コドプロワールド！ ｜ JDLA G検定 対策

G検定カンペ 印刷版チートシート

現行シラバスのキーワードを、章・中項目の順に「ひとことで言うと」付きでまとめました。

シラバス第1.4版対応　全481キーワード　全10章　2026年11月版

Web版はこちら
（詳しい解説つき）

1 章を探す
右端のつめ見出しと、ページ上の章名で今いる章が分かります

2 中項目で絞る
色付きの見出し（例：3-2 教師なし学習）ごとに用語が並んでいます

3 Web版で深掘り
QRコードから、用語ごとの詳しい解説記事へ進めます

目次

1 人工知能とは — 人工知能の定義・人工知能分野で議論される問題 — p.2 — 18語

2 人工知能をめぐる動向 — 探索・推論・知識表現とエキスパートシステム・機械… — p.2 — 36語

3 機械学習の概要 — 教師あり学習・教師なし学習・強化学習・モデルの選… — p.3 — 62語

4 ディープラーニングの概要 — ニューラルネットワークとディープラーニング・活性… — p.5 — 52語

5 ディープラーニングの要素技術 — 全結合層・畳み込み層・正規化層・プーリング層・ス… — p.6 — 60語

6 ディープラーニングの応用例 — 画像認識・自然言語処理・音声処理・深層強化学習… — p.8 — 131語

7 AIの社会実装に向けて — AIプロジェクトの進め方・データの収集・加工・分… — p.11 — 23語

8 AIに必要な数理・統計知識 — AIに必要な数理・統計知識 — p.12 — 29語

9 AIに関する法律と契約 — 個人情報保護法・著作権法・特許法・不正競争防止… — p.12 — 39語

10 AI倫理・AIガバナンス — 国内外のガイドライン・プライバシー・公平性・安… — p.14 — 45語

本番で迷いやすい「まぎらわしい用語」早見表

適合率／再現率
適合率は「誤検知を減らしたい」とき、再現率は「見逃しを減らしたい」ときに重視する

第一種の過誤／第二種の過誤
第一種は差がないのに「ある」とする（あわてんぼう）、第二種は差があるのに「ない」とする（ぼんやり）

L1正則化／L2正則化
L1は重みがちょうど0になる（ラッソ）、L2は重みが全体的に小さくなる（リッジ）

バギング／ブースティング
バギングは並列に作って多数決、ブースティングは直列に前の間違いを直していく

ロジスティック回帰
名前は「回帰」だが、分類の手法

強いAI・弱いAI／汎用型・特化型
強い・弱いは「心を持つか」、汎用・特化は「できることの範囲」の分類

セマンティック／インスタンス／パノプティック
画素のクラスだけ／個体ごと（背景は扱わない）／その両方

BERT／GPT
BERTはエンコーダで文の前後から読む、GPTはデコーダで次の単語を予測する（文章生成が得意）

GAN／VAE／拡散モデル
GANは生成器と識別器を競わせる、VAEは潜在変数を確率分布で学ぶ、拡散モデルはノイズを取り除いて生成する

Pix2Pix／CycleGAN
Pix2Pixはペアの画像が必要、CycleGANはペアがなくても変換を学べる

AdaGrad／RMSprop／Adam
学習率をどんどん下げる／直近を重視して下がりすぎを防ぐ／モーメンタムとRMSpropの組み合わせ

匿名加工情報／仮名加工情報
匿名は元に戻せず第三者提供もできる、仮名は照合すれば戻せるので主に社内の分析用

営業秘密／限定提供データ
営業秘密は秘密にして管理する情報、限定提供データは特定の相手に提供することが前提のデータ

CHAPTER 01

人工知能とは 18語

AIの定義と、AIの限界をめぐる議論。年号と人物名がそのまま問われやすい

1-1 人工知能の定義　1-2 人工知能分野で議論される問題

1-1 人工知能の定義 第1章

AI効果	仕組みが分かった途端「それは単なる自動化でAIではない」と見なされてしまう現象
エージェント	環境を観測し、目的に合った行動を自分で選んで実行する主体。AIをエージェントとして捉える考え方がある
人工知能	1956年のダートマス会議でジョン・マッカーシーが名付けた。研究者の間で定義は統一されていない
機械学習	データから規則やパターンを学習し、経験によって性能が上がる仕組み。AIの中核技術
ディープラーニング	層を深く重ねたニューラルネットワークで学習する機械学習の手法。特徴量を自動で学習できる

1-2 人工知能分野で議論される問題 第1章

シンギュラリティ	AIが人間を超え、自分より賢いAIを生み出せるようになる転換点。カーツワイルは2045年と予測
シンボルグラウンディング問題	記号（言葉）と現実の意味を結び付けられない問題。1990年ハルナッドが提起
身体性	知能が成り立つには、身体を通じて環境とやり取りする経験が必要だという考え方
ダートマス会議	1956年。「人工知能」という言葉が初めて使われた研究会

1-2 人工知能分野で議論される問題 第1章

トイ・プロブレム	迷路やパズルのように、ルールが明確な「おもちゃの問題」。第1次ブームのAIはこれしか解けなかった
知識獲得のボトルネック	人間の膨大な知識（暗黙知や常識）をコンピュータに取り込みきれない問題。第2次ブーム終了の原因
チューリングテスト	会話をして人間と区別できなければ知能があるとみなすテスト。1950年アラン・チューリング提案
中国語の部屋	記号操作だけでは「理解」していないと主張した思考実験。1980年ジョン・サールが強いAIを批判
強いAIと弱いAI	本当に心を持つのが強いAI、心があるように振る舞うだけが弱いAI。ジョン・サールの分類
統計的機械翻訳	大量の対訳データ（コーパス）から確率的に訳す方式。1990年代以降に主流化
フレーム問題	今の課題に関係あることだけを選び出せない問題。1969年マッカーシーとヘイズが提起
ルールベース機械翻訳	人が文法ルールと辞書を書いて訳す方式。初期の機械翻訳の主流
ローブナーコンテスト	チューリングテストに合格するAIを競う大会。1991年から開催

CHAPTER 02

人工知能をめぐる動向 36語

3つのAIブームの流れ。システム名と「何をするものか」の組み合わせが頻出

2-1 探索・推論　2-2 知識表現とエキスパートシステム　2-3 機械学習　2-4 ディープラーニング

2-1 探索・推論 第2章

αβ法	Mini-Max法で、調べても結果が変わらない枝を刈り込んで探索を速くする方法
Mini-Max法	自分は得点を最大化、相手は最小化すると仮定して最善手を選ぶ探索方法
SHRDLU	1970年頃テリー・ウィノグラードが開発。積み木の世界を英語の指示で動かしたシステム
STRIPS	自動計画（プランニング）の記述方法。「前提条件・行動・結果」の組で表す
探索木	場合分けを木の形で表し、ゴールまでの道筋を探す方法
ハノイの塔	円盤を別の柱に移すパズル。探索木で解ける代表的なトイ・プロブレム
幅優先探索	浅い階層から順に全部調べる探索。最短経路が必ず見つかるがメモリを多く使う

2-1 探索・推論 第2章

深さ優先探索	行けるところまで深く進み、行き止まりで戻る探索。メモリは少ないが最短とは限らない
ブルートフォース	考えられる手をしらみつぶしに全部試す力技の方法
モンテカルロ法	ランダムなシミュレーションを大量に行って評価値を求める方法。囲碁AIの盤面評価で使われた

