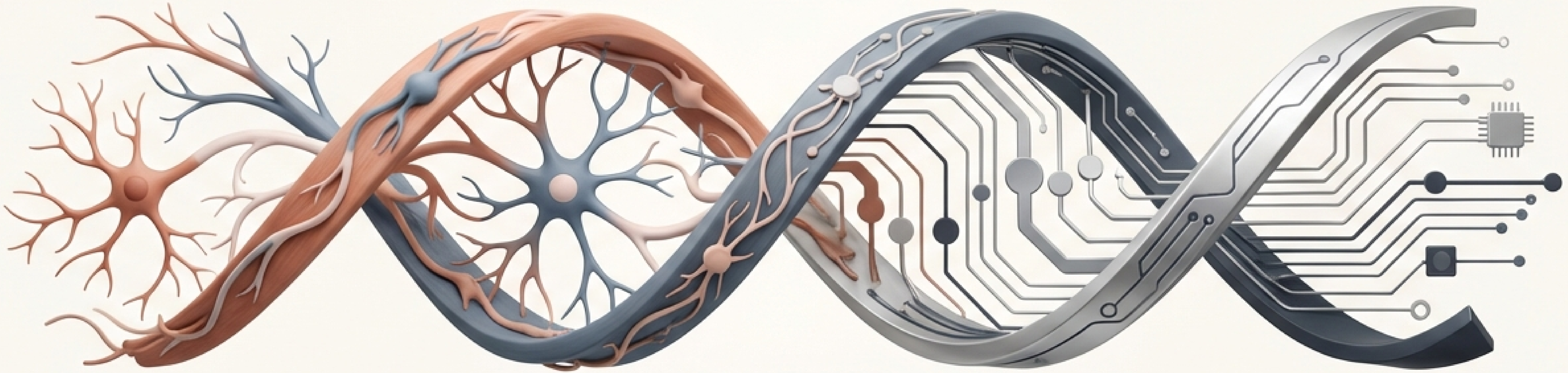
脳と機械、二つの知性の物語



本プレゼンテーションでは、人間の脳を理解しようとする探求と、知的な機械を創造しようとする探求が、いかにして互いに影響を与え、現代のAI革命を形作ってきたかを探ります。

