

厚生労働科学研究費補助金
(労働安全衛生総合研究事業)
分担研究報告書

労働安全衛生法政策に向けた AI の位置づけ

—歴史的展開と操作的定義の提案—

分担研究者 平岡 伸隆

独立行政法人労働者健康安全機構労働安全衛生総合研究所・主任研究員

研究要旨

本報告書は、産業における AI 導入が労働安全衛生（OSH）にもたらす影響と、それに対応する法政策の方向性を検討する共同研究の一環として、前提となる「AI」の定義と技術的位置づけを整理することを目的とする。まず、チューリングやウィーナーらによる萌芽期の議論から、第 1 次・第 2 次 AI ブームにおける記号処理型 AI・エキスパートシステム、第 3 次ブームにおける機械学習・ディープラーニング、第 4 次ブームとして位置づけられる生成 AI まで、AI の歴史的変遷を文献レビューにより概観した。併せて、福島邦彦のネオコグニトロンや甘利俊一の情報幾何学、第五世代コンピュータプロジェクトなど、日本の貢献を整理し、2024 年ノーベル物理学賞にみられるように、AI 研究が基礎科学としても位置づけられつつあることを確認した。

次に、哲学的・広義の定義、工学的定義、現代における社会的な用法、ISO/IEC 22989 による標準化された定義を比較検討し、「AI」という語が文脈に応じて多義的に用いられている実態を整理した。そのうえで、労働安全衛生分野での技術適用と法規制を検討するには、「AI＝深層学習・生成 AI」に限定した狭義の理解では不十分であり、機械学習、統計的予測モデル、ルールベースシステム、最適化アルゴリズム等を含む広義の技術として把握する必要があることを示した。

以上を踏まえ、本研究では AI を「**データ、ルール、アルゴリズム等に基づき、人間の意思決定・判断・作業を補完または代替する情報処理技術**」と操作的に定義する。この定義により、①最新技術に依存しない技術中立的かつ将来適応的な議論が可能となること、②ルールベースから深層学習・生成 AI に至る多様な技術を一括して規制対象としうること、③プログラマー、データ作成者、導入決定者、ユーザー（管理者）等の責任分担を共通の枠組みで検討しうること、④自動化・省人化に伴う非雇用化や AI ベースのワークーズ・マネジメント（AIWM）を含めた広範な影響を扱えること、といった利点が明らかになった。本報告書で提示した広義の定義と位置づけは、今後、AI 技術を機能別・技術

別に整理し、OSH 領域ごとのリスクと法政策上の課題を検討するための基盤となるものである。

A. 研究目的

本研究は、AI が安全衛生に与える影響を明らかにし、今後の法政策を展望することを目的としている。具体的には、①産業における AI の導入が安全衛生にもたらすメリットとデメリット、②前者を最大化し後者を最小化するための物的・人的な要件、③従来の事業者を中心的な名宛人とする責任体系をどう修正すべきか（AI のプログラマー、学習するデータの作成者、導入の決定者、ユーザー（管理者）等の責任配分をどうするか）、④①②を踏まえた③以外の現行の安全衛生規制の限界と改正提案、⑤AIWM（AI based Worker's Management：労働者の採用、配置、懲戒、解雇等）に関する規制のありよう、⑥AI の活用により非雇用化が進む場合、どのような労働安全衛生法政策が求められるか、を明らかにすることを目的としている。

本報告書は、労働安全衛生分野における AI 技術の適用を検討するにあたり、その前提となる「AI」の定義と技術的位置づけを明確化することを目的とする。AI（Artificial Intelligence：人工知能）という言葉は、時代とともにその意味する範囲を変化させてきた。1950 年代の誕生以来、AI は複数の「ブーム」と「冬の時代」を経験し、技術的パラダイムも大きく変遷してきた。現代において AI と呼ばれる技術は、初期の記号処理型 AI とは本質的に異なるアプローチを採用しており、その特性を正確に理解することが、労働安全衛生への適用を適切に評価する上で不可欠である。