2-2 知識表現とエキスパートシステム 第2章

Cycプロジェクト	一般常識をすべて知識ベース化しようとする試み。1984年からダグラス・レナートが進める
DENDRAL	1960年代スタンフォード大。有機化合物の構造を推定した最初期のエキスパートシステム

2-2 知識表現とエキスパートシステム　第2章

is-a・has-a・part-ofの関係	意味ネットワークの関係。is-aは「〜の一種」（推移律が成り立つ）、has-aは「〜を持つ」、part-ofは「〜の一部」
QuestionAnswering	質問に対して答えを返すタスク。IBMのワトソンが代表例
意味ネットワーク	概念をノード、概念同士の関係を矢印でつないで知識を表す方法
イライザ（ELIZA）	1966年ワイゼンバウムが開発した対話プログラム。パターンに当てはめて返事をするだけ
インタビューシステム	専門家から知識を聞き出して整理し、知識ベースを作るためのシステム
ウェブマイニング	Web上の大量の情報から有用なパターンや知識を掘り出すこと
オントロジー	概念とその関係を体系的に定義したもの。ヘビーウェイト（人が厳密に作る）とライトウェイト（自動で作る）がある
セマンティックWeb	Webページに意味情報（メタデータ）を付け、コンピュータが内容を理解できるようにする構想
データマイニング	大量のデータから有用なパターンや規則を掘り出すこと
東ロボくん	東大合格を目指したAIプロジェクト。読解力の壁があり2016年に東大合格を断念
マイシン（MYCIN）	1970年代スタンフォード大。血液の感染症を診断し抗生物質を提案したエキスパートシステム
ワトソン	IBMの質問応答システム。2011年にクイズ番組「ジェパディ!」で人間の王者に勝利

2-3 機械学習　第2章

次元の呪い	特徴量の次元が増えると、必要なデータ量が爆発的に増えて学習が難しくなる問題
スパムフィルタ	迷惑メールを自動で判定する仕組み。機械学習の初期の代表的な応用
ビッグデータ	量・種類・発生速度が大きく、従来の方法では扱いきれないデータ。第3次ブームの燃料
レコメンデーションエンジン	利用者の好みを予測して商品などを勧める仕組み
統計的自然言語処理	大量の文章データ（コーパス）から確率的に言葉を処理する方法

2-4 ディープラーニング　第2章

ImageNet	1400万枚以上の画像にラベルを付けた大規模データセット。ILSVRCで使われた
ILSVRC	ImageNetを使った画像認識の国際コンテスト。2012年にAlexNetが圧勝しディープラーニングが注目された
LeNet	1998年ヤン・ルカンらが提案。畳み込み層とサブサンプリング（プーリング）層を持つCNN
アルファ碁（AlphaGo）	DeepMindの囲碁AI。2016年にイ・セドル九段に勝利
人間の神経回路	ニューラルネットワークは脳の神経細胞（ニューロン）のつながりをまねて作られた
ネオコグニトロン	1980年に福島邦彦が提案。S細胞とC細胞の層を持つ、CNNの元祖
生成AI	学習したデータをもとに、文章・画像・音声などの新しいコンテンツを作り出すAI

CHAPTER 03 機械学習の概要 62語

教師あり・教師なし・強化学習と評価方法。評価指標は「何を重視するときに使うか」まで

3-1 教師あり学習　3-2 教師なし学習　3-3 強化学習　3-4 モデルの選択・評価

3-1 教師あり学習　第3章

アンサンブル学習	複数のモデルを組み合わせて精度を上げる方法の総称
カーネル	SVMで、データを高次元に写したときの類似度を計算する関数（カーネル関数）
カーネルトリック	データを高次元に写す計算を、実際に写さずカーネル関数だけで効率よく行う工夫
回帰問題	売上や気温のように、連続した数値を予測する問題
決定木	「もし〜なら」の分岐を木の形で積み重ねて予測する。結果を説明しやすい
勾配ブースティング	誤差の勾配を使って、前のモデルの間違いを直す木を順番に足していくブースティング
サポートベクターマシン（SVM）	クラスの境界線と、最も近いデータとの距離（マージン）を最大化する手法
線形回帰	データに一番よく合う直線（平面）を引く回帰手法。最小二乗法で求める

3-1 教師あり学習　第3章

自己回帰モデル（ARモデル）	過去の自分の値から未来の値を予測する時系列モデル
単回帰分析	1つの説明変数で目的変数を予測する回帰分析
重回帰分析	2つ以上の説明変数で目的変数を予測する回帰分析
多クラス分類	3つ以上のカテゴリから1つを選ぶ分類問題。出力層でソフトマックス関数をよく使う
バギング	データを重複ありで抜き出して複数のモデルを並列に学習し、多数決や平均でまとめる
ブースティング	前のモデルが間違えたところを重点的に、次のモデルを直列に学習していく
ブートストラップサンプリング	元データから重複を許してランダムに抜き出すこと。バギングで使う
分類問題	犬か猫か、スパムか否かのように、カテゴリを予測する問題

3-1 教師あり学習 第3章

ベクトル自己回帰モデル（VARモデル）	複数の時系列を同時に扱い、互いの影響も含めて予測する自己回帰モデル
マージン最大化	境界線と一番近いデータ（サポートベクター）の距離を最大にする考え方
ランダムフォレスト	たくさんの決定木をバギングで作り、多数決（平均）で予測する手法
ロジスティック回帰	名前は回帰だが「分類」の手法。シグモイド関数で確率を出す

3-2 教師なし学習 第3章

k-means法	あらかじめ決めたk個のグループに、重心との距離で分けるクラスタリング手法
t-SNE	高次元データを2〜3次元に落として可視化する手法。近いもの同士の関係を保つ
ウォード法	階層的クラスタリングで、まとめたときのばらつきの増え方が最小になる組を順に結合する方法
協調フィルタリング	「自分と似た人が好きなもの」を勧める推薦方法。購買履歴などを使う
クラスタリング	正解ラベルなしで、似たデータ同士をグループに分けること
コールドスタート問題	新しい利用者や商品は履歴がなく、協調フィルタリングで推薦できない問題
コンテンツベースフィルタリング	商品自体の特徴（ジャンル等）が好みに近いものを勧める推薦方法
次元削減	情報をなるべく失わずに、特徴量の数（次元）を減らすこと
主成分分析（PCA）	データのばらつきが最大になる方向に軸を取り直して次元を減らす手法
潜在的ディリクレ配分法（LDA）	文書が複数のトピックの混ざり合いでできていると考え、トピックを推定する手法
多次元尺度構成法（MDS）	データ同士の距離関係をできるだけ保って低次元に配置する手法
デンドログラム（樹形図）	階層的クラスタリングの結合の順番を木の形で表した図
特異値分解（SVD）	行列を3つの行列の積に分解する方法。次元削減や推薦に使う
トピックモデル	文書の背後にある話題（トピック）を推定するモデルの総称。LDAが代表

3-3 強化学習 第3章

Actor-Critic	行動を決めるActor（方策）と、それを評価するCritic（価値）を組み合わせた手法
ε-greedy方策	確率εでランダムに探索し、それ以外は今一番良い行動を選ぶ方策
REINFORCE	方策勾配法の代表的なアルゴリズム
Q学習	行動価値（Q値）を更新しながら最適な行動を学ぶ代表的手法。方策オフ型
UCB方策	まだあまり試していない行動を優先して試す方策