すべては一人の探求心から始まった：ジェフリー・ヒントン教授

「ディープラーニングの父」ジェフリー・ヒントン。
彼の動機は、単なる計算能力の向上ではなかった。

> **「高校生のときから脳の機能について考えていました。…ニューラルネットワークの研究は、簡略化された脳機能の研究でもあります。」**

この「脳をモデル化したい」という根源的な欲求が、第三次AIブームの原動力となった。

第三次AIブーム前夜：データと計算の土壌

1990s: 基盤の構築

- 1992 情報検索の概念が登場 (TREC国際会議)
- データマイニングの台頭
- 1998 Googleの出現

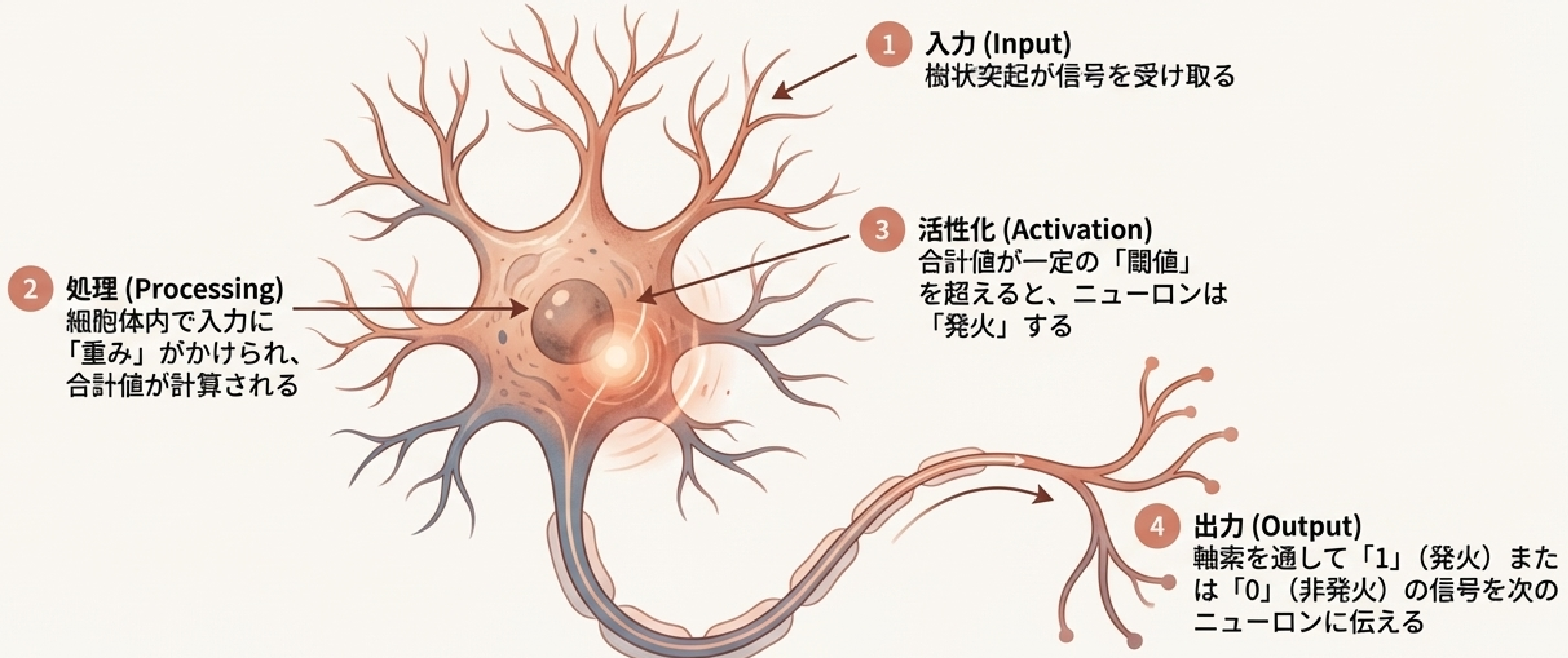
2000s: 爆発的拡大

