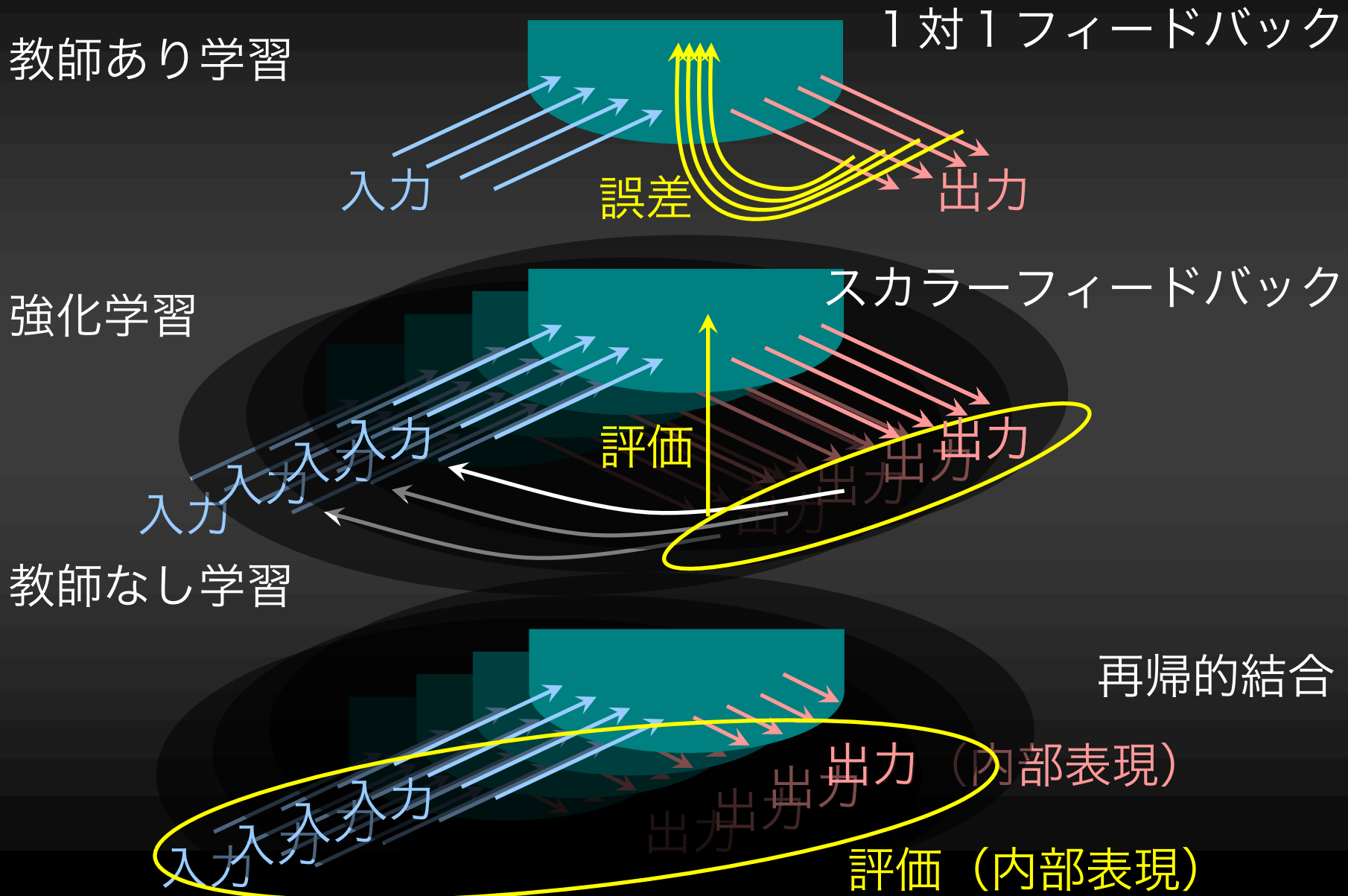


Kenji Doya's Hypothesis (2000)

