

ビジネスをAIで変革するZinraiディープラーニングの基礎知識と適用事例

Zinrai Deep Learning for Innovation of Business Through AI: Fundamentals and Case Examples

● 上田 昌伸 ● 永井 浩史

あらまし

近年、熟練技術者が必要とされる作業にDeep Learning(以下、DL)を導入したい、または既存の業務アプリケーションの一部に組み込みたいという要望が、お客様の現場で高まっている。DLは、例えば業務に関する大量のデータを学習して、そのデータに埋もれている様々な特徴量を学習モデルに変換でき、その学習モデルを活用して業務データを解析することで大幅な業務改善効果をもたらす可能性がある。一方、DLの導入によって予想される具体的な効果をあらかじめ理解しておきたいという要望が多い。これを解決するため、富士通はZinraiディープラーニング基盤と、その導入を支援するテクニカルサービスを提供している。

本稿では、Zinraiディープラーニング基礎知識と、監視セキュリティ分野、流通小売分野、および社会インフラ分野の三つのDLの適用事例を紹介する。

Abstract

There are increasing demands from corporate managers for replacing highly-skilled human workers with computing based on deep learning (hereafter, DL) technology, as well as for integrating DL technology into the existing business applications of customers. DL technology has the capability to extract features from a large volume of data associated with the business application and converting it into a DL model. By analyzing the data in business using the DL model, it has the potential to bring about significant productivity improvement. Meanwhile, there is a strong demand from corporate managers to understand the expected advantages of DL technology before introducing it in business. Zinrai Deep Learning Platform and the technical service that Fujitsu has developed and is providing enable them to satisfy those demands. This paper explains not only the fundamental knowledge required for utilizing the Zinrai Deep Learning but also three case examples where the technical service is used: the monitoring security field, the distribution and retail field, and the social infrastructure field.

まえがき

Deep Learning（以下、DL）や機械学習を含むAI（人工知能）の世界市場は今後急速な成長が見込まれており、その市場規模は2017年の14億ドルから、2022年には88億ドルにまで増加すると予測されている。⁽¹⁾

2016年度は各メーカーによるAI関連技術の実証検証（PoC：Proof of Concept）がスタートし、2017年度はAI関連技術の本格運用に向けた導入期となった。今後PoCが進むにつれ、実運用に移行する案件が増加する。2019年度から2021年度にかけて市場は成長期を迎え、AI関連技術は企業経営に不可欠な技術として浸透していくと見られている。⁽²⁾

富士通は、AIをお客様ビジネスへ導入するため、FUJITSU Human Centric AI Zinrai（ジンライ）を2015年11月に発表した。更に、AIの機能を利用するためのFUJITSU AI Solution Zinraiプラットフォームサービスと、DLの機能を利用するためのFUJITSU AI Solution Zinraiディープラーニングを2016年11月に発表した。⁽³⁾ Zinraiディープラーニングでは、富士通研究所が開発したスーパーコンピュータの並列処理技術と高速なDL処理を実現するソフトウェア技術、および米NVIDIA社のGPU（Graphics Processing Unit）「NVIDIA Tesla P100」を実装し、世界最速クラスの学習処理能力を実現した。

本稿では、Zinraiディープラーニング基盤を利用するために必要なDLの基礎知識と、監視セキュリティ分野、流通小売分野、および社会インフラ分野の三つのDL適用事例を紹介する。

AIに革命を起こしたDL

AIは、人間の思考、判断、予測などを模倣するための技術の総称である。それを実現する一つの手法として機械学習があり、更にニューラルネットワークを用いて学習を効率良く行う機械学習が、DLである。

DLは、動画像の認識や検知をはじめとして、音響分析、予測分析、機械制御、調査解析など、様々な業務領域への適用が試みられている。従来、人間が分析することによって特徴を定義し、適用し

てきた機械学習の分野は、大量の学習データから特徴を抽出するDLによって置き換わり、現在のAI技術のベースとなり市場を牽引している。

機械学習は、大量のデータから規則性や関連性を見つけ出して判断や予測を行う手法である。しかし、注目すべき特徴量について、従来は人間がデータを抽出・設計していた。一方、DLは大量のデータから機械が規則性や関連性を見つけ出して自動抽出・設計するため、学習が特徴量抽出と一体で行われる（図-1）。