- Webサイト数: 1995年（1万）→ 2006年（1億）
- 「ビッグデータ」という言葉の登場
- 大量データを用いた機械学習が実用化

2006年、世界はディープラーニング革命の準備が整っていた。

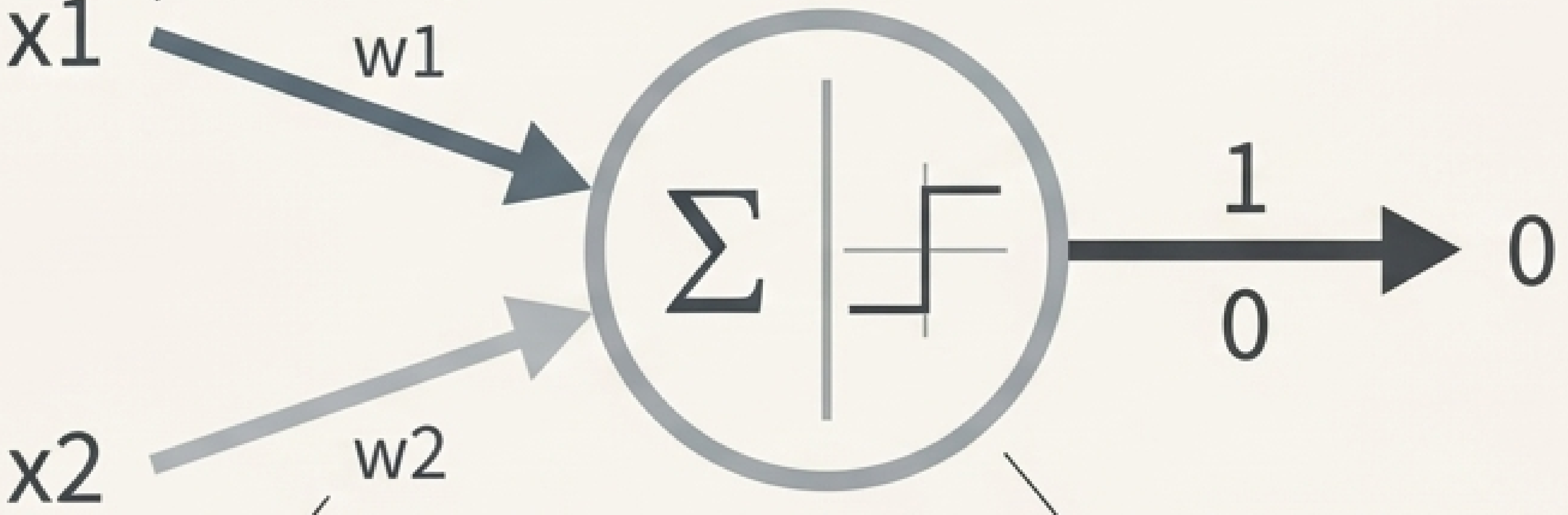
知性の基本素子【脳】：ニューロン

人間の脳は100億以上のニューロンで構成される。その一つ一つが、
単純なルールに従う情報処理ユニットである。



知性の基本素子【機械】：パーセプトロン

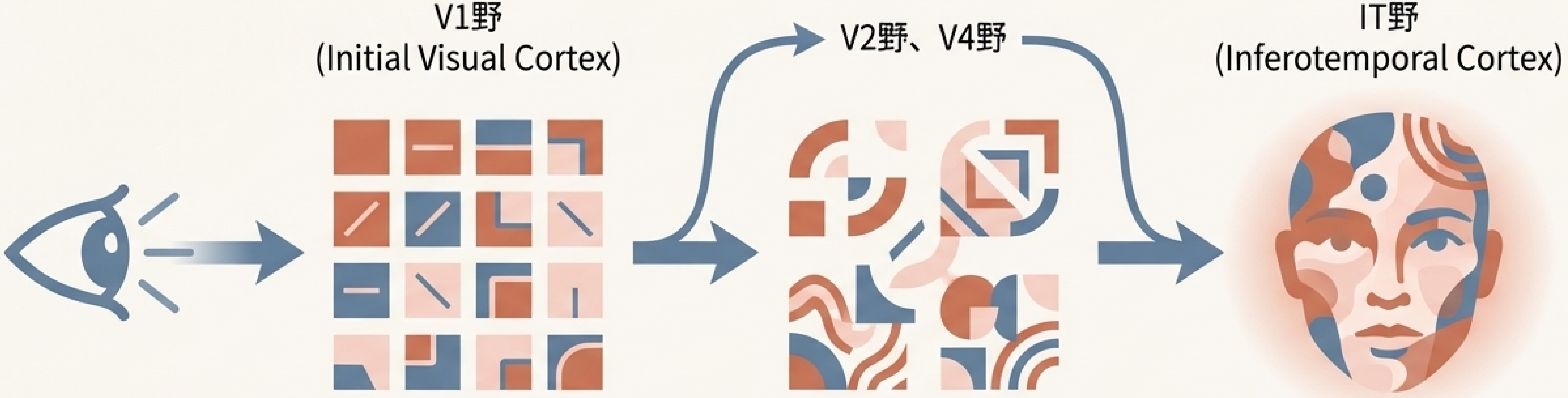
1957年、心理学者フランク・ローゼンブラットが考案。ニューロンを初めて数学的にモデル化したもの。