B. 研究方法

ここでは、AI の歴史的変遷を文献レビュー

によって概観し、各時代における技術的特徴と限界を整理する。次に、現代における AI の定義を複数の観点から提示し、本研究で対象とする AI 技術の範囲を明確にする。さらに、AI 技術を機能別・技術別に分類し、労働安全衛生分野での適用可能性を検討するための枠組みを提供する。

C. 研究結果と考察

1. AI の歴史的変遷

1.1 萌芽期(1940～1950 年代前半)

人工知能という言葉が生まれる以前に、その基盤となる理論的議論が展開されていた。この時期の研究者たちは、「機械は思考できるか」という根源的な問いに取り組み、現代 AI 研究の理論的基礎を築いた。

1.1.1 アラン・チューリング (Alan Turing)

チューリングは 1947 年にロンドン数学会で「知的機械」について言及し、機械が思考できるかという問題を提起した。1950 年の論文「Computing Machinery and Intelligence」¹⁾において、チューリング・テストを提案した。これは「人間の対話者が機械と人間を区別できなければ、その機械は知能を持つとみなせる」という評価基準であり、今日でも AI の知能を議論する際の出発点とされる。なお、チューリングテストの詳細やその後の論争については参考文献 2) に詳しい。

チューリングは同論文内で、「大人の心を模倣するプログラムを作ろうとするのではなく、子どもの心を模倣するプログラムを作ってみてはどうだろう。このプログラムに適切な教育を施せば、大人の脳が手に入るはずだ」と指摘しており、すでに学習の重

要性を予感していた。

チューリングは、第二次世界大戦中にイギリスの暗号解読機関ブレッチリー・パークでエニグマ暗号解読に大きな役割を果たし、コンピュータ科学・情報科学の発展に決定的な貢献をした。さらに「チューリングマシン」という理論モデルを提示し、計算可能性の概念を厳密に定義したことは、現代コンピュータ科学の根幹をなす成果である。チューリング賞 (A.M. Turing Award) は、1966 年に ACM が創設した賞であり、「コンピュータ科学のノーベル賞」と称される。

1.1.2 その他の先駆者たち

ノーバート・ウィーナーは 1948 年に著書『サイバネティクス』を刊行し、生物と機械の双方に共通する「制御と通信」の原理を体系化した。サイバネティクスはロボット工学、情報理論、AI 研究の基盤を形成し、フィードバック制御の概念を広く浸透させた。

ジョン・フォン・ノイマンは、コンピュータの基本構造（ノイマン型アーキテクチャ）を提唱するとともに、「自己増殖オートマトン」の概念を提示し、自己複製や進化を行う機械の可能性を示した。

クロード・シャノン は「情報理論の父」と呼ばれ、1948 年の論文「A Mathematical Theory of Communication」で情報理論を確立した。さらに、1950 年代にはチェスやパズルを対象としたゲーム木探索のアルゴリズムを研究し、AI における探索問題の枠組みを先駆的に示した。

これらの理論的議論は、AI が単なるプログラミング技術にとどまらず、「思考」「学習」「推論」「通信」といった広範な概念に関わるものであることを早い段階から示し

ていた。

2.2 第 1 次 AI ブーム(1950 年代後半～1960 年代)

推論や探索を中心とした「記号処理型 AI(GOFAI: Good Old-Fashioned AI、古き良き AI)」の研究が盛んになった時期である。1956 年にマーヴィン・ミンスキーとジョン・マッカーシーによって企画された **ダートマス会議** で初めて「Artificial Intelligence」という言葉が公式に提唱され、多くの研究者が参集した。

GOFAI の基本原理は、「人間の思考を記号操作として表現できる」という前提に立ち、知識やルールを論理式で記述し、推論エンジンによって問題を解決しようとする枠組みである。代表的な研究例として、General Problem Solver(GPS, 1957)や初期のチェスプログラム、論理推論システムなどが挙げられる。