3-3 強化学習 第3章

行動価値関数	ある状態である行動を取ったときに、将来得られる報酬の期待値（Q値）
状態価値関数	ある状態にいるときに、将来得られる報酬の期待値
バンディットアルゴリズム	「今わかっている良い手を使う（活用）」と「新しい手を試す（探索）」のバランスを取る方法
方策勾配法	価値ではなく、方策（行動の選び方）そのものを直接最適化する方法
マルコフ決定過程	次の状態が今の状態と行動だけで決まる（マルコフ性）環境での意思決定のモデル
割引率	将来の報酬をどれだけ割り引いて考えるかを表す0〜1の値
SARSA	実際に選んだ次の行動のQ値で更新する手法。方策オン型

3-4 モデルの選択・評価 第3章

k-分割交差検証	データをk個に分け、テスト役を入れ替えながらk回評価して平均する方法
平均二乗誤差（MSE）	誤差を2乗して平均した値。大きな外れに厳しい
二乗平均平方根誤差（RMSE）	MSEの平方根。元のデータと単位がそろう
平均絶対値誤差（MAE）	誤差の絶対値の平均。外れ値の影響を受けにくい
ROC曲線・AUC	しきい値を変えたときの偽陽性率と真陽性率の曲線がROC曲線。その下の面積がAUCで1に近いほど良い
赤池情報量規準（AIC）	当てはまりの良さとモデルの複雑さのバランスを見る指標。小さいほど良い
オッカムの剃刀	同じくらい説明できるなら、より単純なモデルを選ぶべきという考え方
過学習	訓練データを覚えすぎて未知データに弱くなること。訓練誤差は小さいのに汎化誤差が大きい
交差検証	データの分け方を変えながら何度も評価し、性能を公平に測る方法
偽陽性・偽陰性	偽陽性は陽性と予測したが実は陰性（誤検知）、偽陰性は陰性と予測したが実は陽性（見逃し）
真陽性・真陰性	真陽性は陽性と予測して本当に陽性、真陰性は陰性と予測して本当に陰性（どちらも当たり）
混同行列	予測と正解の組み合わせ（TP・FP・FN・TN）を数えて表にしたもの
正解率・適合率・再現率・F値	正解率＝全体の当たり、適合率＝陽性予測の当たり、再現率＝本当の陽性の見つけ率、F値＝適合率と再現率の調和平均
汎化性能	学習に使っていない未知のデータに対する性能。これを高めるのが機械学習の目的
ベイズ情報量規準（BIC）	AICより複雑さへのペナルティが強いモデル選択の指標。小さいほど良い

3-4 モデルの選択・評価　第3章

ホールドアウト検証	データを学習用とテスト用に1回だけ分けて評価する方法

CHAPTER 04

ディープラーニングの概要 52語

ニューラルネットワークの仕組みと学習の部品。最適化手法は発表年の順番も問われる

4-1 ニューラルネットワークとディープラーニング　4-2 活性化関数　4-3 誤差関数　4-4 正則化　4-5 誤差逆伝播法　4-6 最適化手法

4-1 ニューラルネットワークとディープラーニング　第4章

CPU	コンピュータの中心となる処理装置。複雑な処理を順番にこなすのが得意
GPU	画像処理用の装置。単純な計算を大量に並列で処理するのが得意で、ディープラーニングの学習に使われる
TPU	Googleが開発した、テンソル計算（ディープラーニング）専用のプロセッサ
隠れ層・入力層・出力層	データを受け取る入力層、途中で特徴を変換する隠れ層（中間層）、結果を出す出力層
多層パーセプトロン	入力層と出力層の間に隠れ層を持つニューラルネットワーク。非線形な問題も解ける
単純パーセプトロン	入力層と出力層だけのニューラルネットワーク。1958年 ローゼンブラット提案。線形分離可能な問題しか解けない

4-2 活性化関数　第4章

Leaky ReLU関数	ReLUの0以下の部分にわずかな傾きを付けた関数。ニューロンが学習しなくなるのを防ぐ
ReLU関数	入力が0以下なら0、正ならそのまま出力する関数。勾配消失しにくく現在の主流
tanh関数	出力が-1〜1の関数。微分の最大値は1でシグモイドより勾配消失しにくい
シグモイド関数	出力が0〜1の関数。微分の最大値が0.25と小さく、勾配消失が起きやすい
ソフトマックス関数	出力の合計が1になるよう変換する関数。多クラス分類の出力層で使う
勾配消失問題	層を深くすると、逆伝播の途中で勾配が0に近づき前の層が学習しなくなる問題

4-3 誤差関数　第4章

Contrastive Loss	2つのデータの組について、似たペアは近く、違うペアは遠くなるよう学ぶ距離学習の誤差関数
Triplet Loss	基準・似たデータ・違うデータの3つ組で、似たものを近く違うものを遠くする距離学習の誤差関数
カルバック・ライブラー情報量（KL）	2つの確率分布の違いを測る指標（KLダイバージェンス）。VAEなどで使う
交差エントロピー	予測した確率分布と正解の分布のずれを測る誤差関数。分類問題でよく使う
平均二乗誤差関数	予測と正解の差の2乗の平均を誤差とする関数。回帰問題でよく使う

4-4 正則化　第4章

L0正則化	0でない重みの個数をペナルティにする正則化
L1正則化	重みの絶対値の和をペナルティにする正則化。不要な重みがちょうど0になりやすい
L2正則化	重みの2乗の和をペナルティにする正則化。重みが全体的に小さくなる（荷重減衰）
正則化	モデルが複雑になりすぎないようペナルティを加え、過学習を防ぐこと
ドロップアウト	学習中にランダムにニューロンを無効化して過学習を防ぐ。アンサンブル学習に近い効果
ラッソ回帰	L1正則化を加えた線形回帰。不要な変数の係数が0になる（変数選択）
リッジ回帰	L2正則化を加えた線形回帰。係数を全体的に小さくして過学習を防ぐ

4-5 誤差逆伝播法　第4章

勾配消失問題	誤差逆伝播で、入力層に近づくほど勾配が小さくなり学習が進まなくなる問題
勾配爆発問題	誤差逆伝播で勾配が大きくなりすぎ、学習が不安定になる問題
信用割当問題	どの重みが結果にどれだけ貢献したかを決める問題。誤差逆伝播法で解決した
連鎖律	合成関数の微分は、各関数の微分の掛け算で求められるという法則。誤差逆伝播法の計算の土台

4-6 最適化手法 第4章

AdaBound	学習初期はAdamのように、後半はSGDのように振る舞うよう学習率に上限と下限を設けた手法（2019年）
AdaDelta	AdaGradを改良し、学習率の初期値を設定しなくてもよくした手法（2012年）
AdaGrad	よく更新されたパラメータほど学習率を小さくする手法（2011年）。後半は更新がほぼ止まる
Adam	モーメンタムとRMSpropの考え方を組み合わせた手法（2014年）。現在もよく使われる
AMSBound	AMSGradに学習率の上限と下限を設けた手法。AdaBoundと同じ論文で提案（2019年）
RMSprop	直近の勾配を重視して、AdaGradの学習率が小さくなりすぎる欠点を改善した手法（2012年）
鞍点	ある方向では最小、別の方向では最大になっている点。勾配が0になり学習が停滞しやすい
イテレーション	重みを1回更新すること。ミニバッチ1つ分の学習が1イテレーション
エポック	訓練データ全体を1周学習すること
オンライン学習	データを1件ずつ使って、そのたびに重みを更新する学習方法
学習率	1回の更新でどれだけ重みを動かすかを決める値。大きすぎると発散、小さすぎると遅い
確率的勾配降下法（SGD）	ランダムに選んだデータで勾配を計算して重みを更新する方法。局所解から抜け出しやすい