重さ数トンの電子機械だったパーセプトロンは、今や数行のプログラムで表現できる。

脳はいかにして「見る」か：視覚野の階層構造

視覚情報は後頭葉にある視覚野で、単純な特徴から複雑な概念へと段階的に処理される。



非常に局所的な受容野。画像中
中の「線分」や「エッジ」など
単純な成分を抽出。

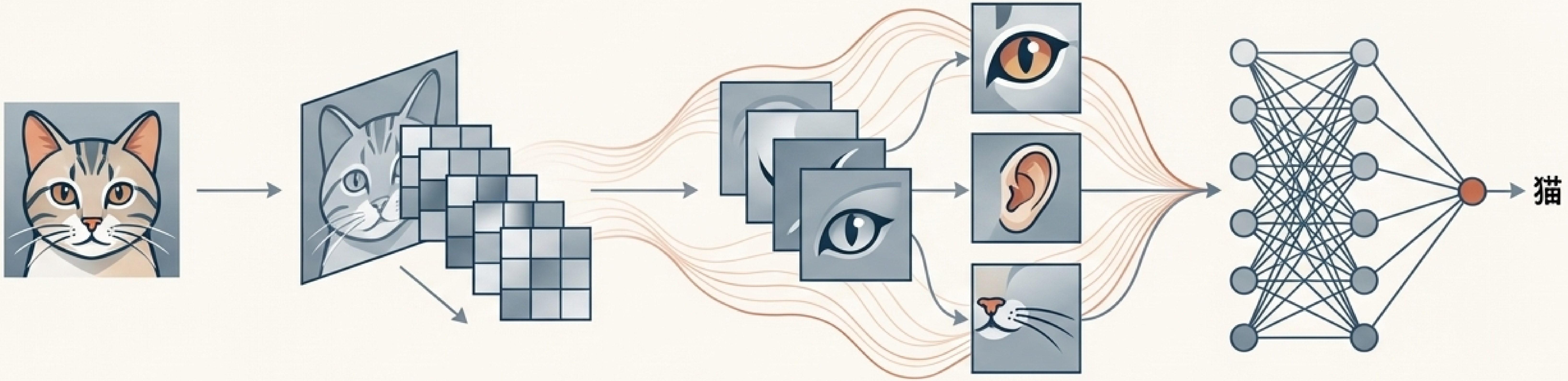
より複雑な形状を認識。

受容野は視野全体に拡大。「顔」や
特定の「物体」といった、抽象的な
概念に反応する細胞が存在。

単純な特徴の組み合わせが、高次の認識を生み出す。

視覚野を模倣する：コンピュータに「目」を与えるCNN

畳み込みニューラルネットワーク（CNN）は、脳の視覚野の階層構造にヒントを得ている。



初期層 (Early Layers)

画像の小さな領域に注目し、エッジや色のグラデーションといった基本的な特徴を検出 (Analogous to V1).

中間層 (Middle Layers)

初期の層からの特徴を組み合わせ、目や鼻といった、より複雑なパーツを認識 (Analogous to V2/V4).

