

医学での機械学習 (Review Article) New Engl J Med, April4, 2019

「僻地で世界最先端」西伊豆健育会病院 西伊豆早朝カンファ、R1, 5 仲田和正

Machine Learning in Medicine (Frontiers in Medicine, Review Article)

著者

Alvin Rajkomar, M.D. グーグル社, Mountain View, California

Jeffery Dean, Ph.D., グーグル社, Mountain View, California

Isaac Kohane, M.D., Ph.D., Department of Biomedical Informatics, ハーバード医大

NEJM の 2019 年 4 月 4 日号に「医学での機械学習」というわくわくするような総説 (Frontiers in Medicine, Review Article) がありました。

主著者 3 人の内、2 人はなんとグーグル社の社員です。

主著者の Alvin Rajkomar はハーバードで化学、物理の学位を得た後、2010 年コロンビア大学医学部を卒業、UCSF で勤務後にグーグルに入社しました。現在 Google Brain の Artificial Intelligence の研究者です。

NEJM 総説「医学での機械学習」最重要点は下記 13 点です。

- ・画像診断は今後 5 年以内に機械学習に取って代わる。
- ・機械学習は医療の根本技術 (fundamental technology) となる。
- ・ $\sum (\mathbf{X} \cdot \mathbf{M})^2$ を最小にするのは平均値。
- ・予測値と正解値の近さの指標となる関数を損失関数という。
- ・勾配降下法で損失関数を微分し最小とするパラメーター (学習率) を見つける。

- ・迷惑メール振り分けは 2 値分類で決定境界を引きシグモイド関数使用。
- ・Alpha Go は未来価値 Q を最大化する強化学習を行う。
- ・neural network で隠れ層が 1 つ以上あるものを deep learning という。
- ・機械は患者予後を医師の経験よりも正確に予測できる。
- ・患者自身によるデータの一元化が必要である。

- ・電カル+機械学習で予測タイピング、音声入力、自動サマリー作成可能。
- ・「教師あり学習」では無謬の教師が必要、ゴミ入力でゴミ出力となる。
- ・bioRxiv (バイオアーカイブ) で査読誌投稿前に情報共有可能。

1. 画像診断は今後 5 年以内に機械学習に取って代わる。

この NEJM の電子版には主著者 Isaac Kohane (ハーバード大) の動画もありその中で、彼は特に画像診断 (放射線、病理、皮膚科) では今後 5 年以内に機械学習が実用化されていくだろうと言っています。

現在の治療が将来どう変わっていくか、症例を提示しています。次のようです。まず「現在ありそうな皮膚科診察」そして次に「将来の皮膚科診察」です。

【現在ありそうな皮膚科診察】

49 歳男性が肩の無痛性発疹に気付いた。数カ月後妻に勧められ皮膚科受診、脂漏性角化症と診断。後に検診で大腸ファイバーを受けた際、ナースに肩の斑状疹に気付かれ皮膚科再受診を勧められた。1 カ月後皮膚科で生検を受け良性色素沈着と診断。しかし皮膚科医は疑問を持ち生検材料の second opinion を病理医に求め、浸潤性メラノーマと確定診断。腫瘍専門医が全身化学療法を開始したが、友人が「なぜ免疫療法を受けないのか？」と忠告した。

【将来の皮膚科診察】

49 歳男性、肩の発疹に気付きスマホのアプリで写真を撮ったところ即座の皮膚科受診をスマホは勧めた。保険会社も自動的に承諾、アプリにより 2 日以内に経験ある皮膚科医が予約されこの予約は自動的に患者のカレンダーにもチェックが入った。皮膚科医により生検が行われ病理医により stage I メラノーマと診断、皮膚科医により切除が行われた。

先日小生ウォーキングしていて赤紫色の小さな花が密生する木に気付きました。初めて見る花でいったい何という花だろうと気になり、パソコンで「春、花、赤紫色」と入れて画像検索したところなんと「蘇芳 (すおう)」と一発でわかりました。機械学習ではこの入力項目の「春、花、赤紫色」を features (特徴量)、出力項目の「蘇芳」を labels (ラベル) と言うそうです。蘇芳色は源氏物語でもよく出てきますので、これだったのかあと感動でした。