しかし、GOFAI は「知識を記号として完全に記述できる」という仮定に基づいていたが、現実の問題は複雑で曖昧さを含み、全てをルール化することは困難だった。また、探索空間が爆発的に拡大する「組合せ爆発」の問題により、大規模な課題には対応できなかった。

この時期、並行してコネクショニズム(Connectionism)と呼ばれるニューラルネットワーク研究も存在した。1958 年にローゼンブラットが提案したパーセプトロンはその代表例であり、データから学習する仕組みを持っていた。しかし、1969 年にマービン・ミンスキーとシーモア・パパートが著書『Perceptrons』で単層パーセプトロンの限界を数学的に示し、この批判は第 1 次 AI ブ

ームの終焉と続く「AI の冬」の一因となった。

2.3 第 2 次 AI ブーム(1980 年代)

第 1 次ブームで主流だった記号処理型 AI は、現実世界の複雑な問題を解決できないことが明らかになった。しかし、知識を記号的に体系化し、それを推論エンジンで活用する知識工学(Knowledge Engineering)が新たな方向性として注目されるようになる。

この流れの中で登場したのがエキスパートシステムであり、1980 年代に入ると医療診断支援システム MYCIN や、コンピュータ構成支援システム XCON といった応用事例が研究・実用化され、第 2 次 AI ブームを牽引することとなった。

MYCIN は 1975 年にスタンフォード大学で開発された医療診断用エキスパートシステムで、感染症の診断と抗生物質の処方を支援することを目的として設計された。約 450 のルールを知識ベースとして持ち、当時の臨床医と同等あるいはそれ以上の診断精度を示したと報告されたが、知識ベース構築の負担や責任の所在の不明確さなどの理由から、実用化には至らなかった³⁾。

XCON は 1980 年代に DEC(Digital Equipment Corporation)で開発された、コンピュータ構成を自動化するエキスパートシステムで、数千のルールを用い、実際の業務で活用されて大幅なコスト削減と効率化を実現し、数千万ドル規模の経済効果をもたらした。

しかし、いずれも知識ベースの構築・維持に膨大なコストがかかり、柔軟性を欠いた。新しい知識を追加・更新する際の負担が大きく、応用範囲を広げることが難しかった。こうした限界は、やがて第 2 次 AI ブームが

失速する主要因となり、1990 年代に「AI の冬」を迎える一因となった。

2.4 第 3 次 AI ブーム(2000 年代後半～現在)

2000 年代後半以降、ビッグデータの蓄積と計算資源(特に GPU)の飛躍的向上を背景に、機械学習が再び注目を集めた。その中心となったのがディープラーニング(Deep Learning)である³⁾。

2.4.1 ディープラーニング以前の機械学習

2000 年代前半から後半にかけては、統計的学習理論に基づいたアルゴリズムが実務で広く活用されていた。

- 決定木(Decision Tree):直感的に理解しやすく、ルール抽出や可視化が容易
- ランダムフォレスト⁴⁾:多数の決定木をアンサンブルして高精度を実現、過学習に強い
- サポートベクターマシン(SVM, 1990 年代～2000 年代)⁵⁾:カーネルトリックを用いた高次元分類が可能
- 勾配ブースティング(Gradient Boosting, 1999～2000 年代)⁶⁾:弱学習器を繰り返し補強して高精度化。XGBoost(2016 前後)⁷⁾は機械学習コンペ Kaggle で圧倒的シェアを占め、テーブルデータの分類等のタスクにおいては今でもスタンダード

これらは小～中規模データや構造化データ(表形式データ)に強く、ディープラーニングが普及するまでの実務 AI を支えた。

2.4.2 ディープラーニングの台頭

多層ニューラルネットワークを効率的に

学習させるアルゴリズム(誤差逆伝播法の改良、活性化関数 ReLU の導入、ドロップアウトによる正則化など)が整備され、従来技術を大きく上回る成果が得られるようになった。