OIST

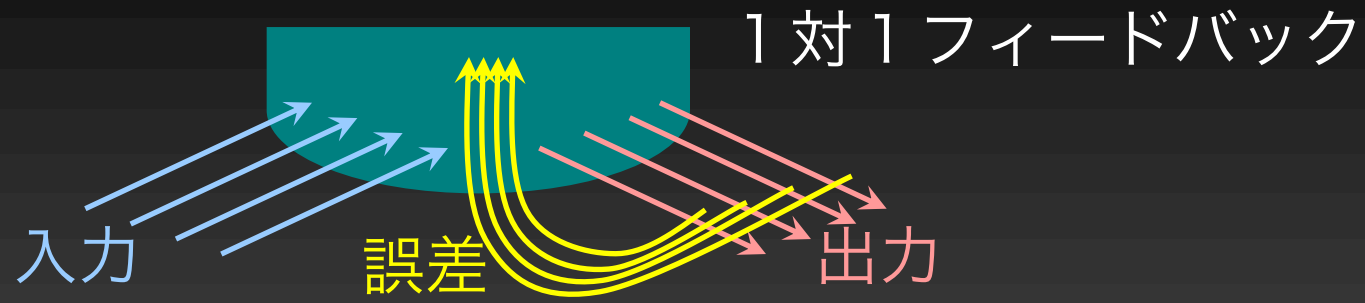


どのような回路が必要か？



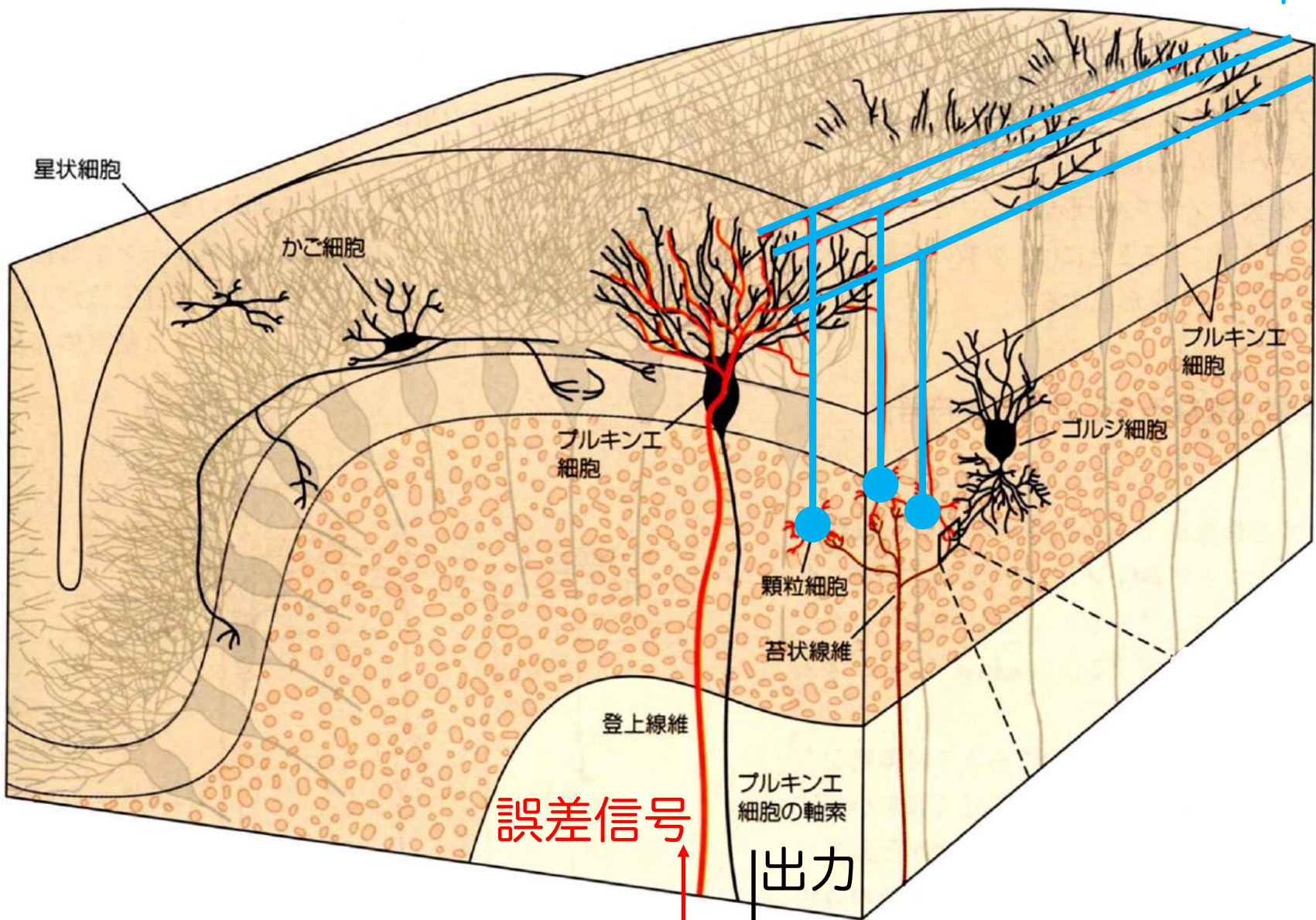
どのような回路が必要か？

教師あり学習
小脳



小脳の回路構造

平行繊維
(入力)