「源氏物語の色辞典、吉岡幸雄著 紫紅社、2008 年」という本があります。日本では昔、色の区分は現在よりもはるかに多く、赤系統だけで 50 種類近く、緑系統 27 種類、茶色系統 46 種類等々、驚くほど細かく分類していたのです。例えば赤系統は朱色、真朱、洗朱、弁柄色、赤銅色、珊瑚色、樺色、茜色、深緋、紅葉色、紅、艶紅、深紅などなどです。昔は染色技術が未熟だから原色ばかりだろうと小生思っていたのですがとんでもない誤解でした。

この辞典を参照しながら源氏物語を読むと突然、色彩豊かな王朝絵巻が眼前に浮かび上がってきます。源氏物語では登場人物の来ている衣服の色が細かく記載されているのです。

ラブレターを出すにも紙の色にこだわります。

またラブレターに香を焚きこめたり、香を焚きこめた扇の上に夕顔の花を添えたり、思い入れが半端ではありません。

E-mail を送り付けるより、この方がはるかに成功率は高いに違いありません。

現在、スマホで写真を撮ると機械学習で花や鳥の名前を教えてくれるアプリが既にあります。小生もこれを機にスマホにダウンロードしました。

皮膚癌の **deep neural networks** による専門医レベルの診断は下記の Nature の論文で 2017 年に発表されました。

皮膚科疾患のスマホ診断が 5 年以内に一般化するというのも頷けます。

Esteva A et al, Dermatologist-level classification of skin cancer with deep Neural networks. Nature, 2017; 542: 115-8

2. 機械学習は医療の根本技術 (fundamental technology) となる。

従来コンピューター技術者はデータ処理の仕方、決定方法を **code** (プログラム構成要素) としてコンピューターに打ち込みました。例えば高血圧患者に対して適切な治療を提案するなどです。しかしこのような規則に基づくシステム (**rules-based systems**) では広大複雑な医学に対処しきれません。

従来の IT 利用と機械学習との最大の違いは、機械学習はルールに従ってプログラムするのでなく機械が教材 (**examples**) から学習していく点です。まず、ある課題に対し教材が入力 (**features**、特徴量、入力変数) され、回答の出力 (**labels**、答え、目的変数) を与えてトレーニングします。

例えば病理標本写真の **pixels** が **features**(特徴量)、「癌を含む」が **labels** (答え、目的変数)です。Features (特徴量)の選択は大変重要で、ゴミを入れればゴミしか出てきません (**Garbage in, garbage out!**)。特徴選択 (**feature selection**)だけでも 3 種類くらいの方法 (**Filter method**、**Wrapper method**、**Embedded method**) があるようです。

このトレーニングセットの **features** と **labels** から AI が学習し、今まで人類が一度も見つけない病理標本 (**features**) から癌 (**labels**) と診断するプロセスを「教師あり機械学習 (**supervised machine learning**) 」と言います。(何だか日本語としてこなれてないけど・・・)

医学での「教師あり機械学習」で既に実用化、或いは現在進行中のものに次のようなものがあります。

【例：教師あり学習（supervised machine learning）によるアプリ】

- ・電子カルテからリアルタイムで 24 時間後の重症化を予測し注意を払う。
- ・眼底画像から糖尿病性眼底診断、心筋梗塞予測。
- ・大腸カメラのリアルタイム画像から切除を要する高リスクのポリープを判定。
- ・スマート時計から心房細動、入院を要するバイタルサインの遠隔モニター。
- ・電子カルテから高額費用の患者をリアルタイムで見つける。

- ・スマホで発疹の診断。
- ・胸部 X 線のリアルタイム分析から ARDS 診断。
- ・chatbot(chat robot、自動会話ロボット)により音声会話し診断に至る。
- ・病室のワブで genetic sequencing を行い多剤耐性菌をリアルタイムで検出。

上記、「大腸カメラのリアルタイム画像で切除を要する高リスクポリープを判定する」なんて便利なものだろうと思います。

カメラを覗きながら切除ターゲットをピッピッと示してくれるのです。

医師の決断が即座にエキスパートの助言を受けられたらどうなるでしょう？

降圧薬には医師が出し慣れた薬でなく、最も効果的な薬が処方され、過剰量、エラーも是正されます。稀な疾患であってもその分野のエキスパートの診断が受けられます。

これが機械学習の恩恵です。全ての診断治療は、リアルタイムで患者のそれまでの全ての情報を基に個人化（personalize）され、過去の経験を取り入れて行われます。

今後、機械学習（machine learning）は新薬や新医療機械などと異なり根本的な技術（fundamental technology）となるだろうということです。

