

ディープラーニング、 ビッグデータ、機械学習

Deep Learning, Big Data, Machine Learning

あるいはその心理学

And the Bounds of Psychology

浅川伸一

機械学習に未来はあるか？

大量のデータを取捨選択し、意思決定を行っている人間に
学びながら性能を向上させてきたディープラーニング。

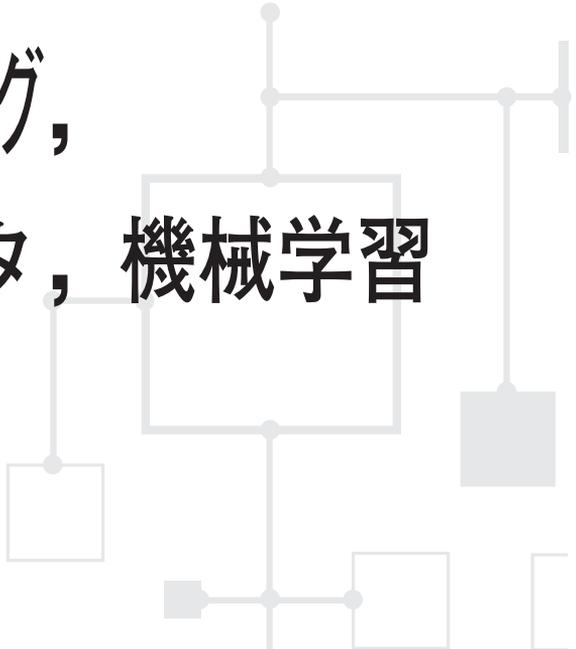
心理学からビッグデータサイエンスへの示唆とは？

ビッグデータサイエンスから心理学へのフィードバックとは？

機械学習の基礎知識を懇切に解説し、心理学の見地から展望する。

新曜社

ディープラーニング， ビッグデータ，機械学習



あるいはその心理学

浅川伸一

いつも見守ってくれる父と母へ

目次

第1章	プロローグ	1
1.1	ディープラーニング, ビッグデータ, および機械学習	2
1.2	本書の想定する読者	6
1.3	本書の構成と特徴	7
第2章	第三次ニューロブーム前	9
2.1	形式ニューロンのモデル	10
2.2	ホップフィールドモデル	15
2.3	多層パーセプトロン	16
2.4	サポートベクターマシン	18
2.5	多層化へ	21
2.6	たかがネコでなぜそんなに騒ぐのか?	23
第3章	巨人の肩	25
3.1	直系尊属ネオコグニトロン	25
3.2	3層パーセプトロンの近似定理	29
第4章	心理学の来し方	33
4.1	伏魔殿	33
4.2	視覚情報処理	34
4.3	ピアジェの認知発達	36
4.4	言語獲得	39
第5章	ディープラーニング	43
5.1	制限ボルツマンマシン	44
5.2	コントラストティブダイバージェンス	50

5・3	自動符号化 (オートエンコーダ)	53
5・4	畳み込みネットワーク	55
5・5	ドロップアウト	60
5・6	中間層の意味	65
5・7	カリキュラム学習	70
5・8	黒魔法	74
第6章	ビッグデータの心理学的解釈	83
6・1	固有値問題のニューラルネットワーク的解法	84
6・2	パーセプトロンモデル	85
6・3	潜在意味分析	89
6・4	ビッグデータ特異値分解のマーケティングへの応用	93
第7章	心理学の現し世	95
7・1	表象問題	95
7・2	生物学的妥当性	96
7・3	宇宙人の脳	97
7・4	神経心理学への示唆	98
7・5	心理モデルとしてのニューラルネットワーク	104
7・6	モデルの検討	107
7・7	統計的推論	108
7・8	勾配降下法の守備範囲	110
第8章	心理学の行く末	113
8・1	サヴァン症候群	113
8・2	存在しない人工知能 — 創造性	114
8・3	サポートベクターマシンの逆襲可能性	116
8・4	ジェフの夢はメグの夢	116