ImageNet 競技における転機(2012 年)が重要な節目となった。画像分類の国際コンペティション ImageNet Large Scale Visual Recognition Challenge(ILSVRC)⁸⁾は、1000 クラス・100 万枚以上の画像を用いた大規模ベンチマークとして 2009 年から開催された。2012 年、トロント大学の AlexNet(アレックス・クリーゼフスキー、イリヤ・スツケヴァー、ジェフリー・ヒントン)がディープ畳み込みニューラルネットワーク(CNN)を用いて圧倒的勝利を収めた。Top-5 誤分類率を従来の 26%前後から 15.3%にまで大幅に改善し、以降の競技参加者は全てディープラーニングを採用するようになった。これが「ディープラーニングの夜明け」と広く認識されている。

画像認識の成功は他分野にも拡大した。音声認識では 2010 年代半ばに Google や Microsoft が深層学習を導入し、従来の HMM(隠れマルコフモデル)を凌駕する性能を達成した。自然言語処理(NLP)では 2018 年の BERT(Bidirectional Encoder Representations from Transformers)⁹⁾が、Transformer¹⁰⁾構造を用いて文脈理解を飛躍的に改善し、従来の RNN/LSTM ベースの手法を置き換えた。

第 3 次ブームの最大の特徴はデータ駆動型であることである。第 1 次・第 2 次ブームが「ルール記述型」「知識ベース型」であったのに対し、大量のデータと計算資源を活用し、汎用的な特徴抽出と高精度予測を

可能にした点が大きな飛躍であった。

2.5 生成 AI の台頭・第 4 次 AI ブーム(2022 年以降)

第 3 次 AI ブームで確立されたディープラーニングの技術は、2020 年代に入ってから進展し、生成 AI と呼ばれる新たな潮流を生み出した。この時期を「第 4 次ブーム」と位置づける見解もあり、研究者や解説書によって「第 3 次ブームの延長」とみなすか、「第 4 次」と独立して扱うかは分かれる。なお、総務省は「令和 6 年版 情報通信白書」¹¹⁾において ChatGPT が登場した 2022 年以降を第 4 次ブームとしている。

2017 年に Google が提案した Transformer¹⁰⁾アーキテクチャが基盤となり、GPT シリーズ(OpenAI)¹²⁾、BERT⁹⁾や T5(Google)、LLaMA(Meta)など、大規模言語モデルが次々に開発された。2022 年末に公開された ChatGPT¹³⁾は、人間と自然な対話が可能なレベルに達し、社会的に大きな反響を呼んだ。

生成 AI の広がりには以下の領域に及ぶ:

- テキスト生成:ChatGPT をはじめとする LLM が、文章執筆、翻訳、要約、コード生成などで幅広く活用
- 画像生成:Stable Diffusion や DALL・E などの拡散モデルにより、高品質な画像生成が一般利用可能に
- 音楽・動画生成:音楽作曲や動画生成の分野でも AI の応用が急速に進展

生成 AI の基盤はディープラーニング、とりわけ Transformer であり、第 3 次ブームの延長線上にある。ただしその規模(数千億～数兆パラメータ)、データ量、社会的インパクトは過去のブームを凌駕している。

2.6 日本の貢献

AI の歴史は欧米中心に語られることが多いが、日本からも国際的に大きな影響を与えた研究が存在する。

甘利俊一(1936-)は、確率分布や統計モデルをリーマン幾何学的に扱う「情報幾何学」を体系化し、学習アルゴリズムの収束解析や統計的推定の最適化に応用した。自然勾配法(Natural Gradient Method)を提案し¹⁴⁾、ニューラルネットワークや確率的最適化の理論的基盤として国際的に引用され続けている。