以下では、DLを構成する学習フェーズと推論フェーズについて述べる（図-2）。

● 学習フェーズ

学習フェーズでは、オリジナルのデータに対して何が正解かを示す「教師データ」を関連付けたデータセットをあらかじめ用意しておく。そして、データの特徴に合わせてニューラルネットワークを構成し、データセットを入力して学習を行うことで学習モデルを作成する。DLは、学習の過程で特徴量を抽出するが、その精度を高めるためには大量の教師データを必要とする。例として、動物を分類する画像認識のための学習データには、通常数万枚以上が必要である。したがって、学習のための計算量も必然的に膨大となり、高速な計算機資源が必要となる。学習にかかる時間は、対象

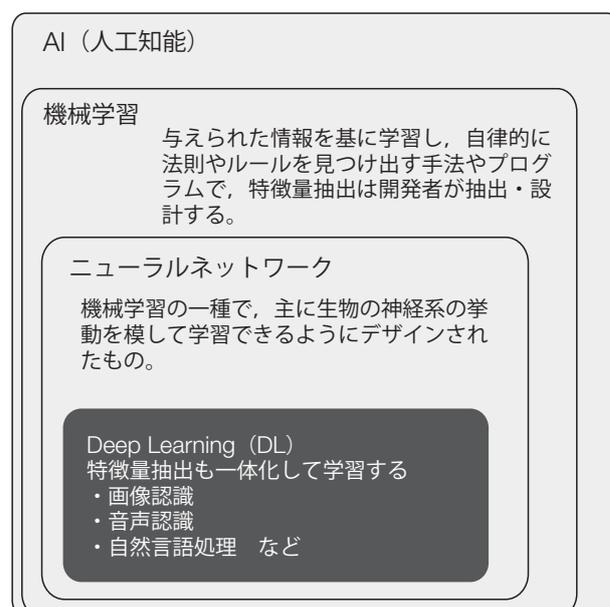


図-1 機械学習とDeep Learning

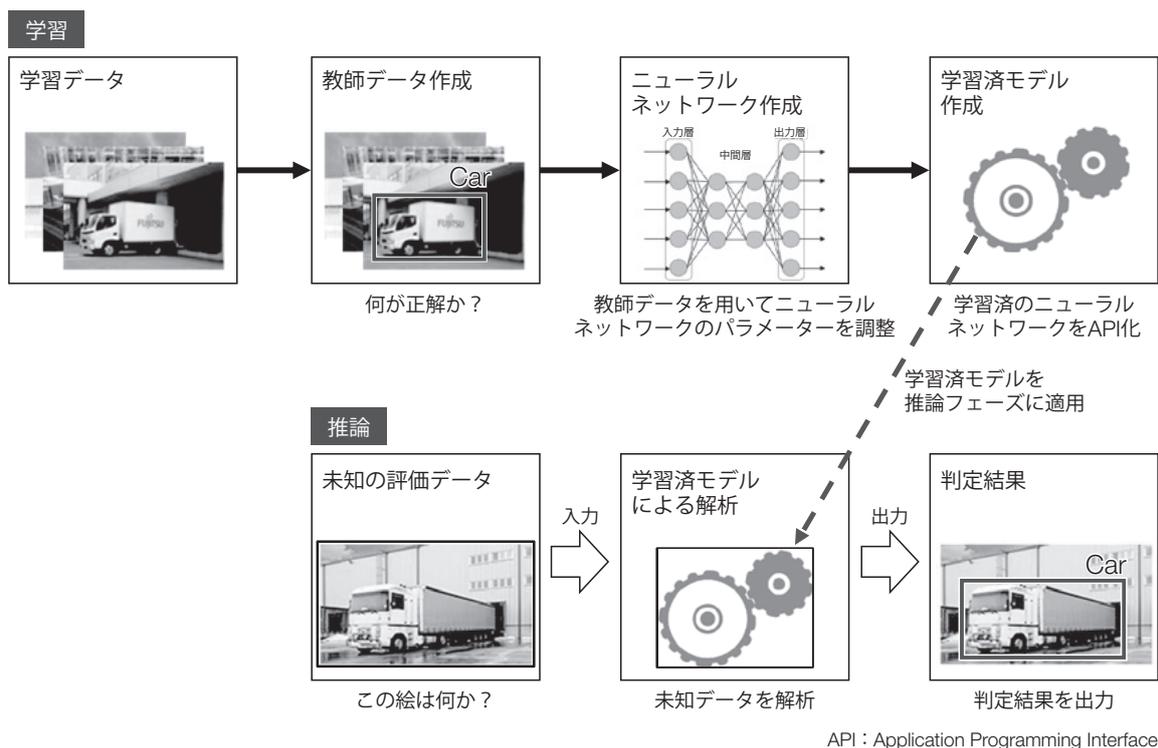


図-2 学習と推論のフロー

データの特徴量や認識精度に大きく依存するが、数時間で完了するものから数週間かかるものもある。

● 推論フェーズ

学習が完了したら、学習済モデルに対して認識させたい未知のデータを入力し、その出力結果を評価する。評価データは、学習用データとは区別したものを扱い、統計学的な評価指標（再現率: Recall, 適合率: Precision, 正確度: Accuracyなど）によって評価を行う。