第9章 エピローグ	119
あとがき	121
付録 A 関連 URL	123
付録 B 制限ボルツマンマシンを訓練するための実践ガイド	124
B・3 コントラスティブダイバージェンスにおける 統計の収集方法	124
B・4 ミニバッチのサイズ	127
B・5 学習状況のモニタ	127
B・6 過学習のモニタ	128
B・7 学習係数	129
B・8 結合係数とバイアスの初期値	130
B・9 モーメント法	131
B・10 重み崩壊法	132
B・12 隠れ層のユニット数	134
付録 C 数学的記述	136
C・1 総和記号、総乗記号	136
C・2 微分, 偏微分	137
C・3 指数, 関数	138
C・4 畳み込み積分	139
C・5 平正規分布	140
C・6 線形数学	140
C・7 尤度	151
C・8 枝刈り法	155
引用文献	161
索引	173

第1章 プロローグ

十分に発達したテクノロジーは魔法と区別が
つかない

— アーサー・C・クラーク

2012年6月26日ニューヨーク・タイムズ誌のトップ記事で、膨大な量のグーグルの画像から「ネコ」が認識できるようになったと報道され、話題になった (http://www.nytimes.com/2012/06/26/technology/in-a-big-network-of-computers-evidence-of-machine-learning.html?_r=0)。ディープラーニングが提案され (2012年以降)、圧倒的な性能差で他のアルゴリズムを抑えて大規模画像認識コンテストで優勝して以来、第三次ニューロブームの到来とも言われる。一方CPUパワーの向上と記憶装置の廉価化が進み、膨大なデータをいかにして処理すべきかが問われるようになってきて、ビッグデータサイエンスは衆目を集めるに至った。翻って考えてみるに、ディープラーニングは人間の視覚情報処理過程に学び、性能を向上させてきた。人間は日々大量のデータに曝され、そこから能動的に情報を取捨選択し、意思決定を行っている。この意味では人間はデータマイニングを逐次的に行っている情報処理機械である。こうしてみると、機械学習に対して心理学からどのようなパースペクティブが描けるのか、心理学的知見からどのような示唆が導出できるのかは魅力的なテーマに思える。逆に機械学習、計算論的知能から心理学への逆輸入も、この分野を活性化する一助となるで

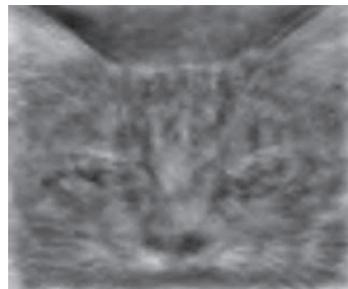


図1・1 ニューヨーク・タイムズ誌にも掲載されたネコ認識ニューロン

あろう。このような動機から、本書は心理学的な見地を踏まえ、ディープラーニング、ビッグデータ、および機械学習の三者を捉え直すことを試みた。

本書はディープラーニングの一般向け紹介書であり、ディープラーニングを構成する制限ボルツマンマシン (5・1 節)、畳み込みネットワーク (5・4 節)、ドロップアウト (5・5 節) などを紹介する。数学的には完全に見えた3層パーセプトロン (3・2 節) ではなく、なぜ深い (ディープ) ネットワークによる学習が必要なのだろうか。答えはおそらく、脳がそうやっているからやってみたら上手くいく方法が見つかったということかと思う。もう少し詳しい議論は本論で展開する。ビッグデータを扱った章においてはフェイスブックやアマゾンの釣り広告の計算手法である特異値分解や潜在意味分析をいかに少ないメモリで答えを出すかに力点を置いて解説した。

1・1 ディープラーニング、ビッグデータ、および機械学習

ディープラーニングとビッグデータと機械学習との三者関係を取り上げることを疑問に思う向きもいると想像する。単に流行だからという理由もあるが、2014年9月16日にスタンフォード大学で「ディープラーニング — ビッグデータからの知能」と題するシンポジウムが開催された。ディープラーニングは人間の脳に触発された機械学習の一種であり、ビッグデータに実質的な意味付けを与える役割を担っている。シンポジウムの詳細は YouTube でも公開されている (<https://www.youtube.com/watch?v=F3v0nTTs700>)。シンポジウムのパネリストは大規模画像チャレンジの2013年優勝チーム Clarifai のメンバーの一人でもある。