福島邦彦(1936-2021)は、ネオコグニトロン(Neocognitron, 1980 年)を開発し、位置ずれや変形に頑健なパターン認識を可能にした。層構造において「S 細胞(特徴抽出)」と「C 細胞(局所的な位置不変性)」を導入し、現代の畳み込みニューラルネットワーク(CNN)に直結する構造を提示した¹⁵⁾。1969 年のパーセプトロン批判以降、ニューラルネット研究は世界的に下火になったが、そのような「AI の冬」の時代にあっても、福島は独自に視覚認識モデルの研究を続けた。この先駆性は後に LeNet(1989)、AlexNet(2012)などに引き継がれ、国際的に「CNN の父」と呼ばれている。

第五世代コンピュータプロジェクト(ICOT, 1982-1992)は、日本政府(通産省/MITI)が主導した国家プロジェクトで、知識処理・論理推論に基づく知能的処理を可能にすることを目指した。直接的な商業的成功は限定的だったが、日本の AI・計算機科学の研究者育成に大きく寄与し、国際的にも AI 研究の方向性に影響を与えた。

2.7 AI の科学的評価:2024 年ノーベル物理学賞

AI 研究が自然科学の分野で高く評価された具体的な事例として、2024 年ノーベル物理学賞の受賞は特筆に値する。ジョン・J・ホップフィールドとジェフリー・ヒントンは、「人工ニューラルネットワークによる機械学習を可能にした基礎的発見と発明」としてノーベル物理学賞を共同受賞した。この受賞は AI 研究が物理学の学問領域でも「根底となる科学」であることを示したものであり、広く注目された。

3. AI の定義

3.1 多様な定義の必要性

人工知能(AI: Artificial Intelligence)という言葉は、文脈によって複数の意味を持つ。労働安全衛生分野への適用を検討するにあたり、この多義性を認識した上で、本研究における定義を明確にする必要がある。

3.2 哲学的・広義の定義

哲学的あるいは広義の定義では、AI は「人間の知的活動を模倣する技術」とされる。「知能を持つ機械」というイメージに基づき、推論、学習、理解、創造といった人間固有の知的活動を人工的に再現することを目的とする。この定義は、AI の究極的な目標を示すものではあるが、技術的な実装や適用範囲を特定するには抽象的すぎる側面がある。

3.3 工学的定義

工学や情報科学の分野では、AI を「人間の知的活動の一部を計算機により実現する技術」と定義することが多い。この立場で

は、完全に人間の知能を再現することではなく、特定の課題解決や意思決定を自動化する技術を指す。したがって、探索アルゴリズム (GOF AI)、ルールベースシステム (if then ルール)、統計モデリング、機械学習などもすべて AI に含まれる。

3.4 現代における社会的定義

2020 年代において「AI」という言葉が社会的に指すものは、主として機械学習、特に深層学習を活用した技術である。画像認識、自然言語処理、音声認識、レコメンド、さらには生成 AI（大規模言語モデル、画像生成モデルなど）がその代表例である。この意味では、「AI＝機械学習 (ML)」とほぼ同義で用いられることが多い。

3.5 ISO/IEC 標準による定義

ISO/IEC 22989:2022¹⁶⁾は、AI システムを「人間が定義した目的に基づき、コンテンツ・予測・推奨・決定などの出力を生成する工学的システム」と定義し、AI を「AI システムのメカニズムと応用に関する研究開発」としている。ただし、この定義は技術的実装に焦点を当てており、社会的な使われ方とはやや乖離がある面もある。

4. 本研究における AI 活用の位置づけ

4.1 広義の AI 定義の必要性

本研究では、AI を「データ、ルール、アルゴリズム等に基づき、人間の意思決定・判断・作業を補完または代替する情報処理技術」と定義し、機械学習・統計学習・ルールベース・最適化等を含む広義の技術を対象とする。この広義の定義を採用する理由は以下の通りである。