推論フェーズの中で推論と評価を行った後、構築した学習済モデルの品質判断を行いながら、不足している学習パターンや不足している教師データの分析を実施する。そして、目標精度に到達するまで繰り返し学習と推論を行う。

AIを加速するZinraiディープラーニング基盤

こうした一連のDLの開発を効率良く実施できるようにするのが、Zinraiプラットフォームサービス内で提供されるZinraiディープラーニング基盤である(図-3)。本基盤では、DLの推論・学習処理に必要な機能を備えたクラウドサービスと、クラ

ウドサービスと同等のソフトウェア環境をお客様環境に導入可能なオンプレミス、またクラウドサービスと連携可能なエッジデバイスまでをサポートしている。本基盤の特長は、次のとおりである。

- (1) GPU「NVIDIA Tesla P100」と、スーパーコンピュータで培った富士通独自の並列処理技術により、世界最高クラスの学習処理能力を提供
- (2) エッジデバイスに対して学習済モデル配信と再学習機能を提供
- (3) ハード・ソフト全体で検証済・構築済のすぐ使える開発環境を提供

Zinraiディープラーニングテクニカルサービス

Zinraiディープラーニング基盤を利用すれば、既存の業務アプリケーションの一部へのDLの組み込み、または現場の熟練技術者の作業工程にDLの導入が可能となる。

しかし、現場で扱うデータの特徴は多種多様であり、具体的にどのようなニューラルネットワークを設計して学習すればよいのか、既存の業務にどのようにDLを組み込めばよいのかといった、技術的なサポートを受けたいという要望が多い。

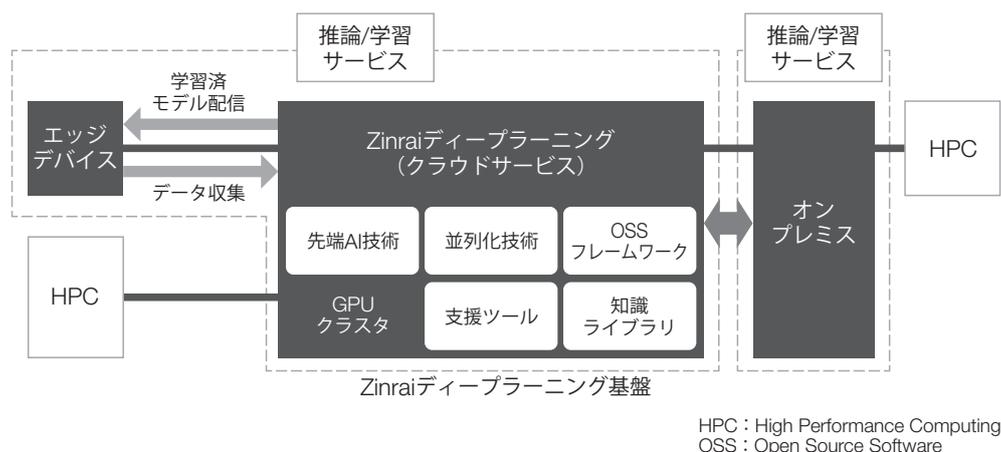


図-3 Zinraiディープラーニング基盤

そこで、お客様のデータを預かり、DLのPoCから学習モデル構築と運用までを請け負うのが、Zinraiディープラーニングテクニカルサービスである。

テクニカルサービスの第1ステップの検討フェーズでは、導入支援としてお客様のデータを用いた実証検証支援と、必要に応じてDLを活用するアプリケーションやシステムの設計支援を行う。効果の検証結果をお客様と確認した後、業務現場に導入して学習モデルを構築する。更に運用開始後は、定期的な学習モデルの更新などのメンテナンス作業を実施する。

DLの適用対象と必要要件

DLの適用対象は幅広く、画像、音声、テキスト、時系列データ、グラフデータなど様々なデータ形式を扱うことが可能である。DL導入のための必要要件は、以下のとおりである。