Clarifai はディープラーニングと畳み込みネットワークを用いた。この動画中にも出てくるが、ニューラルネットワークの魅力はその単純さにある。我々の心的活動はすべからく脳内の電氣的、あるいは化学的変化として記述可能であるという還元主義がその根底にある。このような信念に基づく単純な動作原理から我々の心、精神、知性、意志、など複雑な心的現

象が現出すると考える。この単純な原理は解明可能であるという楽観論とも言える。人間が自己の知性を自ら解明できるのかを疑問に思っただけで悩まないという単純さでもある。この単純さに基づいて、生体が行っている情報処理を観察し、学び、性能の良い人工知能を作る試みがなされてきた。人工知能、機械学習、ニューラルネットワークおよび関連分野の研究者は、この単純さを約束された道だと考えているのだろう。

なぜディープラーニングが必要なのか

人間の脳が、単純な入出力関係だけであったのなら、我々の人生は貧相なものになっていただろう。そもそも現在のよな文明を開花させていなかった。後頭葉にある第一次視覚野が第一次運動野と直接結合を有していたのなら、話は単純であった。ところが、生理学的事実として、第一次視覚野や第一聴覚野と大脳皮質の最終的入出力に対応する第一次感覚野には、互いに直接結合が存在しない。我々の人生、文明が多様で豊かなのは、ひとえに脳が単純な入出力の変換器ではないからであろう。

ビッグデータと心理学に何の関係があるのか

ビッグデータを心理学的側面から語るとき、2つの注意点を考慮する必要がある。一つはロナルド・フィッシャー卿の開発した統計的検定理論への影響であり、もう一つはビッグデータ解析で用いられている手法の心理学的意味付けである。ディープラーニングとビッグデータとは相性が良い。ディープラーニングがラベル付けされていないデータから教師なし学習 (unsupervised learning) を行うからである。教師あり学習を行う他の機械学習手法と比較すると、全データをラベル付けする手間が不要であることはビッグデータに対して有利に働く。

なぜ機械学習なのか

機械学習とは、ニューラルネットワークを含む広義の学習機械やアルゴリズム一般を指す。古典的には回帰、分類、近似を得意とする。時系列予測や画像認識、音声認識、自動翻訳やテキストマイニングなどの文書処理

に適応可能な分野は拡大した。この応用可能性から実用的な人工知能の一実現とも考えられている。

ディープラーニングはステートオブジアーツ (state-of-the-arts) なアルゴリズムである。実際、大規模画像認識コンテスト (ILSVRC) ではそれまでの代表的なアルゴリズムであったサポートベクターマシンを抑えて、2012 年以來 3 連覇中である。

最近では、ニューラルネットワークと言わずに、機械学習あるいは計算論的知能という言い方をするようになった。そのような名前になった経緯も紹介してみたい。事実、世界最大の学会組織である米国 The Institute of Electrical and Electronics Engineers (IEEE: アイトリプリーは電気電子工学関連分野の学術団体だが、1999 年日本カウンスルにおいて IEEE と表記し、和訳しないことが決定された) の組織であるニューラルネットワークソサイエティは、計算論的知能ソサイエティ (コンピュータショナルインテリジェンス Computational Intelligence Society) と名称を変更した (2003 年)。端的に言えば、人間の脳を模したニューラルネットワークの性能を凌駕するアルゴリズムサポートベクターマシンが提案されたからである。エンジニアの感覚では、性能が本質なのであって、そのアルゴリズムが依って立つ理論が人間由来か、そうでないかは重要ではない。それゆえニューラルネットワーク研究は廃れ、多くの研究者が機械学習あるいは計算論的知能へと転居した。言うまでもなく、脳の情報処理の基本単位である神経細胞の動作速度は、現在のコンピュータの処理速度と比べれば遙かに遅い。単純な比較には意味がないが、昨今のパーソナルコンピュータに搭載されている中央演算装置の処理速度はギガヘルツ (1 秒間に 10 億回) の単位である。一方、ニューロンの発火頻度は 1 秒間に 100 回を上回る程度であるから、1 千万倍の差があることになる。高速に動作するコンピュータを駆使して、人間の知能以上の性能を発揮するロボットを開発することの方がむしろ夢がある。かくしてロボット研究者は、鉄腕アトムを作ろうと夢み、そのアトムの知能は壊れやすいタンパク質を基礎とした神経細胞に縛られる必要はない。このような理由から、ニューラルネットワークは顧みられなくなった。