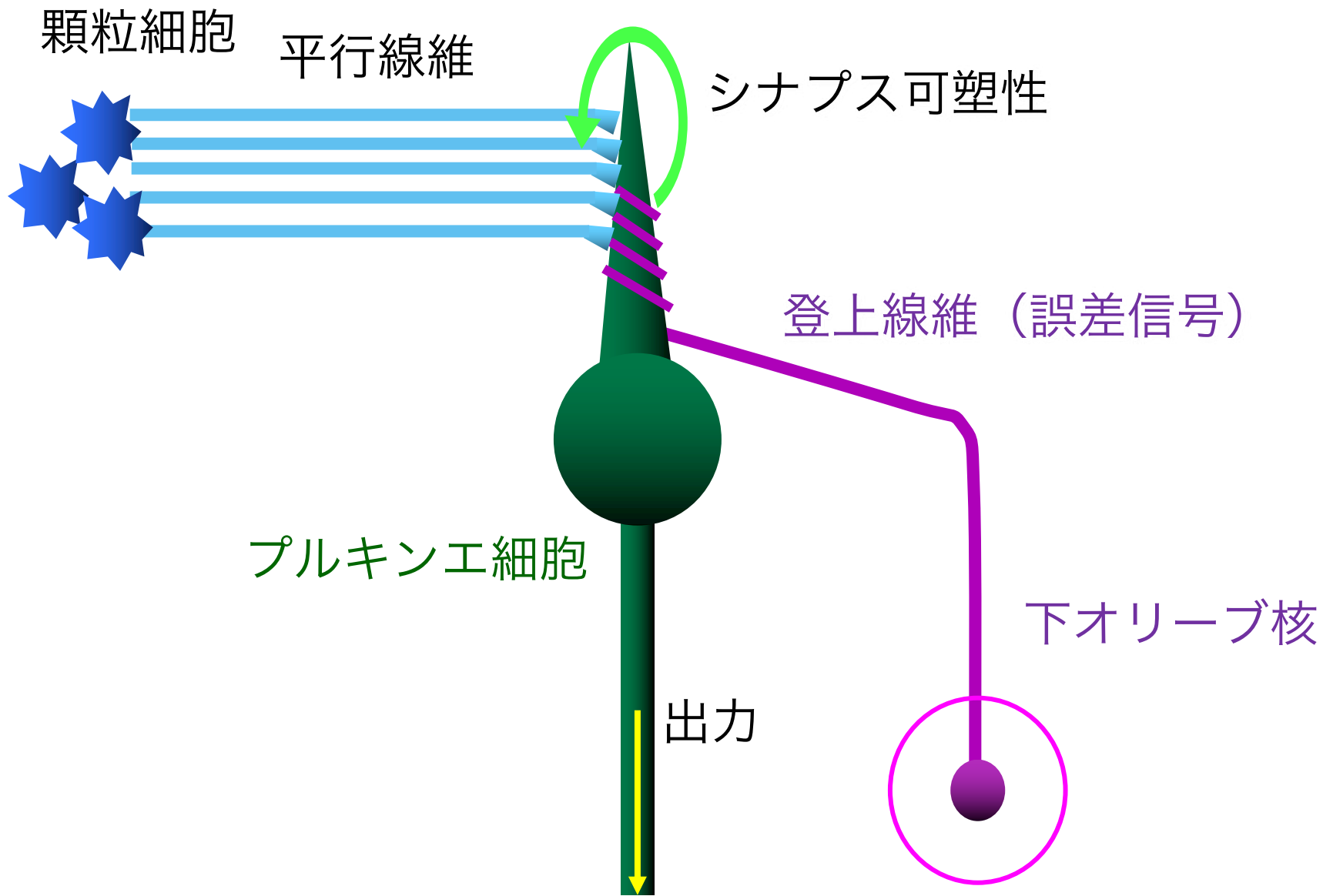


誤差信号

出力

1対1対応

小脳の回路構造

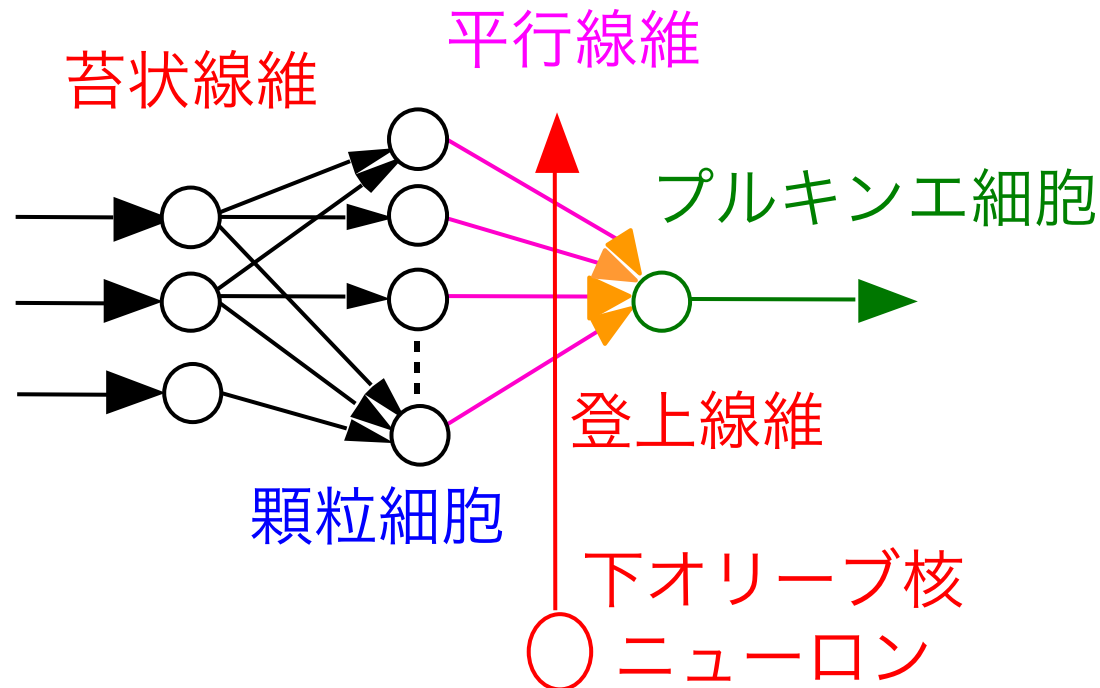


小脳の回路構造

Marr-Albus-Ito理論 (~1970)