- (1) 学習用と評価用双方のデータが大量に用意できること（例えば、分類問題の場合、分類クラスごとに一定の大量データが必要）。
- (2) データに対応した正しい教師データを整備できること。
- (3) データと教師データの間に関理的な相関性があり、正しく特徴量が抽出できること。
- (4) 業務への適用目的が明確で、目標とする正答率や検出率などの指標が立てられること。

特に、PoCの最初に行うデータ分析と教師データの作成作業は重要である。認識精度が目標に到

表-1 車種判定の正答率

車種	AQUA	FIT	PRIUS	そのほか
正答率	93%	94%	99%	70%

達しない場合は、データクレンジング作業を繰り返すことで、データの見直しを行う。

事例1：定点カメラ映像による車種分類

監視セキュリティ分野における監視保安業務への適用事例として、定点設置カメラ映像を対象とした自動車の車種分類事例を紹介する。

● 車種判定学習モデル

道路の定点カメラの映像を使って、車種を分類する学習モデルを構築した。対象車種はAQUA、FIT、PRIUSとし、定点カメラによる650例の評価データを対象として正答率を評価した。表-1に示すとおり、対象の3車種とも90%以上の正答率で分類できた。

● CGによる教師データ作成技術

このような車種判定を実現するためには、定点カメラ映像を使って対象となる映像がどの車種であるかを事前に対応付けた車種情報を教師データとして大量に用意しておく必要がある。撮影された大量の映像の中から、特定車種を分類して教師データを作成する作業は、人手による膨大な作業が発生するためコスト増大の要因となる。

そこで、今回の学習モデル作成ではCGを使った教師データ作成技術を導入した。これは、対象車

種のCGモデルを用意して、見た目にかかわる様々な要因についてCGモデルを使ってシミュレーションすることで、大量の教師データを自動的に生成する技術である。学習のタグ付け作業にかかる工数は、従来の実画像を対象とした場合は15日かかっていたものが、CGの活用によって4時間まで大幅に削減できた。

車種判定向けの教師データ作成において工夫した点は、車の色と材質（模様、金属光沢、粗さなど）の再現性である。CGの画質を実写映像に近づけることで、前述のように高い正答率を実現した。

車だけでなく、建物を含む市街地の風景をCGモデル化することで、通行人や標識などの様々な認識対象の教師データを生成できるだけでなく、実際には発生頻度が少ない事故などのシーンも作成可能となった。本技術を適用することによって、自由度の高い映像と教師データの自動的な大量生成を実現した。

事例2：陳列棚の商品画像認識

流通小売分野における店舗発注業務への適用事例として、スマートフォンやタブレット端末のカメラで撮影された陳列棚上の商品を画像認識によって識別した事例を紹介する。

陳列商品の画像から個々の商品名を出力する学習モデルを構築した。対象商品は、ペットボトルや缶飲料などの30種類とし、カメラで撮影した130点の陳列商品の写真データを対象に正答率を評価した。表-2に示すとおり、評価対象商品130点に対して97%の正答率で商品を特定できた。商品30種類中26種類には誤検出はなかった。

一方で、同じ作成方法による学習モデルの適用

表-2 陳列商品の正答率

区分	正答	誤答	正答率
商品数	126	4	97%

表-3 レーダー探査画像判定の評価結果

項目	評価データ	結果	割合	割合の説明
空洞数	8地点	8地点	100.0%	正解の検出率
検出距離	66,628 m	2,331.9 m	3.5%	正解が含まれる可能性のある区間の全体比率

であっても、対象商品の選び方によっては正答率は90%に満たないケースがあることが分かった。その原因は、色や形状が類似していたり、季節限定デザインであったり、店舗ごとの照明環境の違いに起因したりするものであった。これらのケースは、いずれも教師データの作成時に評価データの特徴を正しく反映させることで、正答率を90%以上に改善できた。

事例3：レーダー探査業務における画像判定

社会インフラ分野におけるレーダー探査業務への適用事例として、地中レーダー探査反射画像を対象とした、路面下に存在する空洞形状の画像判定事例を紹介する。

地中レーダー探査における反射画像は、地中内に向けたレーダー送信波の反射波を画像化したものである。これは、見つけるべき空洞境界面による反射波だけでなく、地層や人工的な埋設管などの様々な反射波の合成画像である。

そこで、過去に掘削して空洞位置が特定された画像を教師データとして学習し、これを基に空洞位置を判定する学習モデルを構築した⁽⁴⁾

評価データは、総距離66.6 kmの範囲にある8か所の空洞を対象に、正解の検出率と正解が含まれる可能性のある区間の比率を評価した。本事例では、正解の検出率を95%以上、検出距離は全体距離の10%以下を目標とした。