流行歌とは理由が異なるが、学問の世界にも流行やブームが存在する。流行ってのは廃れ、また新しいものが流行るということを繰り返している。例を挙げればキリがない。ウェーブレット、カオス、カタストロフィー、クラウドコンピューティング、スモールワールド・ネットワーク、データマイニング、ファジィ、フラクタル幾何学、人工生命、独立成分分析、群知能、複雑系、進化論的計算、遺伝的アルゴリズム、などである。列挙した例は馴染みのない例も含まれているかも知れない。しかし、いずれもブームとなり、書店に平積みされていたテーマである。ところが、そのほとんどは数年内に一般読者からは見向きもされなくなっていく。ディープラーニング、ビッグデータ、機械学習を例外扱いする理由はない。おそらくオイシイ思いをしている輩がいる。そいつらがブームの仕掛け人であろう。グーグル、アマゾン、フェイスブック、ツイッターが大衆を煽って騒ぎ立てる。消費者はハウツー本を買わされて流行に乗り遅れまいとするが、やがて飽きてブームは終わる。ところがハウツー本にはどうすれば上手くいくのかという肝心のところが書かれていない。一般向け、あるいは初学者向けの書籍では、詳しくなりすぎるからという理由で書かれていない。派手な成功事例が記事となる。しかし、成功事例に使われた真のノウハウや、コアとなる技術は研究者でもない限り（研究者であっても現象の再現実験をするなどして本当の理由を考えなければ）読んだだけでは分からない。過激に言えば、昨今巷に溢れるディープラーニング、ビッグデータ、機械学習関連の技術解説書、ヨイショ記事は、グーグル、アマゾン、フェイスブック、およびツイッターなどのステルスマーケティングである。実際ディープラーニングの提唱者であるヒントンはトロント大学の教授であるが、グーグルのパートタイマーも兼務している。結局この手の啓蒙書を買わされた読者が洗脳されて終わる。

その後、ブームの仕掛け人は一抜けする。二番煎じ以降に対してうま味がないのは、ねずみ講と同じである。ブームは先手必勝、勝者占有は世の常である。時流に乗れば、二番煎じ以降もマーケットが広がるのでオイシイ思いはするが、言い出しっぺほど大成功は望めない。本書そのものが二番煎じだろうという読者の指摘は正しい。しかし類書がないことも確かだ

ある。日本においては、なぜか心理学者がディープラーニングについて語りたがらない。そんなわけで筆をとってみることにした。

テレビ番組に出演する歌手や芸能人、あるいは、社会思想にも流行がある。科学にも流行はあるのだが、時代の流れから必然的に要請されてある分野の研究が活発になっているという側面もある。科学における流行には正当な理由があり、悪意とは無関係なのだが、それでもディープラーニング、ビッグデータには利権が絡む。グーグルはユーザを無料でデータを提供してくれるものとして扱っているし、フェイスブックでの個人情報、ザッカーバーグにとっては宝の山である。

だから、流行に流される前に本質を見極めておきたい。そのために本書では、ディープラーニングで使われている手法の概略を記述した。事実を知ることは本質を見抜くために必要な知識となるだろう。ディープラーニング、ビッグデータの限界を把握しやすいように配慮した。たかが「ネコ」を認識するだけのディープラーニングやビッグデータでも新しい予測をするためには、人手によってチューニングする余地が残されている。予測の精度は、この職人的なチューニングに依存する。