4-6 最適化手法 第4章

グリッドサーチ	ハイパーパラメータの候補をすべての組み合わせで試す方法
勾配降下法	誤差関数の傾き（勾配）を下る方向に、少しずつ重みを更新する方法
局所最適解	周りの中では最も良いが、全体で見ると最良ではない解
早期終了	検証データの誤差が上がり始めたところで学習を打ち切り、過学習を防ぐ方法
大域最適解	全体で見て最も良い（誤差が最小の）解
二重降下現象	モデルを大きくすると誤差が一度上がった後、再び下がる現象
ノーフリーランチの定理	どんな問題にも最も良い万能なアルゴリズムは存在しないという定理
ハイパーパラメータ	学習率や層の数など、人が学習の前に決める設定値
バッチ学習	訓練データ全体を使って勾配を計算し、まとめて重みを更新する学習方法
ミニバッチ学習	訓練データを小さなまとまり（ミニバッチ）に分け、まとまりごとに重みを更新する学習方法
モーメンタム	前回の更新方向を慣性として加え、振動を抑えて速く収束させる手法
ランダムサーチ	ハイパーパラメータの組み合わせをランダムに選んで試す方法

CHAPTER 05 ディープラーニングの要素技術 60語

ネットワークを組み立てる「部品」。正規化層・Attention・データ拡張は英語名で覚える

5-1 全結合層 5-2 畳み込み層 5-3 正規化層 5-4 プーリング層 5-5 スキップ結合 5-6 回帰結合層 5-7 Attention 5-8 オートエンコーダ 5-9 データ拡張

5-1 全結合層 第5章

重み	入力の重要度を表す値。学習によって調整されるパラメータ
線形関数	入力に重みを掛けて足し合わせ、バイアスを加える計算。全結合層の中身

5-2 畳み込み層 第5章

Atrous Convolution	フィルタの間隔を空けて畳み込み、少ない計算で広い範囲を見る方法（Dilated Convolutionと同じ）
Depthwise Separable Convolution	畳み込みを「チャネルごと」と「チャネル間」の2段階に分けて計算量を減らす方法
Dilated Convolution	フィルタの間隔を空けて畳み込み、少ない計算で広い範囲を見る方法（Atrous Convolutionと同じ）
カーネル	畳み込みで使う小さな重みの行列（フィルタと同じ意味）

5-2 畳み込み層 第5章

ストライド	フィルタを何マスずつずらして畳み込むか
畳み込み操作	フィルタを画像の上でずらしながら掛け合わせて足し、局所的な特徴を取り出す計算
畳み込みニューラルネットワーク（CNN）	畳み込み層とプーリング層を重ねたネットワーク。画像認識で主に使う
特徴マップ	畳み込みで取り出された特徴を並べた出力
パディング	画像の周りを0などで埋めて、畳み込み後もサイズを保つ工夫
フィルタ	畳み込みで画像に掛け合わせる小さな重みの行列。学習で値が決まる

5-3 正規化層 第5章

グループ正規化	チャネルをいくつかのグループに分けて、グループごとに正規化する方法
バッチ正規化	ミニバッチごとに各層の入力を正規化し、学習を安定・高速化する方法（2015年）
レイヤー正規化	1つのデータ内の全チャネルをまとめて正規化する方法。Transformerで使われる
インスタンス正規化	1つのデータの1チャネルごとに正規化する方法。画像のスタイル変換で使われる

5-4 プーリング層 第5章

グローバルアベレージプーリング（GAP）	特徴マップ全体の平均を1つの値にするプーリング。全結合層の代わりに使える
最大値プーリング	領域内の最大値を取って縮小するプーリング
不変性の獲得	プーリングにより、物体の位置が少しずれても同じ特徴として扱えるようになること
平均値プーリング	領域内の平均値を取って縮小するプーリング

5-5 スキップ結合 第5章

ResNet	層を飛ばして入力を後ろに足すスキップ結合を導入したモデル。2015年ILSVRC優勝、152層

5-6 回帰結合層 第5章

BPTT	時間をさかのぼって誤差を伝える、RNNの学習方法（通時的誤差逆伝播法）
GRU	LSTMを簡略化し、リセットゲートと更新ゲートの2つにしたもの
LSTM	RNNに記憶セル（CEC）と入力・出力・忘却の3つのゲートを加え、長期の依存関係を学べるようにした
エルマンネットワーク	隠れ層の出力を次の時刻の入力に戻す、基本的なRNN
勾配消失問題	RNNで時間をさかのぼるほど勾配が小さくなり、長い過去の情報を学べなくなる問題
勾配爆発問題	RNNで時間をさかのぼるほど勾配が大きくなり、学習が不安定になる問題
教師強制	デコーダの学習時に、前の時刻の予測ではなく正解を入力として与える方法
ゲート機構	情報をどれだけ通すか・忘れるかを調整する仕組み。LSTMやGRUの中心
双方向RNN（Bidirectional RNN）	過去から未来、未来から過去の両方向の情報を使うRNN
時系列データ	株価や気温、文章のように、順番（時間）に意味があるデータ
ジョルダンネットワーク	出力層の出力を次の時刻の入力に戻すRNN
リカレントニューラルネットワーク（RNN）	前の時刻の情報を次の計算に戻す構造で、順番のあるデータを扱うネットワーク

5-7 Attention 第5章

Attention	入力のどこに注目すべきかの重みを学習する仕組み
Multi-Head Attention	Attentionを複数並列に計算し、いろいろな観点の関係を同時に捉える仕組み
Self-Attention	同じ文の中の単語同士の関係に注目するAttention。Transformerの中心
Seq2Seq	入力の系列をエンコーダで読み込み、デコーダで別の系列を出力するモデル。翻訳などで使う
Source-Target Attention	翻訳元（入力）と翻訳先（出力）の対応関係に注目するAttention
Transformer	RNNを使わずAttentionだけで構成したモデル。2017年Google発表、並列計算で高速に学習できる
位置エンコーディング	Transformerに単語の順番の情報を与えるため、各単語のベクトルに足す値
キー	Attentionで、各単語が「何についての情報か」を表すベクトル。クエリと比べて注目度を決める
クエリ	Attentionで、「何を探しているか」を表すベクトル
バリュー	Attentionで、注目度に応じて取り出される各単語の中身のベクトル

5-8 オートエンコーダ 第5章

VQ-VAE・info VAE・β-VAE	VAEの発展形。VQ-VAEは潜在変数を離散化、β-VAEは要素を分けて学ぶよう調整、info VAEは潜在変数の情報を保つよう改良
次元削減	オートエンコーダの中間層で、入力を少ない次元に圧縮すること
事前学習	本番の学習の前に、大量のデータで一般的な特徴を学習しておくこと
積層オートエンコーダ	オートエンコーダを積み重ね、層ごとに事前学習する方法
変分オートエンコーダ（VAE）	潜在変数を確率分布として学習し、そこから新しいデータを生成するオートエンコーダ

5-9 データ拡張 第5章

Contrast	画像のコントラスト（明暗の差）を変えるデータ拡張
Brightness	画像の明るさを変えるデータ拡張
Crop	画像の一部を切り取るデータ拡張
CutMix	画像の一部を別の画像で置き換え、ラベルも面積比で混ぜるデータ拡張
Cutout	画像の一部を四角く隠す（塗りつぶす）データ拡張
Mixup	2枚の画像とラベルを割合で混ぜ合わせるデータ拡張
noising	テキストの単語を削除・置換するなど、ノイズを加えるデータ拡張
paraphrasing	文章を意味が同じ別の表現に言い換えるデータ拡張