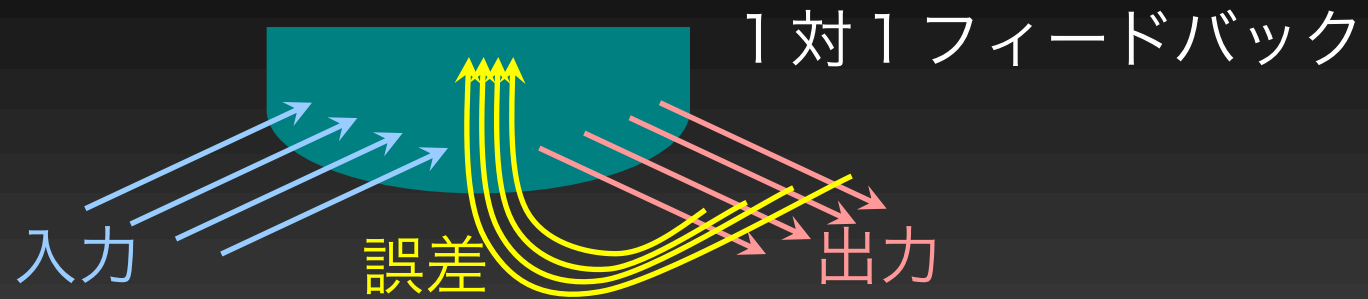
- ・ 登上線維が教師（誤差信号）
- ・ 平行線維-プルキンエ細胞のシナプス効率が可塑性により変化

長期抑圧・長期増強 (1982~)
小脳内部モデル理論 (1984~)