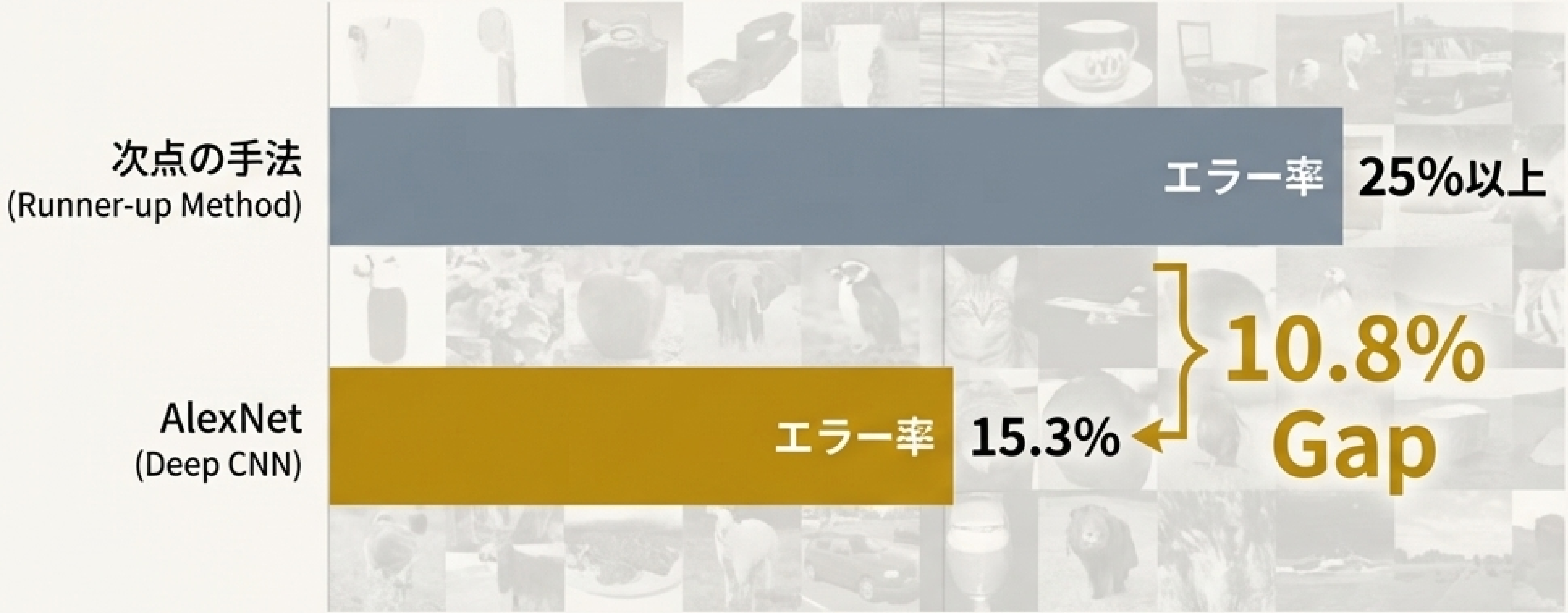
最終層 (Final Layers)

パーツの組み合わせから、画像全体が「猫」や「車」であると分類 (Analogous to IT).

1980年代に福島邦彦氏が提案した「ネオコグニトロン」がこのアーキテクチャの先駆けとなった。

2012年、歴史が動いた：AlexNetの衝撃

画像認識コンテスト「ILSVRC 2012」



従来手法を10.8%以上も上回る圧倒的な精度で優勝。

この勝利以降、ディープラーニングは画像認識の主流技術となった。
コンピュータが本格的に「目」を持った瞬間である。

脳に学ぶ３つの学習メカニズム

機械学習の主要な３つの枠組みは、脳の異なる部位が担う学習機能と深く関連していると言われる。

小脳 (Cerebellum)：動きの制御や微調整。誤差を修正する学習。
→ **教師あり学習** (Supervised Learning)

大脳皮質 (Cerebral Cortex)：感覚情報のパターン認識。データから構造を見出す学習。
→ **教師なし学習** (Unsupervised Learning)

大脳基底核 (Basal Ganglia)：行動選択と報酬。試行錯誤を通じて最適な行動を学ぶ。
→ **強化学習** (Reinforcement Learning)

機械学習の３つのパラダイム

1. 教師あり学習 (Supervised Learning)

脳の対応 (Brain Link)
小脳 (Cerebellum)

仕組み (Mechanism)
正解のラベル付きデータ（入出力のペア）を与え、未知のデータに対する出力を予測するモデルを学習。

代表的手法 (Key Method)
誤差逆伝播法 (Backpropagation)

2. 教師なし学習 (Unsupervised Learning)

脳の対応 (Brain Link)
大脳皮質 (Cerebral Cortex)

仕組み (Mechanism)
ラベルのないデータから、その背後にある構造、パターン、統計的性質を発見する。

代表的手法 (Key Method)
主成分分析、オートエンコーダ (Principal Component Analysis, Autoencoders)