これは特に僻地離島では大変な福音（エバンゲリオン、good news）です。

また診断までの過程を看護師が担い、医師は患者との関係に専念できます。

3. $\sum (\mathbf{X} \cdot \mathbf{M})^2$ を最小にするのは平均値。

この NEJM の機械学習総説はあくまでも総論であって数学的詳細は一切書かれていません。しかし「機械学習は結局のところ数学」なのです。

いったいどういう風に数学を使うんだらうと興味を持ち調べてみました。

小生が理解できた範囲で説明してみます。

（ディープラーニングの数学、赤石雅典著 日経 BP 社 2019）

最も基本となるのは最小自乗法の考えです。

例えば 6、8、13 の 3 つの数の平均は $(6+8+13) / 3$ で 9 です。

この平均と各変量との差 (偏差) の総和はゼロです。つまり

$\Sigma (X-M) = 0$ 、これはこういうことです。

$$6-9=-3$$

$$8-9=-1$$

$$13-9=+4$$

つまり上の右辺の総和はゼロです。ですから $\Sigma (X-M)$ は散らばり方の尺度として用いることができません。一方、偏差を 2 乗とする $\Sigma (X-M)^2$ は数学的発展があり分散の $\sigma^2 = \Sigma (X-M)^2 / n$ や、分散の平方根である標準偏差でも使われています。つまり散らばり方の指標に使えるのです。

「この偏差の 2 乗の総和を最小にするのは平均値」です。

つまり「 $\Sigma (X-M)^2$ を最小にするのは平均値」です。

例えば下記は各変数から平均値 9 を引いた 2 乗で右辺の総和は 26 です。

$$(6-9)^2 = 9$$

$$(8-9)^2 = 1$$

$$(13-9)^2 = 16$$

計 26

一方変数から 8 を引いた 2 乗の総和は 29 で平均値 9 の時より大きくなります。

$$(6-8)^2 = 4$$

$$(8-8)^2 = 0$$

$$(13-8)^2 = 25$$

計 29

つまり「 $\Sigma (X-M)^2$ を最小にするのは平均値」です。

4. 予測値と正解値の近さの指標となる関数を損失関数という。

「 $\Sigma (X-M)^2$ を最小にするのは平均値」これこそが相関直線を求めるときの最小自乗法の基礎です。モデルの予測値と正解値がどの程度近いかを示す指標となる関数を損失関数と言います。

言い換えると「残差平方和 $\Sigma (X-M)^2$ を損失関数としてその関数値が最小となるパラメーター (学習率) を求める」のがディープラーニングということになります。

例えば体重予測で「身長 (x) から体重 (y) を推定する」のは 1 変数を使う 1 次関数で線形回帰 (linear regression) と言います。

一方、体重予測に身長と胸囲など 2 変数以上を使って推定するのは重回帰モデルで偏微分 (複数の変数のうち 1 つだけ変化し他は定数として微分) を使います。「微分とは関数グラフを無限に拡大してできる直線の傾き」のことで。

更に変数が増えて変数が 3 つになるとグラフは平面でなく立体を考える必要があります。計算は行列 (matrix) を使った方がはるかに楽になります。小生が高校生の頃は数 III で行列を勉強しましたが最近はやらないようです。機械学習で必須の数学は微積分、行列、ベクトル、指数関数、確率・統計です。変数 3 つの立体グラフは例えば味噌汁のお椀の中のような立体曲面になります。お椀の一番低いところが求めるべき点 (損失関数の最小点) です。

5. 勾配降下法で損失関数を微分し最小とするパラメーター (学習率) を見つける。

お椀の中のある 1 点の初期値 $L(u, v)$ からお椀の最低点に向かって一番大きく減少する方向 (ベクトル) を見つけその方向に微少量だけ変化させこれを $L(u_1, v_1)$ としてこれをひたすら繰り返すのです。これを勾配降下法と言います。微分はカーブを拡大したときの直線の傾きですから曲面では平面になります。

勾配降下法は損失関数を最小とするような最適なパラメーターを見つめるためのものです。このパラメーターのことを学習率 (重みづけ) と言い最も重要なパラメーターです。

「ディープラーニングの繰り返し計算の本質は損失関数の微分」だそうです。

ヒトと AI の大きな違いは、這い這いする赤ん坊はネコを数匹見ればチーターとの違いが判りますがコンピューターははるかに多くの例示が必要です。しかし裏返せば (flipside) 機械は人と違い注意散漫となることなく膨大なデータを処理できます。