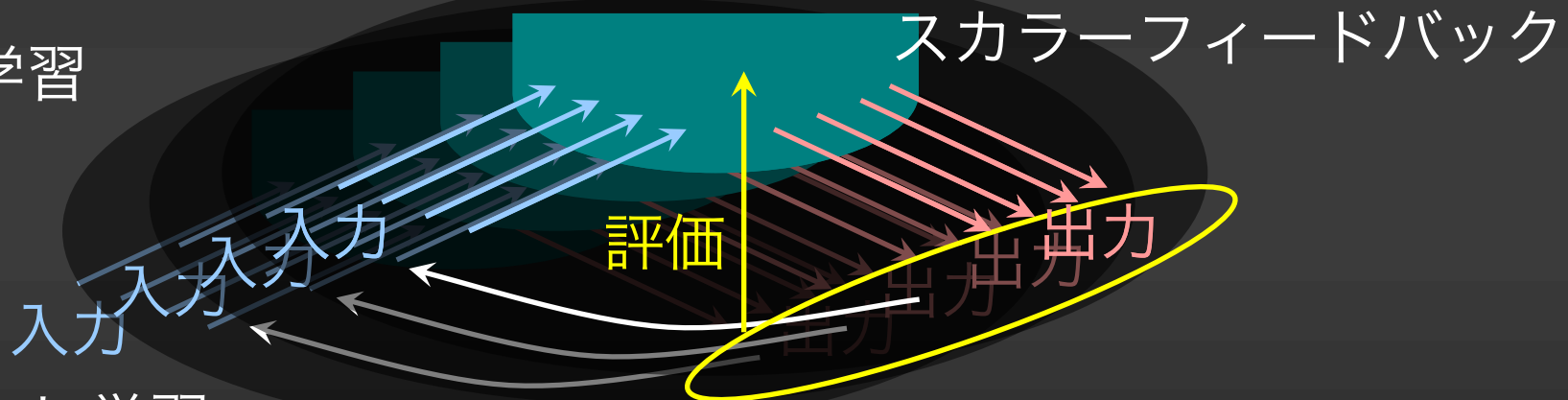


どのような回路が必要か？

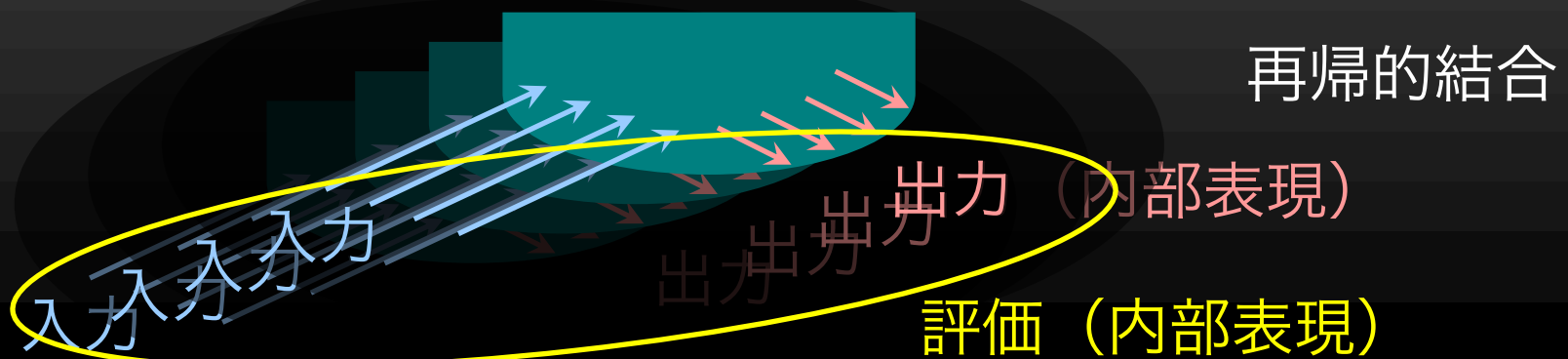
教師あり学習
小脳



強化学習

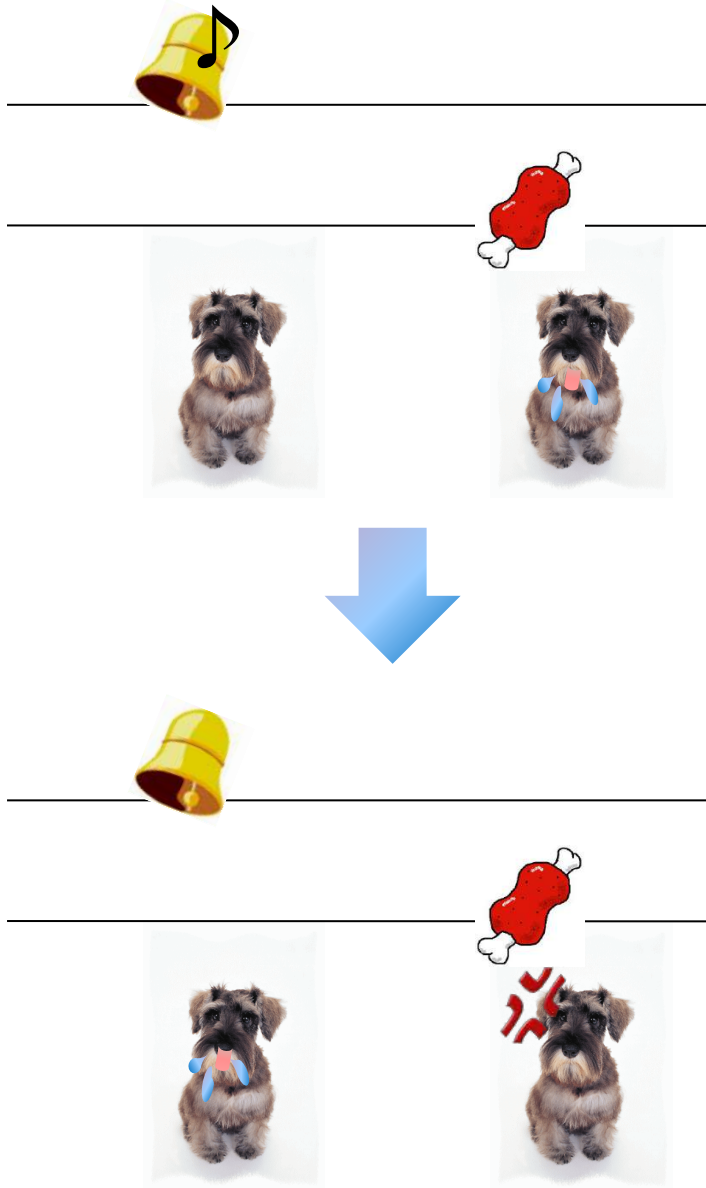


教師なし学習

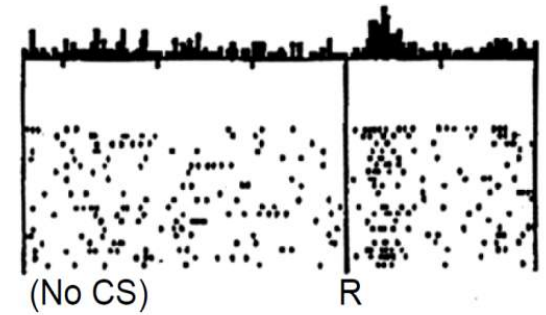


報酬予測誤差とドーパミン投射細胞

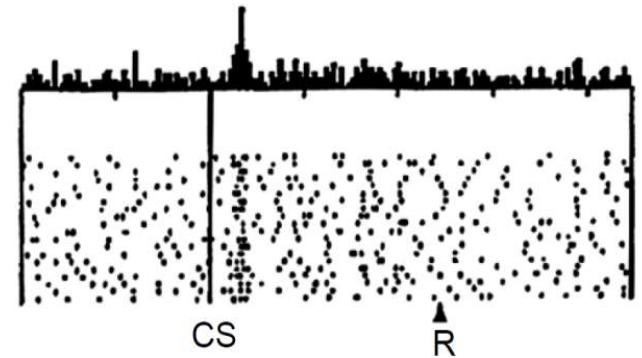
(Schultz et al. 1997)