4.1.1 労働安全衛生分野における技術の多様性

労働安全衛生の現場では、最新の深層学習技術だけでなく、従来型のルールベースシステムや統計的手法も広く活用されている。例えば：

- ・ リスクアセスメントにおける統計的予測モデル:過去の事故データに基づく回帰分析や決定木
- ・ 作業環境管理におけるルールベースシステム:温度、湿度、騒音などの閾値判定
- ・ 最適化アルゴリズム:作業配置や勤務シフトの最適化

これらの技術は、狭義の「AI＝深層学習」には含まれないが、人間の意思決定を補完し、安全衛生の向上に寄与する点で、本研究の対象とすべき「AI 技術」である。

4.1.2 法政策の実効性確保

安全衛生に関する法政策を検討する際、特定の技術(例:深層学習)のみを対象とすると、以下の問題が生じる：

- ・ 技術の急速な進展による陳腐化:現在主流の技術が数年後には別の手法に置き換わる可能性
- ・ 規制の抜け穴:特定技術のみを規制対象とすると、類似の機能を持つ別技術が規制を回避できる
- ・ 中小企業への適用困難:最新技術のみを想定すると、従来型の実用的技術を用いる中小企業が規制対象から外れる

したがって、機能的アプローチ(何ができる

か)に基づき、広範な技術を包含する定義が必要である。

4.1.3 責任配分の明確化

本研究の目的③「従来の事業者を中心的な名宛人とする責任体系をどう修正すべきか(AI のプログラマー、学習するデータの作成者、導入の決定者、ユーザー(管理者)等の責任配分をどうするか)」を検討するにあたり、技術の種類によって責任の所在が異なる可能性がある:

- ルールベースシステム:プログラマーの設計ミスが明確に特定可能
- 統計的機械学習:データの質と選択が性能に大きく影響
- 深層学習:ブラックボックス性が高く、説明責任の確保が困難

これらを統一的に扱うためには、技術の種類を限定しない広義の定義が適切である。

4.1.4 非雇用化への対応

本研究の目的⑥「AI の活用により非雇用化が進む場合、どのような労働安全衛生法政策が求められるか」を検討する際、自動化・省人化を実現する技術は多岐にわたる。単純な自動制御システムから、高度な自律システムまで、幅広い技術が労働市場に影響を及ぼすため、狭義の AI 定義では不十分である。

4.2 本研究における操作的定義

以上の理由から、本研究では以下の操作的定義を採用する:

本研究における AI とは、「データ、ルール、

アルゴリズム等に基づき、人間の意思決定・判断・作業を補完または代替する情報処理技術」を指す。

この定義には以下が含まれる:

1. 機械学習(教師あり・なし学習、強化学習、深層学習を含む)
2. 統計的予測モデル(回帰分析、時系列分析等)
3. ルールベースシステム(エキスパートシステム、if-then ルール)
4. 最適化アルゴリズム(線形計画法、遺伝的アルゴリズム等)
5. 画像・音声・自然言語処理技術
6. 生成 AI(大規模言語モデル、拡散モデル等)

この定義により、本研究は技術中立的かつ将来適応的な法政策の検討が可能となる。

D. 結論

本分担研究では、労働安全衛生分野における AI 活用と法政策を検討するうえで前提となる「AI とは何か」という問いに、歴史的・技術的・規範的観点から整理を加えた。1940 年代以降の理論的議論、第 1～第 3 次 AI ブームおよび生成 AI の台頭を俯瞰することで、現在「AI」と呼ばれているものが、記号処理型 AI や知識ベース型システムの延長ではなく、大量データと計算資源を前提とするデータ駆動型技術として質的転換を遂げていることを確認した。また、日本の研究者による基礎理論やモデル開発が、現代の機械学習・ディープラーニングの基盤を形成している点も明らかにした。