例えば AI がイチゴとリンゴの画像を見分ける際、正解 (label) を与えておき学習させます。新たにイチゴの画像を見て、AI がイチゴの確率が 50%、リンゴの確率が 50%としたとします。正解はイチゴ 100%、リンゴ 0%です。誤差はイチゴが 50%、リンゴも 50%、これを足すと誤差合計 100%となります。人工知能はこの誤差 (損失関数) が小さくなるように重みづけ (学習率) を変えていくのです。

「尖った形をしている」「ブツブツしている」特徴 (feature) があればイチゴとする重みづけ (学習率) を 1 に、リンゴとする重みづけを 0 とします。このように少しずつ学習率を変化させながらお椀の底に落ち着くようにベクトルの量と方向 (微分による直線の傾き) を変化させていくのです。

小生の車は速度標識を自動的に認識してコンソールに制限速度を表示します。多分画面の上の方で丸く見えて、中に数字が書いてある物体に重みづけをしているのでしょう。

6. 迷惑メール振り分けは2値分類で決定境界を引きシグモイド関数使用。

一方、迷惑メールの振り分けに使うのは「教師なし機械学習 (nonsupervised machine learning)」と言って2つのグループ間に境界線 (直線の決定境界) を引く2値分類の問題になります (ロジスティック回帰)。つまり0か1かの確率を決定すればよいので、下記の式のような縦軸が0から1の値をとるS字型のシグモイド関数が便利です。

$$y = 1 / (1 + \exp(-x))$$

直線回帰の時は入力データ X と出力データ Y の関係を示す直線ですが、2値問題、多値問題はグループ分けをするための境界線の直線です。ですから同じ直線と言っても意味が全く異なります。迷惑メールは迷惑メール (1) なのかそうでない (0) のか2つのグループの境界に直線を引ければよいだけなのです。

多値分類 (multivariate logistic regression) の場合は、一つの分類器に複数の値の予測をさせるのではなく0から1までの確率値を出力する複数の分類器を並列に置き、確率値の最も高い分類器に対応する値をモデル全体の予測値とします。複数の分類器を並列に置くので、ここでも行列 (matrix) が必要になります。

7. Alpha Go は未来価値 Q を最大化する強化学習を行う。

1997年IBMのAI、ディープブルーがチェスの世界チャンピオン、ガルリ・カスパロフを破りました。ディープブルーはチェスで1秒間に2億手の先読みをしました。しかし碁の場合、碁の局面は 2×10^{172} 通りあり、力まかせの探索は不可能でした。AIが碁のチャンピオンに勝つまでには20年かかったのです。

Alpha Go は価値を最大化する強化学習 (reinforcement learning) により 2016 年 3 月に韓国の碁チャンピオン李世石 (○は木の下に乙) に 4 勝 1 敗で勝ち、2017 年 5 月には中国の世界チャンピオン劉潔 (○は木に可) に 3 局全勝しました。これは人間と機械の最終決戦でした。この対局で機械は人間では想像もつかないような手を使い、現在この布石はプロ棋士に模倣されているそうです。

強化学習 (reinforcement learning) は「教師あり学習」と「教師なし学習」の中間の学習法です。

観測値を入力して方策と呼ばれる行動方針を出力し外部に働きかけます。出力時に正解はわかりませんがしばらく経過した後で報酬の形でそれが正解わかります。

強化学習は数学的には未来を考えた価値 Q (状態行動価値) をいかに最大化するかアルゴリズム (計算方法) で下記のような式です。

$$Q(s_t, a_t) = E_{s_{t+1}}(r_{t+1} + \gamma E_{a_{t+1}}(Q(s_{t+1}, a_{t+1})))$$

s_t は現在の状態、 a_t は現在の行動、 E は期待値、 $t+1$ は現時点 t より一つ先の時点です。

r_{t+1} は得られる即時報酬、 γ は割引率と言って将来の価値をどれだけ割り引いて考えるかのパラメータです。

つまり近視眼的に短期的報酬を増やすのではなく一次的な損はしても、未来の価値 Q を最大化するためのアルゴリズム (計算方法) なのです。株売買に使われるようです。

Alpha Go Master が 2017 年 5 月に碁の世界チャンピオン劉潔 (○は木に可) に全勝した後、更に進化した Alpha Go Zero が 2017 年 10 月 18 日に誕生しました。これはなんと過去の試合データが不要で自己対局のみでスキルアップ、その 40 日後に旧版の Alpha Go Master に完勝しました。過去の試合データが不要というのには驚きます。