1・2 本書の想定する読者

本書は人工知能、機械学習の基礎と応用に関心を持つ大学生以上の一般向けの案内書である。理系文系の区別は考えなくともよいように記述した。本来ディープラーニングは心理学、特に視覚情報処理に基礎を置く技術が用いられているからである。したがって本書では、そのような心理学的背景との関係について話題を提供し、筆者の立場を記した。

特別な数学的知識は必要としない。文系読者でも、社会調査などに関心があり、実際にどういう手法が用いられているのかに興味がある読者であれば、独力で読み進められるように配慮した。「最近気になっている隣の芝生は本当に青いのか」という、素朴な疑問に答えることが本書の目的である。背景となる数学は付録Cに記した。

本書は守一雄先生のご著書（守, 1996）の続編とも言うべき性質を持つ。守先生がこの本を上梓なさって以来、時代は様変わりした。その経緯や背景を含めて紹介する意味を込めて第2巻とするか、『やさしいディープラーニングの話』としてもよかったのだが、やさしさを優先するあまりディープラーニングがディープである理由までがディープではなくなりそうなので、避けることにした。記述が曖昧になったり、意味を十分に把握できなくなることを怖れたからである。加えて、守先生ご自身が研究テーマを移られたという経緯もある。そこで、先人の牽いてくれた伝統に則るより、異なる体裁をとる方が良いと判断した。

1・3 本書の構成と特徴

本書は百科事典のような独立して拾い読みできるような構成にはなっていない。だが、ディープラーニング（第5章）とビッグデータ（第6章）を扱った章は、比較的独立に読むことができる。その他の章は時間順序に従って配置した。ディープラーニングの衝撃、ディープインパクトの結果、心理学が前後でどのように変化したかを記した章をディープラーニングの前後に配した。その後ビッグデータの心理学的な意味付けに触れ、最後に現時点で描きうる展望を置いた。

今やディープラーニングは流行どころかパンデミックである。今後、類書が数多出版されることは想像に難くない。どのような立場に依拠するのであれ、脳の情報処理の仕組みを知りたいという動機は、生理学、薬理学、神経科学、機能的脳画像、生命科学、情報科学と共通する。学問領域の垣根など、どうでもよい。真実はどこにあるのかに興味がある。そのためには窮屈な垣根は取っ払いたい。眼下の関心はディープラーニング、ビッグデータが一過性の流行り、時代の徒花なのか、それとも深遠な摂理を垣間見る鍵なのかを見極めることであろう。その判断を下すにはなお時間が必要であると思われるが、判断を下すための材料を提供することは価値があると考えた。加えてニューラルネットワーク研究が心理学に与える影響

と、逆に心理学的事実が機械学習などの工学系の研究に与える影響とを考慮し、ディープラーニングに関する理解を促す必要があると考えた。そこでディープラーニングを概説し、心理学にどのような貢献が考えられるのかについても考察を加えた。

第2章 第三次ニューロブーム前

賢明なる創造主の仕事は完璧である。

最大または最小の原理の存在しない宇宙は存在しない。

— レオンハルト・オイラー

ここではニューラルネットワークの歴史を、創造主と3人のメシア（救世主）を巡る動きとして紹介する。創造主とは、ウォーレン・マッカロックとワルイダー・ピッツ（McCulloch & Pitts, 1943）であり、メシアとは、歴史順にフランク・ローゼンブラット（Rosenblatt, 1958）、デイビッド・ラメルハート（Rumelhart & Zipser, 1985）、ジェフエリー・ヒントン（Hinton, Osindero, & Teh, 2006; Hinton & Salakhutdinov, 2006）である。

脳の情報処理の最小単位である神経細胞（ニューロン neuron）はスパイク電位（spike potential）と呼ばれる電気信号を授受して情報を交換している。ニューロンを数学モデルとして記述しようとする試みは前世紀初頭から存在する。おそらく最古のモデルはラピッチ（Lapicque, 1907）にまで遡ることができる（Abbott, 1999）。しかし、ここではこれを先史時代として扱い、深入りしない。