他方で、社会的には「AI」という語が、

哲学的な「知能をもつ機械」から、実務的な「機械学習システム」、さらには「生成 AI」まで多義的に用いられている実態がある。ISO/IEC 22989 等の標準化文書は、AI システムを工学的に定義しようと試みているが、実務や政策議論においては依然として狭義・広義の用法が混在している。本報告書は、こうした混乱を避け、安全衛生と法政策の議論に耐えうる概念枠組みとして、「データ、ルール、アルゴリズム等に基づき、人間の意思決定・判断・作業を補完または代替する情報処理技術」という広義かつ機能的な操作的定義を提示した。

この定義により、機械学習や深層学習のみならず、統計的予測モデル、ルールベースシステム、最適化アルゴリズムといった従来技術も、労働安全衛生に影響を及ぼしうる「AI 技術」として一体的に扱うことが可能となる。これは、①特定技術に依存しない技術中立的・将来適応的な規制設計、②プログラマー、データ作成者、導入決定者、ユーザー等の責任配分を、技術横断的に検討するための共通土台、③AI ベースのワークス・マネジメントや自動化・非雇用化に伴う新たなリスクを包括的に捉えるための前提条件、を与えるものである。

したがって、本分担研究の結論は、労働安全衛生法政策においては、「AI＝特定の先端技術」と捉えるのではなく、「人間の意思決定・作業を補完・代替する情報処理技術一般」として AI を広く位置づけ、機能とリスクに基づく規制・責任設計を行うべきである、という点にある。本報告書で示した歴史的整理と操作的定義は、今後の共同研究において、AI 技術を機能別・技術別に分類し、OSH 領域ごとのメリット・デメリット、責

任体系、非雇用者保護のあり方等を検討する際の基盤となるものである。

E. 研究発表

なし

F. 知的所有権の取得状況

なし

G. 引用文献

1. Turing, A. M. (1950). "Computing Machinery and Intelligence". *Mind*, 59(236), 433-460.
2. M. Wooldridge, *AI 技術史 考える機械への道とディープラーニング*. インプレス, 2022.
3. LeCun, Y. (2019). 『ディープラーニング 学習する機械 ヤン・ルカン、人工知能を語る』講談社
4. Breiman, L. (2001). "Random Forests." *Machine Learning*, 45(1), 5-32.
5. Cortes, C., & Vapnik, V. (1995). "Support-Vector Networks." *Machine Learning*, 20, 273-297.
6. Friedman, J. H. (2001). "Greedy Function Approximation: A Gradient Boosting Machine." *Annals of Statistics*, 29(5), 1189-1232.
7. Chen, T., & Guestrin, C. (2016). "XGBoost: A Scalable Tree Boosting System." *Proceedings of the 22nd ACM SIGKDD International Conference on*

- Knowledge Discovery and Data Mining (KDD 2016)*, 785–794.
8. Krizhevsky, A., Sutskever, I., & Hinton, G. E. (2012). "ImageNet Classification with Deep Convolutional Neural Networks". *Advances in Neural Information Processing Systems*, 25.
9. Devlin, J., et al. (2018). "BERT: Pre-training of Deep Bidirectional Transformers for Language Understanding". *arXiv preprint arXiv:1810.04805*
10. Vaswani, A., Shazeer, N., Parmar, N., et al. (2017). **Attention Is All You Need**. *Advances in Neural Information Processing Systems*, 30.
11. 総務省(2024).『令和 6 年版 情報通信白書』
12. A. Radford, K. Narasimhan, T. Salimans, and I. Sutskever, "Improving Language Understanding by Generative Pre-Training".
13. Brown, T. B., Mann, B., Ryder, N., et al. (2020). *Language Models are Few-Shot Learners*. NeurIPS 2020.
14. Amari, S. (1998). "Natural Gradient Works Efficiently in Learning." *Neural Computation*, 10(2), 251–276.
15. Fukushima, K. (1980). "Neocognitron: A self-organizing neural network model for a mechanism of pattern recognition unaffected by shift in position." *Biological Cybernetics*, 36, 193–202.
16. ISO/IEC 22989:2022. Information technology Artificial intelligence — Artificial intelligence concepts and terminology