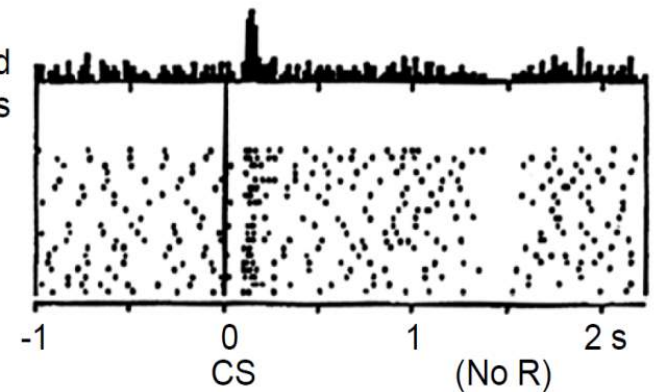
No prediction
Reward occurs



Reward predicted
Reward occurs

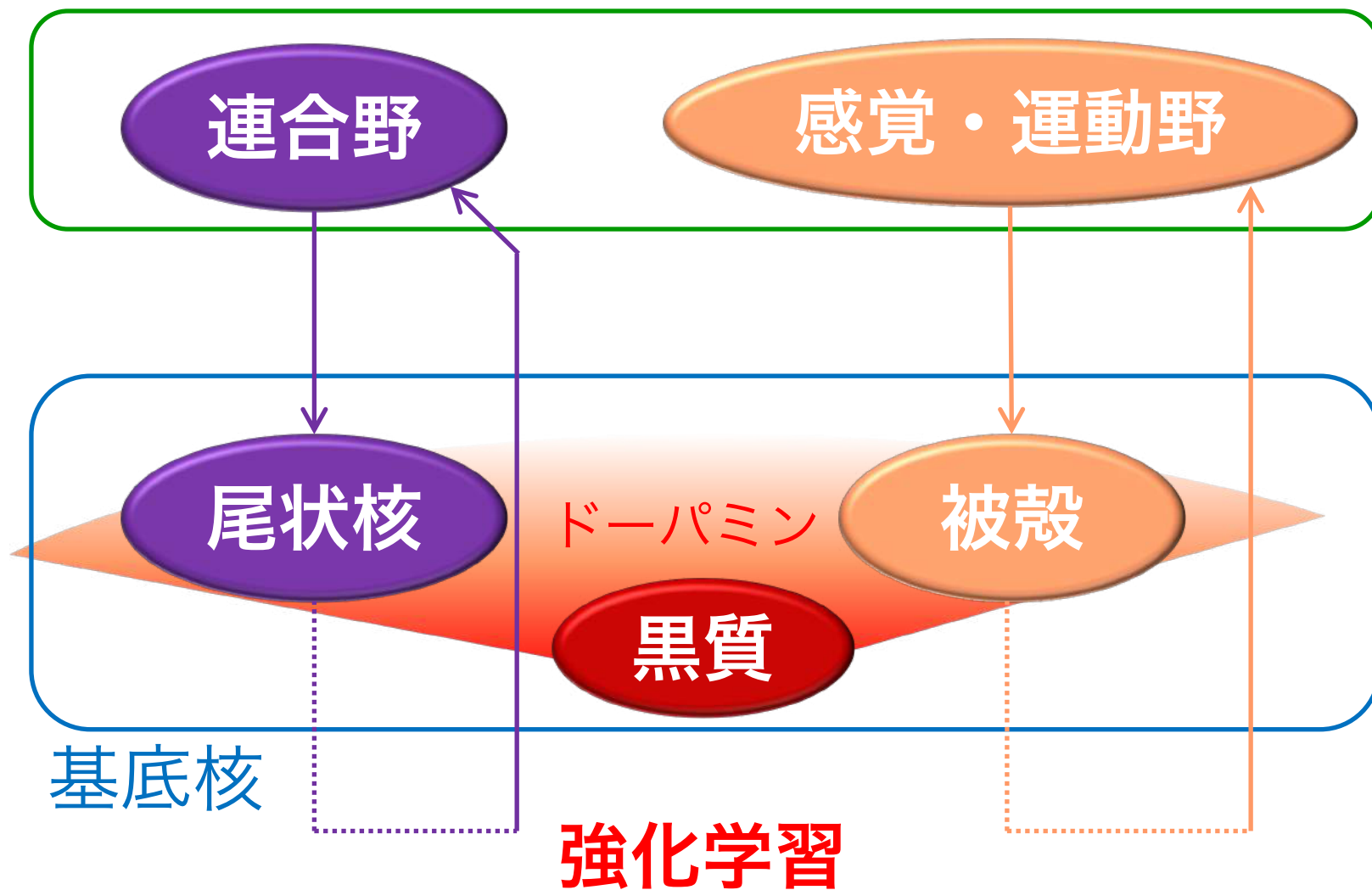


Reward predicted
No reward occurs