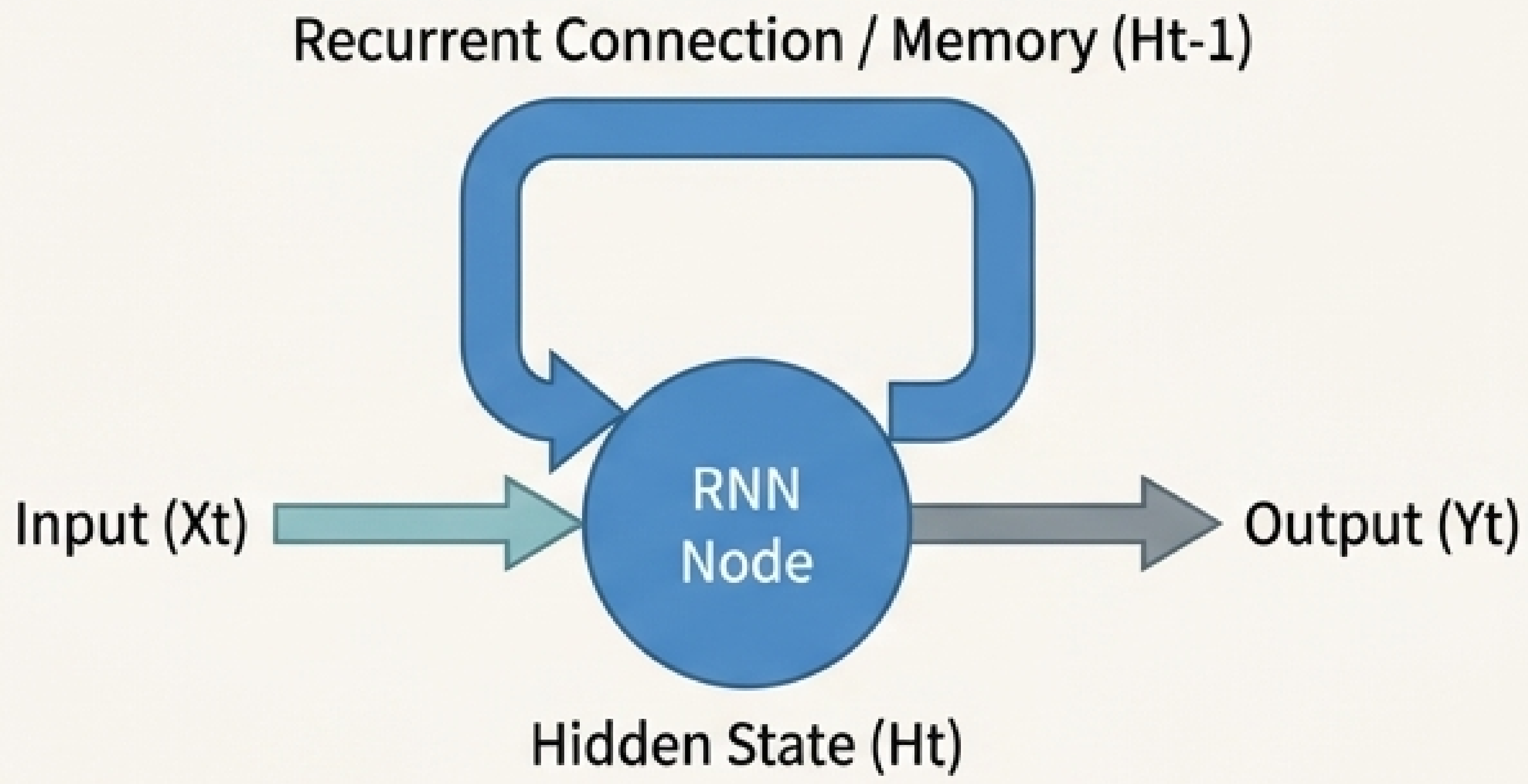
3. 強化学習 (Reinforcement Learning)