表-3に示すとおり、本技術では空洞を全て正しく検出できた。同時に、総距離に含まれる空洞の存在可能性が高いと判定された検出区間の距離（検出距離）の割合を、目標とした総距離の10%以下に抑えることができ、本技術の適用によって高い作業効率を実現できた。

従来、空洞を判定するには高度な専門知識だけでなく、経験も豊富なエキスパートから構成されたグループが目視による判定会を複数回実施してきた。そのため、通常は10～50 kmの距離に1か



図-4 DL適用事例の実績と多様性

月程度の期間をかけて判定処理を行っていた。

DLによる画像判定システムの導入後は、1時間程度で総距離50 kmのデータの1次判定処理が可能となった。1次判定後に行う目視による2次判定作業を含めても、従来の1/10の工数で一連の判定作業が完了でき、大幅な業務効率化を実現した⁽⁵⁾。

事例の多様性と画像認識以外への発展性

これら三つの適用事例は、画像認識における代表的な学習モデルの例であるが、これら以外にも多数のDLの適用実績がある。富士通はこれまでに、車両・車線認識、人物認識、顔検出（人数検知）、手書き文字認識、異常検知、行動認識、鳥獣判定、ドローン画像認識、状態判定など、お客様から提供されたデータに基づいて多数の事例を手掛けてきた。

画像以外の映像データや時系列データについても、DLを適用した案件は増加の一途である。映像上に被ったタイムコードの認識、放送映像のテロップの誤り検知、測定機器などの時系列データを基に故障の有無を判定する時系列データ解析がその例である。また、音声認識向けの前処理として、音声とBGMが混在した入力音声に対して、BGM

のみを除去する学習モデルにDLを適用することで、音声認識精度を大幅に改善した（図-4）。

今後も、DL技術の事例拡大を通じて、お客様の業務改善に継続して貢献していきたい。

む す び

本稿では、Zinraiディープラーニング基盤を利用するために必要となるZinraiディープラーニングの基礎知識と、三つの適用事例を紹介した。

Zinraiディープラーニング基盤を使用することによって、学習環境に必要なGPU資源が不足する問題を解消できた。更に、Zinraiディープラーニングテクニカルサービスを利用すれば、案件ごとに異なるデータを専門のDLエンジニアが分析し、データの特徴量を最適に抽出するチューニングを行い、実用精度の学習モデルの構築が可能となった。

三つの事例は学習の基になるデータが異なるだけでなく、業務への適用目的や所望する精度が異なることから、教師データ作成の方法や学習に必要なデータ量は案件ごとに異なっていた。したがって、学習フェーズでは複数の学習モデル候補を用意して、最も所望精度に近い学習モデルを見出す

ために、DLのチューニングを繰り返すことが重要であった。いずれの事例も、データを保有するお客様の専門知識と、富士通が持つDLの専門知識を結合・融合させて生み出された成果であった。

今後は、Zinraiディープラーニングシステムの海外展開を目指すとともに、お客様のAI活用に向けた多様な要望に柔軟に対応していくソリューションの更なる強化を図っていく。また、お客様の業務知識を採り入れてDL技術により業務改善していくために、お客様との共創（Digital Co-creation）関係を重要視していく。



永井 浩史（ながい ひろふみ）

富士通（株）
AIサービス事業本部
ディープラーニングビジネスに関わる
新規事業開発および商談フロントに
従事。

参考文献

- (1) MarketsandMarkets : Machine Learning Market by Vertical (BFSI, Healthcare and Life Sciences, Retail, Telecommunication, Government and Defense, Manufacturing, Energy and Utilities), Deployment Mode, Service, Organization Size, and Region - Global Forecast to 2022.
- (2) 株式会社富士キメラ総研：2018人工知能ビジネス総調査。
<https://www.fcr.co.jp/report/172q14.htm>
- (3) 富士通：Zinraiディープラーニングシステム。
<http://www.fujitsu.com/jp/solutions/business-technology/ai/ai-zinrai/services/deep-learning/>
- (4) 今井利宗：路面下空洞調査におけるAIによる空洞評価事例。第32回日本道路会議，2017年10月。
- (5) 富士通：導入事例 川崎地質株式会社 様。
<http://www.fujitsu.com/jp/about/resources/case-studies/cs-201710-kawasaki-geological-engineering.html>

著者紹介



上田 昌伸（うえだ あきのぶ）

富士通（株）
AIサービス事業本部
ディープラーニング技術開発および
コンサルティング業務に従事。