更に 2017 年 12 月 15 日には囲碁以外にも進化対応した Alpha Zero が Alpha Go Zero をわずか 8 時間の学習で上回ったのです。

8. neural network で隠れ層が 1 つ以上あるものを deep learning という。

痛覚神経は末梢から脊髄後角に入り、ここでニューロンを乗り換えて視床に達し、さらにここでニューロンを乗り換えて大脳に至ります。

この途中に介在する脊髄後角から視床までの入力、出力は見えません。
ここの神経部分のことをニューラルネットワークでは隠れ層 (hidden layer) と言います。情報処理のニューラルネットワークで入力、出力の見えない「隠れ層」が1つ以上あるものを Deep learning と言います。

ここで以上のまとめとして下記のユーチューブの「機械学習の数学」のサイトをご覧ください。エッセンス中のエッセンスを大変わかりやすくまとめています。英語ですが聞き取りやすい英語です。

<https://www.youtube.com/watch?v=8onB7rPG4Pk>

(mathematics of machine learning)

機械学習の数学のエッセンスを実に見事にまとめています。

(you tube 9分52秒)

9.機械は患者予後を医師の経験よりも正確に予測できる。

患者予後は医師の経験よりも AIの方が正確に予測できます。

これによりハイリスク患者の拾い出しやヘルスケアサービスの利用ができます。

10. 患者自身によるデータの一元化が必要である。

データは現在電子カルテ、画像アーカイブ、支払いシステム、薬局、患者のスマホなどに散在しており、患者自身により一元化する必要があります。

へーと思ったのは、HTML (Web ページ作成言語、Hypertext Markup Language: クリックするとホームページに飛ぶハイパーリンクを埋め込める言語) は電子カルテよりも index 作成にやっかい (messier) なのだそうです。

NEJM, Oct.11, 2018 に精密医療 (precision medicine) の総説がありました。

この中で強調されているのは、precision medicine (精密医療) を行う為には膨大な、異なる臨床情報、科学的情報の統合が必要であり、そのツールがなくては始まらないと言うのです。

この共通プラットフォームであるツールを作ることこそが precision medicine の一丁目一番地だと言うのです。ツールさえ作れば、あとは急速に発達します。

現在、国内でも色々な電子カルテが使われています。

当、西伊豆健育会病院では ソフトウェアサービス社の電カルを使用していますが富士通の電カルとの互換性はありません。

共通プラットフォーム（オントロジーと云うのだそうです）を作り、また病名の統一を行うことが最重要なのです。

例えば肝臓がんのことを肝癌、hepatoma、HCC と言いますがこれでは機械は同じものと認識できません。用語の統一が必要なのです。

オントロジーで概念の関係づけができて初めて論理的推論、機械学習が可能となるというのです。

つい先日、静岡県から当西伊豆健育会病院に、第3次病院の電カルとやりとりできる interface を導入して頂けるという話がありました。

まさに共通プラットフォーム（ontology）の話です。

導入には数百万円かかります。

現在、急速にデータを患者自身が使える「patient-controlled application programming interfaces」が採用されつつあるのだそうです。

例えば Fast Healthcare Interoperability Resources (FHIR) というアプリでデータ集積ができます。

1 1. 電カル+機械学習で予測タイピング、音声入力、自動サマリー作成可能。

当、西伊豆健育会病院では 5 年前に電子カルテを導入しました。

導入してみて大変便利なものだなと思いました。家族歴も一度作れば、入院毎に更新していくだけですし画像も一発で出てフィルム保管庫も不要となりました。

ただ隣町の紙カルテを使っている開業の先生から、患者さんが

「当院に来ると医師がパソコン画面ばかり見ている患者を見ない」と言っていたそうで反省です。

小生の外来では医療事務補助者が代わりに打ち込んでくれるので

大助かりです。カリウム上昇など検査異常値もいち早く教えてくれて今まで何度も助けられました。

この総説によると現在の電子カルテは支払いのチェックボックス、

病院管理文書、データ入力に時間がかかり user interface も使い勝手が悪いというのです。

電子カルテにも機械学習の手法を取り入れればクリックも少なく済むし、予測タイピング (predictive typing)、音声入力 (voice dictation)、自動サマリー作成なども可能で、カルテから自動的支払いも出来、医師以外にも便利であると言うのです。医師は患者との関係にもっと時間を割くことができます。