5-9 データ拡張	第5章
RandAugment	たくさんの変換からランダムに選んで適用するデータ拡張。調整するパラメータが少ない
Random Erasing	画像の一部をランダムな値で塗りつぶすデータ拡張

5-9 データ拡張	第5章
Random Flip	画像をランダムに左右（上下）反転するデータ拡張
Rotate	画像を回転させるデータ拡張

CHAPTER 06

ディープラーニングの応用例 131語

画像・言語・音声・強化学習・生成・マルチモーダル・軽量化。モデル名が最も多い章

6-1 画像認識 6-2 自然言語処理 6-3 音声処理 6-4 深層強化学習 6-5 データ生成
6-6 転移学習・ファインチューニング 6-7 マルチモーダル 6-8 モデルの解釈性 6-9 モデルの軽量化

6-1 画像認識	第6章
AlexNet	2012年ILSVRCで圧勝したCNN。ヒントンのチームが開発
DeepLab	Atrous Convolutionを使うセマンティックセグメンテーションの手法
DenseNet	前の層の出力をすべて後ろの層につなぐCNN
EfficientNet	ネットワークの深さ・幅・解像度をバランスよく拡大する（複合スケーリング）CNN
Fast R-CNN	画像全体を1回だけCNNに通して高速化したR-CNN
Faster R-CNN	候補領域の抽出もニューラルネットワーク（RPN）で行い、さらに高速化した物体検出
FCN（Fully Convolutional Network）	全結合層を使わず、すべて畳み込み層で作ったセグメンテーション用ネットワーク
FPN	大きさの違う特徴マップをピラミッド状に組み合わせ、小さな物体も検出しやすくする構造
GoogLeNet	2014年ILSVRCで優勝。複数サイズのフィルタを並列に使うInceptionモジュールが特徴
Mask R-CNN	Faster R-CNNに物体の形（マスク）の予測を加えたインスタンスセグメンテーション手法
MnasNet	NASを使い、スマホでの処理速度も考慮して自動設計された軽量CNN
MobileNet	Depthwise Separable Convolutionで計算量を減らした、スマホ向けの軽量CNN
NAS（Neural Architecture Search）	ネットワークの構造そのものを自動で探索する手法
OpenPose	画像から複数人の関節位置を推定する姿勢推定手法。Parts Affinity Fieldsで関節をつなぐ
PSPNet	さまざまな大きさでプーリングし、画像全体の文脈を捉えるセグメンテーション手法
ResNet	スキップ結合で152層の深さを実現したCNN。2015年ILSVRC優勝
SegNet	エンコーダ・デコーダ構造で、プーリングした位置の情報を使って画像を復元するセグメンテーション手法
SENet	チャネルごとの重要度で特徴を重み付けするCNN。2017年ILSVRC優勝

6-1 画像認識	第6章
SSD	大きさの違う複数の特徴マップから物体を一度に検出する1段階の手法
U-Net	エンコーダとデコーダを同じ階層同士でつなぐU字型構造。医療画像でよく使われる
VGG	3×3の小さなフィルタを深く重ねたシンプルなCNN。2014年ILSVRC2位
Vision Transformer	画像を小さなパッチに分割し、単語のように扱ってTransformerで処理するモデル（2020年Google）
Wide ResNet	ResNetの層を浅くする代わりに幅（チャネル数）を広げたモデル
YOLO	画像をグリッドに分け、位置と種類を一度に予測する高速な物体検出
一般物体認識	特定の物ではなく、写っている物の種類（犬、車など）を幅広く認識するタスク
インスタンスセグメンテーション	物体の個体ごとに領域を分けるタスク。背景（空や道路）は扱わない
姿勢推定	画像や動画から人の関節の位置を推定し、姿勢を捉えるタスク
セマンティックセグメンテーション	画素ごとにクラスを分類するタスク。同じクラスの別個体は区別しない
物体検出	画像のどこに何があるかを、矩形（バウンディングボックス）で特定するタスク
物体識別	画像に写っているものが何かを当てるタスク（画像分類）
パノプティックセグメンテーション	セマンティックとインスタンスを組み合わせ、背景も個体もすべて分けるタスク

6-2 自然言語処理	第6章
BERT	Transformerのエンコーダを使い、文の前後両方向から文脈を学習するモデル（2018年Google）
BoW（Bag-of-Words）	語順を無視して、単語の出現回数だけで文書を表す方法
CBOW	周辺の単語から中心の単語を予測して分散表現を学ぶword2vecの方式
CEC	LSTMの中で情報を長く保持し続ける記憶セル

6-2 自然言語処理 第6章

ELMo	双方向LSTMを使い、文脈によって変わる単語の意味を表現するモデル（2018年）
fastText	単語をさらに細かい部分文字列に分けて学習し、未知語にも対応できるword2vecの発展形
GLUE	自然言語理解の性能をまとめて測るベンチマーク
n-gram	連続するn個の単語（文字）の並びを単位として扱う方法
PaLM	Googleが2022年に発表した約5400億パラメータの大規模言語モデル
Seq2Seq	入力の文を別の文に変換するエンコーダ・デコーダ型のモデル。翻訳や要約に使う
TF-IDF	単語の出現頻度（TF）と、その単語の珍しさ（IDF）を掛け合わせた重要度
word2vec	周辺の単語から分散表現を学習する手法。2013年Googleのミコロフらが提案
感情分析	文章が肯定的か否定的かなど、書き手の感情を判定するタスク
機械翻訳	ある言語の文章を別の言語に自動で訳すタスク。ルールベース→統計的→ニューラルの順に発展
形態素解析	文を意味を持つ最小単位（形態素）に分割し、品詞を付ける処理
構文解析	単語同士の文法的な関係（係り受けなど）を解析する処理
質問応答	質問文に対して、適切な答えを返すタスク
情報検索	大量の文書の中から、検索語や質問に関係する文書を探し出すタスク
スキップグラム	中心の単語から周辺の単語を予測して分散表現を学ぶword2vecの方式
単語埋め込み	単語を数百次元程度の実数ベクトルに変換すること。分散表現とほぼ同じ意味
分散表現	単語を実数ベクトルで表し、意味の近さをベクトルの近さで表す方法
文書要約	長い文章から要点を抜き出したり、短くまとめた文章を作ったりするタスク
ワンホットベクトル	単語ごとに1か所だけ1、他は0のベクトル。単語同士の意味の近さは表せない
大規模言語モデル（LLM）	膨大な文章で学習した、パラメータ数が非常に大きい言語モデル。ChatGPTなどの土台
統計的機械翻訳	大量の対訳データから確率的に訳す方式。ニューラル機械翻訳の前の主流

6-3 音声処理 第6章

A-D変換	音などのアナログ信号をデジタルデータに変換すること。標本化→量子化→符号化の順
WaveNet	音声の波形を直接生成するモデル（2016年DeepMind）。自然な音声合成を実現
音韻	言語で意味を区別するために使われる音の体系（抽象的な音の単位）
音声合成	文章から人間のような音声を作り出す技術