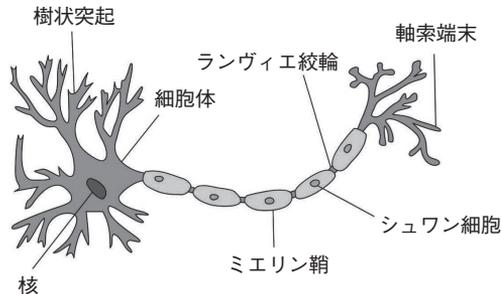


図2・1 ニューロンの模式図 (ウィキペディアを改変)

ニューロンを簡略化すれば、入力部、出力部、および中心にあって処理を行う部分の3つに区別できる。形状はさまざまだが、入力部分はギリシャ語で「木」を意味する樹状突起 (dendrite)、中心部である細胞体 (soma)、および、出力部分である軸索 (axon) である (図2・1)。

2・1 形式ニューロンのモデル

任意の時間窓を区切ってニューロンのスパイク数を数え上げることを想定する。スパイク電位は、ニューロンの内外を隔てる細胞膜上に存在するイオンポンプを通して、特定の電荷を帯びた分子が通過することによって生じる。そして、一度スパイク電位を発すると再び電位変化を起こすまでに時間を要する不応期が存在する。この生理学的な制約によって、スパイク頻度には上限がある (120Hz から 200Hz 程度)。一方、スパイク頻度の下限はゼロではない。これは生体の持つゆらぎと考えられ、外部からの刺激がなくとも自発的に発火する場合がある。しかし、これらの上下限を設定すれば、実質的に0と1の間の発火確率と見なしてよい。マッカロックとピッツは、これを単純化し、発火頻度の高い状態と低い状態の2値をとる単純な論理素子と考えた。最も単純で最小な情報の処理単位と見なしたことになる。このようにニューロンが発火するかしないかという状態によって情報が符号化され、処理されるものと考えた。各個のニューロンをモデル化する場合もあれば、ニューロン集団の振る舞いをモデル化する場合もある。個々のニューロンの振る舞いを抽象化した情報処理の単位を扱うため、ニューラルネットワークモデルにおいては、ニューロンという用語を用いるより、ユニット (単位) と表現される場合が多い。本書でもこの習慣に従い、ニューラルネットワークモデルは脳の情報処理の最小単位である神経細胞ニューロンを模した基本単位で構成されていると仮定する。

ニューラルネットワークの構成をトポロジー (Topology) あるいはアーキテクチャ (Architecture) という。トポロジーは数学の一分野である位相幾何学の意味ではない。ネットワークが多層に分かれているか、フィー



図2・2 ウォーレン・ストロギス・マッカロック(左)とワルター・ピッツ(右)の肖像

ドバック結合があるか、などのニューラルネットワークの構成をトポロジーと呼んだり、アーキテクチャと呼んだりする。ニューラルネットワークモデルに対して明示的な答えが提示されるモデルを教師あり学習 (supervised learning) と呼び、そのような答えが与えられない場合を教師なし学習あるいは独自学習 (self-taught learning) と呼ぶ。ディープラーニングは教師あり学習と教師なし学習との両側面を持っている。

ニューラルネットワークの起源元年は、マッカロックとピッツによる形式ニューロンの提案に始まる。形式ニューロンは、シナプス結合荷重ベクトルと出力を決定するための伝達関数とで構成され、次式 (2・1) で表現される。

$$y_i = \phi \left(\sum_j w_{ij} x_j \right) \quad (2.1)$$

ここで y_i は i 番目のニューロンの出力、 x_j は j 番目のニューロンの出力、 w_{ij} はニューロン i と j との間のシナプス結合荷重である。 ϕ は活性化関数と呼ばれる。活性化関数 ϕ はどのようなものでも許されるが、最も単純な関数は何もしないものである。すなわちカッコ内の総和 (Σ) の結果をそのまま出力とする。この場合を線形出力関数と言う。次に簡単な活性化関数は、カッコ内の総和が負であれば0を出力し、そうでなければ1を出力する関数である。これをステップ関数と呼ぶ。ステップ関数は真か