AIが自動サマリーを作ってくれたら、本当に助かります。

当、西伊豆健育会病院では20年前に医療機能評価機構の認定を受け、つい先日5年ぶり4回目の評価を受審しました。

医療機能評価では、医師がカルテを例えどんなに丁寧に書いていても退院サマリーがなければ零点です。

無論、喫煙場所があったりしたら話になりません。

3人のサーベイヤーが来るのですが、院内で職員をつかまえて

「この病院の理念は？」など、院長の小生だって知らないようなことを聞かれますから、気が気ではありません。

AIにより、電子カルテだけでなく手術中の術野でリアルタイムに重要組織や予想しなかった解剖学的変異の指摘、正確なガーゼカウントなども可能です。

今後、電子カルテの発達だけでなく法整備、プライバシー保護などのインフラ整備も必要だとのこと。

12. 「教師あり学習」では無謬の教師が必要、ゴミ入力でゴミ出力となる。

ベテラン医師は些細なサインから正常か異常か (outlier) を見分けることができます。

未熟な医師は患者から十分な情報を引き出せなくて所見を記録せず、機械が間違ふこともあり得ます。また機械が overdiagnosis、受診料に影響されることも有り得ます。

しかしAIはリアルタイムで患者への質問や試験を医師に提示することができます。現場の治療とAIが提示する治療を比較することもできます。これは過誤が多い出産や、医師が自信を持ってない場合に有用です。

機械学習は今までのデータからだて医師の好みの治療を提示し、必ずしも理想的治療を提示しないかもしれません。

データが膨大で noisy input が noisy output になることもあります。

つまり「garbage in, garbage out」です。

ベテラン医師が機械に教師データを常に提示し続けることは難しいし、地域ごとに合わせることも楽なことではありません。また米国では不必要な治療が行われていたり、保険未加入で治療を受けない者もありそのような過去データをどう識別するかも問題だとのこと。

AI を現場で使用できるようにするには、たとえ信頼性が低くてもそこで使用している同じデータを使うのが好ましいとのこと。

またデータ数が少ない場合は医師が手作業で選別しないとまともなデータになりません。元データの label が間違っている可能性もあるのです。画像モデルでは「無謬」の医師がそれぞれの画像のグレーディングを行って「ground truth」を作成することが必要なのです。

1.3. bioRxiv (バイオアーカイブ) で査読誌投稿前に情報共有可能。

物理学領域では以前から情報共有の為、arXiv (アーカイブ、X はエックスでなくカイ) といって論文を査読に出す前に投稿するサイト (preprint repository) があるのだそうです。査読誌に投稿する前に (プリント前に)、読者がいち早く情報を共有、コメントすることが可能なのです。これに出しても多くの査読誌に再投稿ができます。

小生、全然知らなかったのですが、2013 年 11 月にはこれに倣って生物医学分野でも bioRxiv (バイオアーカイブ) ができ、同じことが行われるようになったのだそうです。Cold Spring Harbor Laboratory Press が運営しています。

なお AI の学会には以下のようなものがあります。

- NeurIPS: 生物・人工神経ネットワークの学会。AI 分野では最大の学会。
- the International Conference of Machine Learning

最後に「医学への機械学習導入により患者・医師関係は改善する」と筆者は断言しています。

それでは NEJM 総説「医学での機械学習」最重要点 13 の怒涛の反復です！

- 画像診断は今後 5 年以内に機械学習に取って代わる。
- 機械学習は医療の根本技術 (fundamental technology) となる。
- $\sum (\mathbf{X}-\mathbf{M})^2$ を最小にするのは平均値。
- 予測値と正解値の近さの指標となる関数を損失関数という。
- 勾配降下法で損失関数を微分し最小とするパラメーター (学習率) を見つける。

- ・ 迷惑メール振り分けは2値分類で決定境界を引きシグモイド関数使用。
 - ・ Alpha Go は未来価値 Q を最大化する強化学習を行う。
 - ・ neural network で隠れ層が1つ以上あるものを deep learning という。
 - ・ 機械は患者予後を医師の経験よりも正確に予測できる。
 - ・ 患者自身によるデータの一元化が必要である。
-
- ・ 電カル+機械学習で予測タイピング、音声入力、自動サマリー作成可能。
 - ・ 「教師あり学習」では無謬の教師が必要、ゴミ入力でゴミ出力となる。
 - ・ bioRxiv (バイオアーカイブ) で査読誌投稿前に情報共有可能。