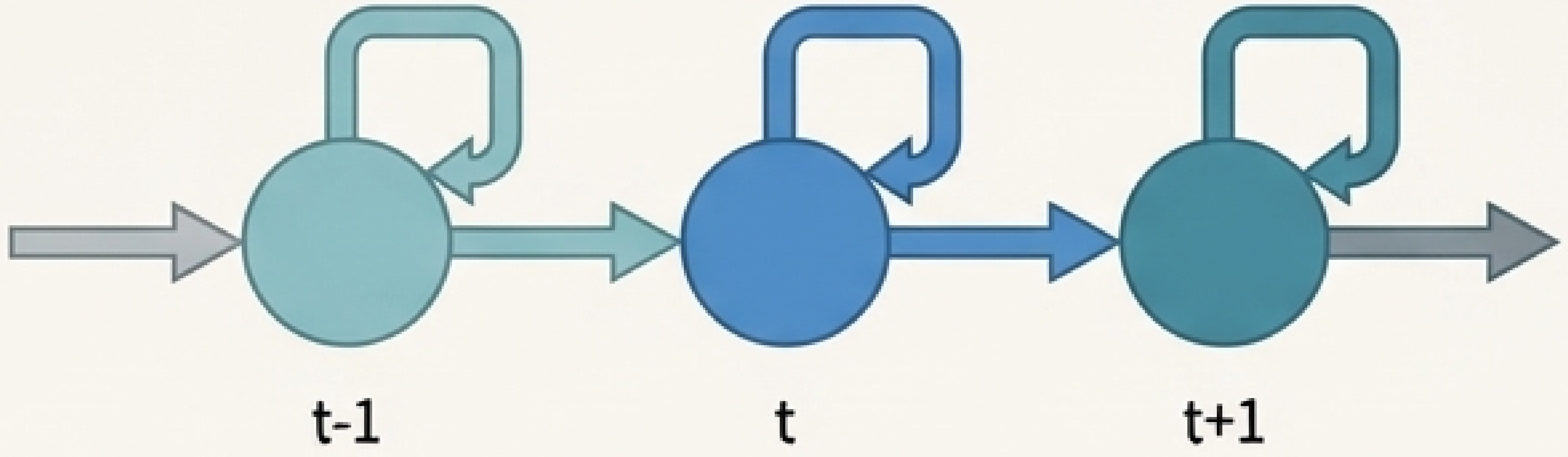
脳の対応 (Brain Link)
大脳基底核 (Basal Ganglia)

仕組み (Mechanism)
エージェントが行動を選択し、その結果得られる「報酬」を最大化するように学習する。

応用例 (Application)
囲碁、将棋AI

時間の概念を扱う：リカレントニューラルネットワーク（RNN）





Core Concept

RNNは、内部に「ループ」構造を持つ再帰的なネットワーク。これにより、過去の情報を記憶し、時系列データや自然言語のような連続性のあるデータを処理できる。

Key Applications

- 自然言語処理 (Natural Language Processing)
- 系列予測 (Sequence Prediction)
- 音声認識 (Speech Recognition)

Breakthrough

近年、勾配消失問題などを回避する手法が確立し、GPUによる高速化も相まって性能が飛躍的に向上した。

言語の壁を超える：ニューラル機械翻訳（NMT）の魔法

2016年、Google翻訳などが従来の統計的手法(SMT)からニューラル機械翻訳(NMT)へ移行し、翻訳精度が劇的に向上。

「ニューラルネットワークは言語の断片を取り込み、別の言語の断片を作成できました。
言語的な知識無しに、自動翻訳が行われました。」

Geoffrey Hinton

次なる地平線：汎用人工知能(AGI)への道

弱いAI (Weak AI / ANI)

定義 (Definition)：特定のタスクに特化した「道具としてのAI」。

例 (Example)：画像認識、機械翻訳、金融ロボット。現在稼働しているAIは全てこれに分類される。

強いAI (Strong AI / AGI)

定義 (Definition)：人間のように多種多様な問題を解決できる汎用能力を持つAI。「人間と同様の感性や思考回路をもつ」存在。

例 (Example)：『鉄腕アトム』(Astro Boy)