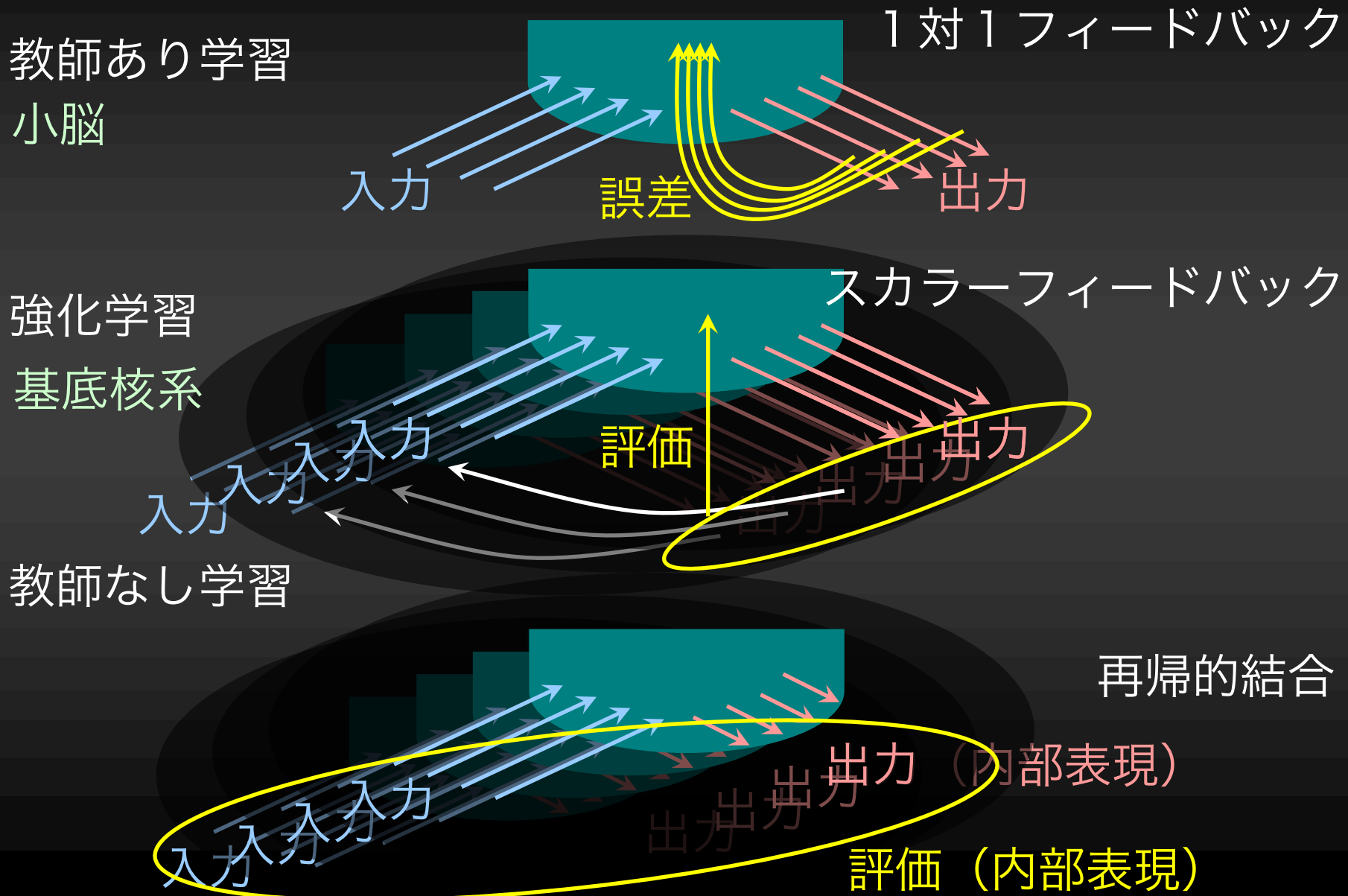


報酬予測誤差とドーパミン投射細胞

大脳皮質

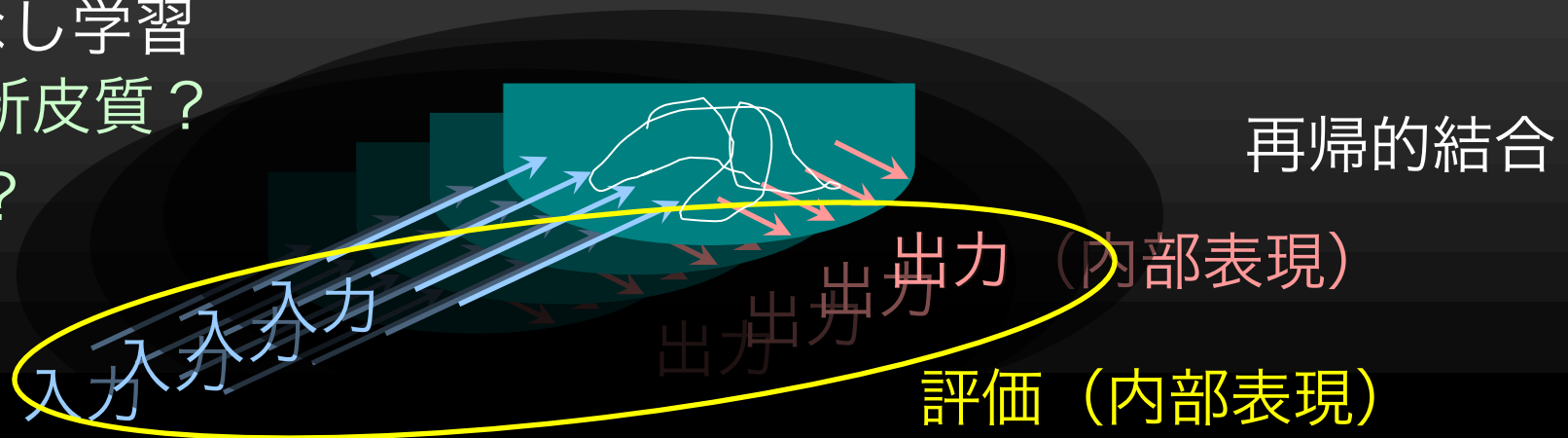


どのような回路が必要か？



どのような回路が必要か？

教師なし学習
大脳新皮質？
海馬？



再帰的結合

出力 (内部表現)