6-3 音声処理 第6章

音声認識	人の話した音声を文字（テキスト）に変換する技術
音素	意味を区別する音の最小単位（「か」なら/k/と/a/）
隠れマルコフモデル	観測できない状態の移り変わりを確率で表すモデル。従来の音声認識の主流
感情分析	声の調子などから、話し手の感情を推定するタスク
高速フーリエ変換（FFT）	音の波形を周波数ごとの成分に分解する計算（フーリエ変換）を高速に行う方法
スペクトル包絡	周波数スペクトルのなだらかな外形。声の音色（どの音素か）を表す
パルス符号変調器（PCM）	アナログ信号を標本化・量子化・符号化してデジタル化する方式（装置）
フォルマント	スペクトル包絡に現れる複数のピーク。母音の聞き分けの手がかりになる
フォルマント周波数	フォルマントが現れる周波数。低い方から第1・第2フォルマントと呼ぶ
メル周波数ケプストラム係数（MFCC）	人の聴覚の特性に合わせた音声の特徴量。音声認識でよく使う
メル尺度	人が感じる音の高さに合わせた周波数の尺度。低い音ほど細かく区別する
話者識別	音声から、誰が話しているかを判定するタスク
CTC	入力（音声）と出力（文字）の長さが違っても学習できるようにする方法。空白文字を使う

6-4 深層強化学習 第6章

A3C	複数のエージェントが並列・非同期に学習するActor-Critic（2016年DeepMind）
Agent57	Atariの57種類のゲームすべてで人間の基準を超えた深層強化学習エージェント（2020年DeepMind）
APE-X	経験を集める役と学習する役を分け、優先度付き経験再生を大規模に並列化した手法
DQN	Q学習にCNNを組み合わせた深層強化学習。Atariのゲームで人間並みのプレイを実現（DeepMind）
OpenAI Five	OpenAIの対戦ゲーム「Dota 2」のAI。世界王者チームに勝利
PPO	方策の更新幅を制限して学習を安定させた方策勾配法（2017年OpenAI）。RLHFでも使われる
Rainbow	DQNに6つの改良手法（ダブルDQN、デュエリングなど）をまとめて組み込んだもの
RLHF	人の評価から報酬モデルを作り、強化学習で人の好みに合う出力をさせる手法。ChatGPTなどで使われる
sim2real	シミュレーションで学習したものを現実世界（ロボットなど）に移すこと

6-4 深層強化学習 第6章

アルファスター（AlphaStar）	DeepMindの「StarCraft II」のAI。トッププレイヤー級に到達
オフライン強化学習	環境とやり取りせず、過去に集めたデータだけで学習する強化学習
残差強化学習	既存の制御方法との差分（残差）だけを強化学習で学ぶ方法
状態表現学習	環境の状態を、強化学習に使いやすい低次元の表現に変換して学ぶこと
ダブルDQN	行動の選択と評価を別のネットワークで行い、Q値の過大評価を防ぐ
デュエリングネットワーク	Q値を「状態の価値」と「行動の有利さ（アドバンテージ）」に分けて学習する
ドメインランダマイゼーション	シミュレーションの条件をランダムに変えて学習し、現実とのギャップに強くする
ノイジーネットワーク	ネットワークの重みにノイズを加えて探索を促す
報酬成形	学習しやすいように報酬の与え方を工夫すること
マルチエージェント強化学習（MARL）	複数のエージェントが同じ環境で協力・競争しながら学ぶ強化学習
連続値制御	ロボットの関節の角度のように、行動が連続した値になる制御

6-5 データ生成 第6章

CycleGAN	ペアのない画像同士（馬とシマウマなど）でも変換を学べるGAN。元に戻せること（循環一貫性）を使う
DCGAN	GANに畳み込みニューラルネットワークを使い、安定して画像を生成できるようにした
Diffusion Model	ノイズを少しずつ加える過程を逆にたどり、ノイズから画像を生成するモデル（拡散モデル）
NeRF	複数の角度から撮った写真から3次元のシーンを表現し、新しい視点の画像を作る手法（2020年）
Pix2Pix	ペアになった画像（線画と写真など）から変換を学ぶGAN
音声生成	人の声や音楽などの音声データを新しく作り出すタスク
画像生成	新しい画像を作り出すタスク。GANや拡散モデルが使われる
敵対的生成ネットワーク（GAN）	生成器と識別器を競わせて本物らしいデータを作るモデル。2014年グッドフェロー提案
文章生成	新しい文章を作り出すタスク。大規模言語モデルが使われる

6-6 転移学習・ファインチューニング 第6章

Few-shot	少しの例だけを見て新しいタスクをこなすこと
One-shot	例を1つだけ見て新しいタスクをこなすこと
自己教師あり学習	データ自身から作った疑似的な正解で学習する方法。BERTやGPTの事前学習がこれ

6-6 転移学習・ファインチューニング 第6章

事前学習	大量のデータで先に一般的な特徴を学習しておくこと
事前学習済みモデル	大量のデータで事前学習を済ませ、転移学習やファインチューニングに使えるモデル
破滅的忘却	新しいタスクを追加で学習すると、以前学習したことを忘れてしまう現象
半教師あり学習	少量のラベル付きデータと大量のラベルなしデータを組み合わせて学習する方法

6-7 マルチモーダル 第6章

CLIP	画像とテキストの組を大量に学習し、両者を同じ空間で比べられるようにしたモデル（2021年 OpenAI）
DALL-E	テキストから画像を生成するOpenAIのモデル
Flamingo	画像と文章を交互に入力でき、少しの例でVQAなどをこなすモデル（2022年 DeepMind）
Image Captioning	画像の内容を説明する文章を自動で作るタスク
Text-To-Image	文章（テキスト）から画像を生成するタスク
Visual Question Answering	画像について質問すると、AIが答えるタスク（VQA）
Unified-IO	画像・テキストなど多様な入出力のタスクを1つのモデルでこなすモデル（2022年 AI2）
Zero-shot	そのタスクの例を1つも見せずにこなすこと
基盤モデル	大量のデータで事前学習し、さまざまなタスクに使い回せる大規模モデル（2021年 スタンフォード大が提唱）
マルチタスク学習	複数のタスクを1つのモデルで同時に学習し、共通する知識を共有させる方法

6-8 モデルの解釈性 第6章

CAM	画像のどこに注目して判断したかを、ヒートマップで可視化する手法
Grad-CAM	勾配を使ってCAMを一般化し、さまざまなCNNで注目箇所を可視化できるようにした手法
LIME	1つの予測の周りで単純なモデルを作り、その予測の理由を近似的に説明する手法
Permutation Importance	ある特徴量の値をシャッフルしたときに精度がどれだけ下がるかで、その特徴量の重要度を測る手法
SHAP	ゲーム理論のシャープレイ値を使い、各特徴量が予測にどれだけ貢献したかを示す手法
説明可能AI（XAI）	AIが判断した理由を人が理解できるようにする技術や研究

6-9 モデルの軽量化 第6章

エッジAI	クラウドではなく、スマホやカメラなどの端末側でAIを動かすこと
蒸留	大きな教師モデルの出力をまねるように小さな生徒モデルを学習させ、軽量化する方法
宝くじ仮説	大きなネットワークの中には、単独で学習しても同じくらいの性能を出せる小さな部分ネットワーク（当たりくじ）が含まれているという仮説
プルーニング	影響の小さい重みや接続を削除してモデルを軽くする方法（枝刈り）
モデル圧縮	精度をなるべく保ったままモデルを小さく軽くする技術の総称。蒸留・量子化・プルーニングなど
量子化	重みを32ビットから8ビットなどの少ないビット数で表し、モデルを軽くする方法