我々は、特化型ツールから、真の思考機械へと到達できるのか？

ヒントン教授の未来予測：AGIは「遠い将来の話」

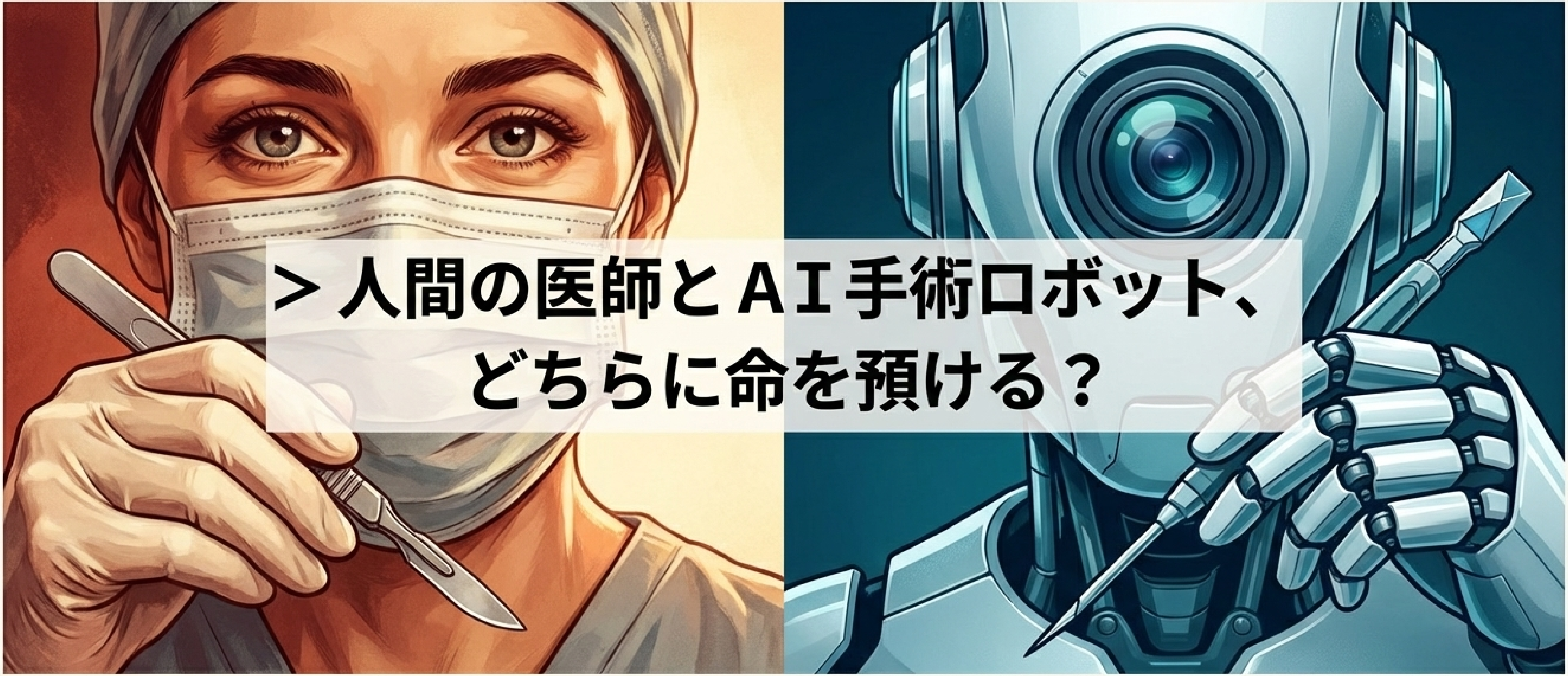
On the Timeline：
「正真正銘のAIに到達するには、あと50年かかるかもしれません。」

On the Reason：
「理由はスケールが随分と違うのです。今のところニューラルネットワークは脳に比べものになりません。」

On the Path Forward：
「人々はもっと大胆で異なる機能の仕方をする別の種類のニューラルネットワークを研究する必要性があると思います。」

現在の技術の延長線上には、AGIは存在しないかもしれない。ブレークスルーには、新たな発想が不可欠である。

命の選択：あなたなら、どちらに預けるか？



脳と機械の物語は、技術の進歩だけでなく、私たち自身の価値観と未来についての問いを投げかける。