評価 (内部表現)

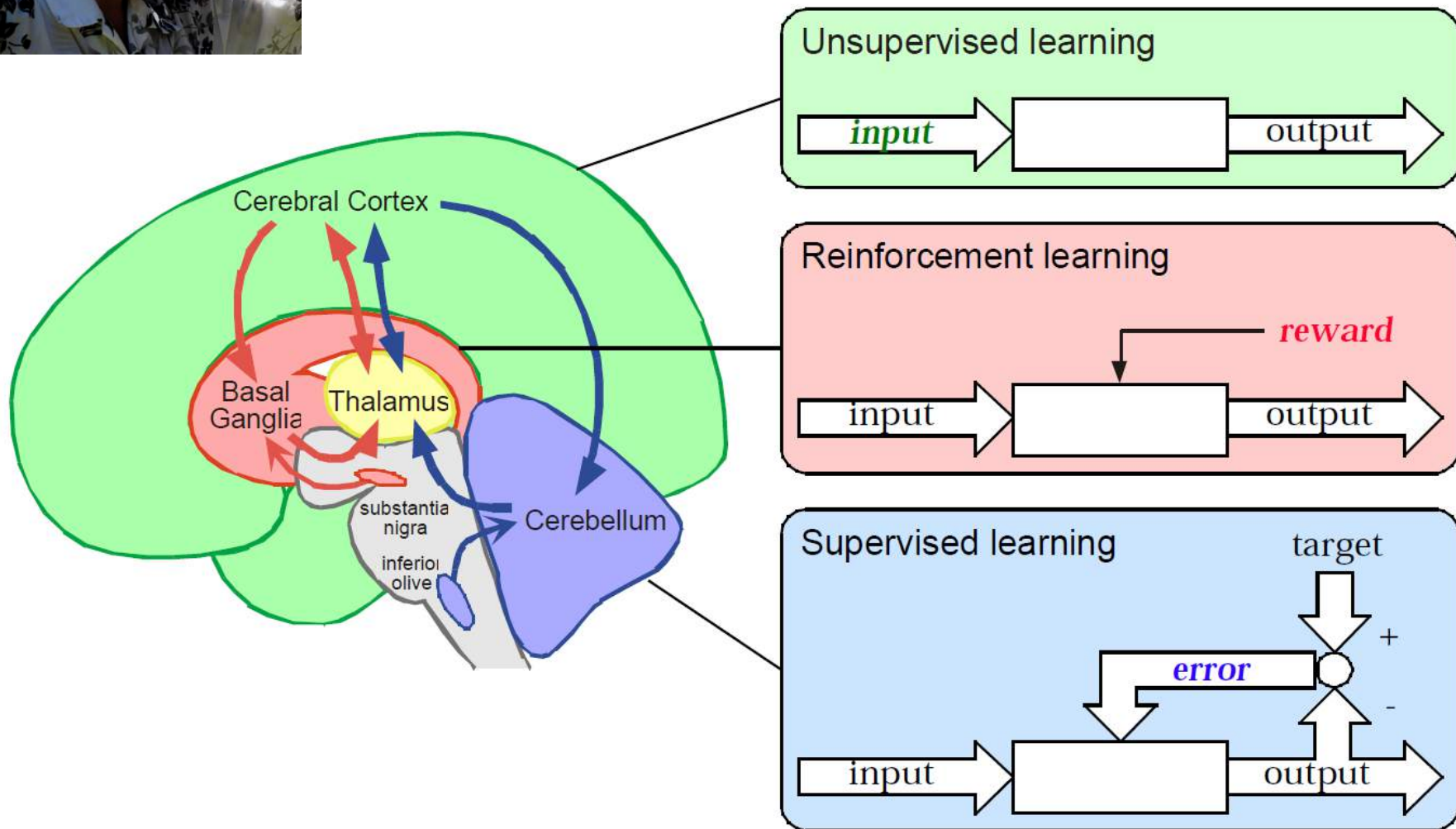
入力
入力
入力
入力
入力

出力
出力
出力
出力



Kenji Doya's Hypothesis (2000)

OIST



脳全体で解いているのは何学習か？

教師あり学習 supervised learning

感覚入力に対する望ましい出力が提示され、
望ましい出力ができるようにする

強化学習 reinforcement learning

与えられた感覚入力に応じて出力し、
一連の出力に対する評価を最大にする

教師なし学習 unsupervised learning

与えられた感覚入力の特性や関係性に応じて
入力を変換する

脳全体の強化学習問題を解くためのサブシステムの分類