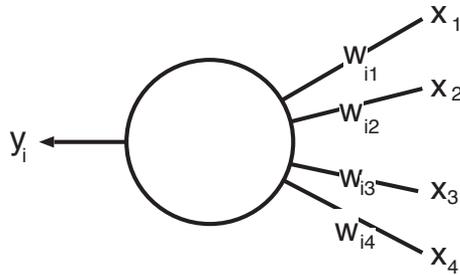


図2・3 形式ニューロン



図2・4 アラン・チューリングの肖像

偽かを表す論理関数と見なすこともできる。したがって、これを形式化されたニューロンとし、マッカロックとピッツは形式ニューロンと呼んだ。このように、ニューロンの発火頻度やタイミングを無視して形式化すると、真か偽か、0か1か、有か無か、是か非か、イエスかノーか、を表す論理回路と等価である。勃興しつつあった電子工学におけるトランジスタ（時代的にはトランジスタ以前の真空管やリレー回路だっ

たはずだが）を使った論理回路と同じ言葉で表現できる道が開けたことを意味する。すなわち計算機に計算可能な計算は、同じ論理回路で構成される脳にも当てはまるはずだと考える。すると、計算可能性の概念が脳にも適用可能であると考えられた（Turing, 1950）。このようにして、ニューラルネットワークの歴史は始まった。

電子論理回路と同じくして論理回路を設計できることが可能となったが、コンピュータと決定的に異なるのは、ニューラルネットワークにおける論理回路では、エンジニアが描いた設計図が存在しないことである。すなわち、自動的に学習させる仕組みが必要であり、その動作原理が分かれば知識を自動的に獲得するニューラルネットワークを構成することが可能となる。これを実現したのが最初のメシア、ローゼンブラット

(Rosenblatt, 1958) であり、パーセプトロン (perceptron) と呼ばれる情報処理モデルであった。1958年のことである。

ところが1962年に人工知能 (Artificial Intelligence: AI) の父と呼ばれるミンスキーと同僚のパパートによる著作 (Minsky & Papert, 1988) によってパーセプトロンの限界が指摘され、第一次ニューロブームは終焉した。極端に単純化して記述すると、パーセプトロンは線形分離不可能な問題を解くことができない。線形分離とは、1本の直線で是か非か、白か黒か、区別できるか否かという意味である。線形分離不能な問題に対しては、永遠に答えに辿りつけないことが明らかとなった。

ミンスキーらの指導により記号主義的人工知能の時代となった。スローガンの言うのであれば、コンピュータの高級言語によって記述される AI に対して、生体の行う情報処理に基づく情報処理に基礎を置く立場をニューラルネットワークと呼んできたが、BI (生物学的知能 Bioloical Intelligence) と呼んでよいかも知れない。さらに、両者を統合して計算として統一の記述をまとめ上げる立場を CI (計算論的知能 Computational Intelligence) と呼ぶと考えると、時代は AI から BI を経て CI に至る経過を辿ってきたと言える。ともあれ、記号主義的、古典的人工知能研究は1980年以降も続けられている。

2人目のメシアが現れたのが1986年である。ラメルハート、マクレランド、ヒントンらによって中間層以降を学習させるバックプロパゲーション (誤差逆伝播法 back propagation algorithm) が開発された (Rumelhart,



図2・5 フランク・ローゼンブラットの肖像

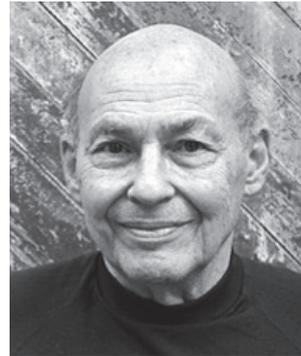


図2・6 マーヴィン・ミンスキーの肖像