CHAPTER 07 AIの社会実装に向けて 23語

AIプロジェクトの進め方とデータの扱い。開発手法・プロセス名と特徴をセットで

7-1 AIプロジェクトの進め方 7-2 データの収集・加工・分析・学習

7-1 AIプロジェクトの進め方 第7章

AIのビジネス活用	AIの導入そのものではなく、経営課題の解決や利益の創出につなげること
AIプロジェクトの進め方	構想→PoC→開発→運用の順で、何度も見直しながら進めるのが基本
BPR	業務の流れ（ビジネスプロセス）を根本から見直して作り直すこと
CRISP-DM	データ分析プロジェクトの標準プロセス。ビジネス理解→データ理解→データ準備→モデリング→評価→展開
CRISP-ML	CRISP-DMを機械学習向けに拡張し、品質保証や運用・監視まで含めたプロセス
Docker	アプリと実行環境をまとめて「コンテナ」にし、どこでも同じように動かせる仕組み
Jupyter Notebook	コードを少しずつ実行して結果を確かめながら書ける、対話型の開発環境
MLOps	機械学習モデルの開発から運用・監視までを継続的に回すための仕組み・考え方
PoC	本格開発の前に、小さく試して実現できるかを確かめること（概念実証）
Python	AI・データ分析で主流のプログラミング言語。ライブラリが豊富
Web API	インターネット経由で外部の機能を呼び出すための窓口
アジャイル	短い期間で作って確かめることを繰り返し、変化に合わせて進める開発手法

7-1 AIプロジェクトの進め方 第7章

ウォーターフォール	要件定義→設計→開発→テストを順番に進め、原則として前に戻らない開発手法
オープン・イノベーション	社外の技術やアイデア、データを取り入れて新しい価値を生み出すこと
クラウド	インターネット経由で、計算資源やサービスを必要な分だけ使う仕組み
産学連携	企業と大学が協力して研究開発を進めること
ステークホルダーのニーズ	利用者や社会など関係者の要求。これを踏まえてAIを開発・運用する必要がある
データサイエンティスト	ビジネス力・データサイエンス力・データエンジニアリング力でデータから価値を生む人材
他企業や他業種との連携	自社にないデータや技術を、他の企業や業種と組んで補い合うこと

7-2 データの収集・加工・分析・学習 第7章

アノテーション	データに正解ラベルやタグを付ける作業
オープンデータセット	誰でも使える公開データセット。利用条件（ライセンス）の確認は必要
コーパス	自然言語処理用に集めた大量の文章データ
データリーケージ	本来使えないはずの情報（答えのヒント）が学習データに紛れ込み、評価が不当に良く見えること

CHAPTER 08

AIに必要な数理・統計知識 29語

統計の基礎。計算より「この値は何を表すか」が問われやすい

8-1 AIに必要な数理・統計知識

8-1 AIに必要な数理・統計知識 第8章

移動平均	時系列データで、一定期間の平均を少しずつずらしながら取り、変動をならす方法
確率分布	確率変数がそれぞれの値をとる確率の分布
確率変数	サイコロの目のように、とる値が確率的に決まる変数
確率密度	連続した値をとる確率変数で、その値の付近の起こりやすさを表すもの。範囲で積分すると確率になる
疑似相関	因果関係がないのに、第3の要因のせいで相関があるように見えること
期待値	確率で重み付けした平均値
帰無仮説	仮説検定で「差がない（効果がない）」とおく仮説。これを棄却できるかを調べる
共分散	2つの変数が一緒にどう動くかを表す値。単位に左右されるので大きさの比較には向かない
コサイン類似度	2つのベクトルの向きの近さ（なす角のコサイン）。1に近いほど似ている
最小二乗法	予測と正解の差の2乗の合計が最小になるようにパラメータを決める方法
最頻値	データの中で最も多く現れる値
最尤法	手元のデータが得られる確率（尤度）が最大になるようにパラメータを決める方法（最尤推定）
条件付き確率	ある事象Bが起きたという条件のもとで、事象Aが起きる確率
正規分布	平均を中心とした左右対称の釣鐘型の分布。平均±1σに約68%、±2σに約95%が入る

8-1 AIに必要な数理・統計知識 第8章

相関係数	2つの変数の直線的な関係の強さ（−1〜1）。相関があっても因果関係があるとは限らない
相互情報量	一方の変数を知ることで、もう一方の不確かさがどれだけ減るかを表す量
対立仮説	仮説検定で帰無仮説と反対の「差がある（効果がある）」とする仮説
中央値	データを大きさの順に並べたときの真ん中の値。外れ値の影響を受けにくい
度数分布	データを階級に区切り、それぞれに入る個数（度数）をまとめたもの
二項分布	成功確率pの試行をn回行ったときの成功回数の分布
外れ値	ほかのデータから大きく離れた値。平均などを大きくゆがめることがある
標準偏差	分散の平方根。データのばらつきを元の単位で表す
平均	データの合計をデータの個数で割った値。外れ値に引っ張られやすい
分散	各データと平均との差の2乗の平均。データのばらつきの大きさ
偏相関係数	第3の変数の影響を取り除いたうえでの、2つの変数の相関
ベルヌーイ分布	1回の試行で成功（1）か失敗（0）かの分布
ポアソン分布	一定時間にまれな出来事が起きる回数の分布
マハラノビス距離	データのばらつきや変数同士の相関を考慮した距離。異常検知に使われる
ユークリッド距離	2点間の直線距離

CHAPTER 09

AIに関する法律と契約 39語

個人情報・著作権・特許・不正競争防止・独占禁止とAIの契約。保護される条件に注目

9-1 個人情報保護法　9-2 著作権法　9-3 特許法　9-4 不正競争防止法　9-5 独占禁止法
9-6 AI開発委託契約　9-7 AIサービス提供契約

9-1 個人情報保護法 第9章

GDPR	EUの一般データ保護規則。2018年施行。EU域外の企業にも適用されうる
仮名加工情報	他の情報と照合しない限り個人を識別できないよう加工した情報。主に社内での分析用
個人識別符号	マイナンバーや指紋データ、顔認証データなど、それ単体で個人を特定できる符号
個人データ	検索できるよう体系的にまとめた個人情報データベースを構成する個人情報

9-1 個人情報保護法 第9章

個人情報	生存する個人を特定できる情報。他の情報と簡単に照合して特定できるものも含む
第三者提供	個人データを本人以外の第三者に渡すこと。原則として本人の同意が必要
匿名加工情報	特定の個人を識別できず、元に戻せないよう加工した情報。一定の条件で本人の同意なく第三者に提供できる
保有個人データ	事業者が開示・訂正・削除などを行う権限を持つ個人データ

9-1 個人情報保護法 第9章

要配慮個人情報	人種・信条・病歴・犯罪歴など、差別や偏見につながりうる情報。取得には原則本人の同意が必要
利用目的	個人情報を何に使うか。できる限り特定し、本人に通知または公表する必要がある
委託	個人データの取り扱いを外部に任せること。第三者提供には当たらないが、委託先を監督する義務がある

9-2 著作権法 第9章

創作性	作り手の個性が表れていること。著作物と認められるための条件
著作物	思想や感情を創作的に表現したもの。単なるデータや事実は著作物ではない
AI生成物	AIが生成したもの。人間の創作的な関与がなければ、原則として著作物に当たらないと考えられている
利用規約	サービスの利用条件。生成AIの出力や入力データの扱い（権利の帰属など）を確認する必要がある
著作権侵害	許可なく著作物を複製・公開すること。AI生成物が既存の著作物と似ていて（類似性）、それを元にした（依拠性）場合に問題になる
著作権	著作物を作った人に自動的に発生する権利。著作権法30条の4で、AIの学習などの情報解析には原則として許諾なく利用できる

9-3 特許法 第9章

発明	自然法則を利用した技術的思想の創作のうち高度なもの。特許の対象
新規性	その発明がまだ世の中に知られていないこと。特許の要件
進歩性	その分野の専門家でも簡単には思いつけないこと。特許の要件
知的財産権	特許権・著作権・商標権など、知的な創作物を守る権利の総称
発明者	発明をした人。日本では自然人（人間）に限られ、AIは発明者になれないとされている
職務発明	従業員が仕事として行った発明。会社が特許を受ける権利を取得できる場合がある
特許権	発明を一定期間（原則出願から20年）独占的に実施できる権利。出願と登録が必要

9-4 不正競争防止法 第9章

営業秘密	秘密管理性・有用性・非公知性の3つを満たす情報。不正競争防止法で保護される
限定提供データ	特定の相手に提供するため電子的に管理・蓄積したデータ。2018年の不正競争防止法改正で新設

9-5 独占禁止法 第9章

競争制限	事業者同士の協調などにより、市場での競争が弱められること
公正競争阻害性	公正な競争を妨げるおそれがあること。不公正な取引方法の判断基準

9-6 AI開発委託契約 第9章

AI・データの利用に関する契約ガイドライン	経済産業省のガイドライン。AI開発を段階ごとに契約する「探索的段階型」を提唱
NDA	秘密保持契約。開発のために提供するデータや情報を外部に漏らさない約束
請負契約	仕事の完成に責任を負う契約。成果物が完成しないと報酬を請求できない
準委任契約	仕事の完成ではなく、作業を誠実に行うこと（善管注意義務）に責任を負う契約。AI開発で多い
精度保証	AIの精度を約束すること。データ次第で性能が変わるため、AI開発では保証しにくい
PoC	本格開発の前に実現できるかを確かめる段階。ガイドラインでは準委任契約が向いているとされる
保守契約	納品後のモデルの更新や不具合対応などについての契約

9-7 AIサービス提供契約 第9章

SaaS	ソフトウェアをインターネット経由のサービスとして提供する形態
データ利用権	サービスを通じて得たデータを、誰がどこまで利用できるかの取り決め
利用規約	サービス提供者が定める利用条件。SaaS型のAIサービスでは個別契約の代わりに使われることが多い
精度保証	AIサービスの精度を約束すること。入力データ次第で結果が変わるため、保証しないのが一般的

CHAPTER 10

AI倫理・AIガバナンス 45語

国内外のガイドラインと、公平性・安全性・透明性などの論点。意味を一言で言えればOK

10-1 国内外のガイドライン　10-2 プライバシー　10-3 公平性　10-4 安全性とセキュリティ　10-5 悪用
10-6 透明性　10-7 民主主義　10-8 環境保護　10-9 労働政策　10-10 その他の重要な価値
10-11 AIガバナンス

10-1 国内外のガイドライン　第10章

AI倫理	AIを開発・利用するうえで守るべき価値や行動の考え方
AIガバナンス	AIのリスクを管理し、倫理の原則を組織の実践に落とし込む仕組み
価値原則	人間中心、公平性、透明性、安全性など、各国のガイドラインに共通する原則
ハードロー	法律のように、法的な拘束力があるルール
ソフトロー	ガイドラインのように、法的な拘束力はないが守ることが期待されるルール
リスクベースアプローチ	AIのリスクの大きさに応じて、規制や対策の強さを変える考え方

10-2 プライバシー　第10章

カメラ画像利活用ガイドブック	店舗などでカメラ画像を使うときの配慮事項をまとめた国の指針
プライバシー・バイ・デザイン	企画・設計の段階からプライバシー保護を組み込んでおく考え方

10-3 公平性　第10章

アルゴリズムバイアス	学習データの偏りなどによって、AIが特定の集団に不公平な判断をすること
公平性の定義	何をもって公平とするか。グループ間で結果をそろえる、条件ごとの誤り率をそろえるなど複数の定義がある
サンプリングバイアス	データの集め方が偏り、母集団を正しく反映していないこと
センシティブ属性	人種・性別・宗教など、差別につながりうる属性
代理変数	センシティブ属性を除いても、それと強く関係する別の変数（住所など）を通じて差別が起きること
データの偏り	学習データに特定の属性や状況が多すぎたり少なすぎたりすること

10-4 安全性とセキュリティ　第10章

Adversarial Attack（Adversarial Examples）	人には分からない小さなノイズを加えて、AIに誤判定させる攻撃
セキュリティ・バイ・デザイン	企画・設計の段階からセキュリティ対策を組み込んでおく考え方
データ汚染	学習データに不正なデータを混ぜて、AIの判断をゆがめる攻撃（ポイズニング）
データ窃取	AIへの問い合わせなどを通じて、学習に使われたデータを盗み出す攻撃
モデル窃取	AIに大量に問い合わせた結果から、そっくりなモデルを複製する攻撃
モデル汚染	学習済みモデルに細工をして、特定の入力で誤動作するようにする攻撃

10-5 悪用　第10章

ディープフェイク	ディープラーニングで作られた、本物と見分けにくい偽の画像・動画・音声
フェイクニュース	事実ではない情報を、ニュースのように見せかけて広めること

10-6 透明性　第10章

データの来歴	データがどこから来て、どう加工されたかの記録
説明可能性	AIの判断の理由を人に説明できること
ブラックボックス	内部の判断過程が人には分からない状態。ディープラーニングはこうなりやすい

10-7 民主主義　第10章

エコーチェンバー	似た意見の人とばかりつながり、自分の意見が強化されていく現象
フィルターバブル	おすすめ機能によって、自分の好みに合う情報ばかりに囲まれてしまう現象
フェイクニュース	事実ではない情報が広がり、世論や選挙をゆがめるおそれがある

10-8 環境保護　第10章

気候変動	AIの計算に使う電力が増えることで、温室効果ガスの排出につながるという論点
モデル学習の電力消費	大規模モデルの学習や運用には膨大な電力が必要になるという問題

10-9 労働政策 第10章

AIとの協働	AIに仕事を任せきるのではなく、人とAIが役割分担して働くこと
スキルの喪失	AIに任せた仕事のスキルを、人が失ってしまうおそれ
労働力不足	少子高齢化で働き手が足りない分を、AIで補えるという期待

10-10 その他の重要な価値 第10章

インクルージョン	障害の有無や年齢などにかかわらず、誰もがAIの恩恵を受けられるようにすること
軍事利用	AIを兵器などに使うこと。自律型致死兵器システム（LAWS）の規制が議論されている
死者への敬意	亡くなった人の声や姿をAIで再現するときに、本人や遺族の尊厳に配慮すること
人間の自律性	AIに頼りすぎず、人間が自分で判断・決定できる状態を保つこと

10-11 AIガバナンス 第10章

AIポリシー	組織としてAIをどう開発・利用するかの基本方針
ダイバーシティ	開発チームの多様性。偏った判断を防ぐのに役立つ
AIに対する監査	AIが方針やルールどおりに開発・運用されているかを、第三者などが確認すること
倫理アセスメント	AIの開発・導入の前に、倫理的なリスクを洗い出して評価すること
人間の関与	AIの判断に人間が確認・介入できるようにしておくこと（Human-in-the-Loop）
モニタリング	運用中のAIの性能や挙動を継続的に監視すること
再現性	同じ条件で同じ結果を再び得られること。問題が起きたときの原因調査に必要
トレーサビリティ	データやモデルがどう作られ、どう判断したかを後から追跡できること