

AI / Data

Technology Map

AI / Data Technology Map

Introduction

サイバーエージェントの事業成長とともに、

事業で利用されている AI/Data 領域におけるテクノロジーは日々進歩してきました。

AI/Data Technology Map は、

サイバーエージェントのこれらのテクノロジー領域における取り組みを

様々な角度から知ってもらうための冊子です。



常務執行役員

内藤 貴仁 Takahito Naito

サイバーエージェントは AI 技術の研究・開発に非常に期待し力を入れています。この技術の将来が、そしてそれらを社会実装していく力が、我々の大きな競争力になると確信しているからです。私自身も、経済学、画像処理、自然言語処理、対話システム、音声認識・合成、ロボットなどの研究室に定期的に伺い、先生方と直接議論させて頂いています。

昨年にはいくつかの研究室と一緒に社会実装した技術、プロダクトが、数億円の利益を生み出した事例も出てきています。我々はこれからも、AI 技術の研究・開発、そしてデータの量や社会実装する力をしっかりつけていながら、アカデミアや社会の発展に長期的に貢献できるように取り組んでいきたいと思っています。



常務執行役員 技術担当

長瀬 慶重 Narishige Nagase

サイバーエージェントは創業来、インターネット産業の拡大とともに事業成長を続けてきました。インターネットが人々の生活環境を変えたように、AI 技術やデータ活用の発展は私達の生活にさらに大きな変革をもたらします。

当社が展開する、メディア事業・広告事業・ゲーム事業においても、AI/データでビジネスを加速させるために各専門のエンジニア・研究者が存在し、世界中の研究論文を日々キャッチアップし、高度な AI 研究技術を持ち実用化に積極的な研究室との産学連携を積極的に行い、研究開発を進めています。この AI/Data Technology Map では、サイバーエージェントが日々取り組む研究や、AI/データ活用について紹介しています。本冊子を通して当グループの知見を展開できることを願っています。

Index

Introduction	01
サイバーエージェントでのAI/Data×Engineering	04
データで見るサイバーエージェント AI/Data編	06
技術の俯瞰ページ	08
プロダクト情報	10
AI事業本部 / AI Lab	
AI Shift/AI Messenger Chatbot	10
AI Shift/AI Messenger Voicebot	12
Dynalyst	14
データワン	16
AirTrack	18
極予測 TD	20
極予測 AI	22
コピー素材開発	24
MG-DX	26
ロボットサービス事業部	28
デジタルヒューマン事業部 / AIモデル生成グループ	30
遅れCVプロジェクト (Dynalyst + AILab)	32
メディア / 秋葉原ラボ	
Patriot	34
Zero	36
Phoenix(推薦基盤)	38
Nagato(検索基盤)	40
Orion Filter	42

	Anaheim(言語処理基盤)	44
	Corona(画像処理基盤)	46
	Zumwalt(データアクセス基盤)	48
	Orion Annotator(アノテーション基盤)	50
	Kafon	52
	Phalanx	54
	データ分析	56
CyberZ	ACTech局	58
CAM	Fensi Platform(ログ集計基盤&リコメンド)	60
メディア/ADT	ABEMAのデータ分析全般	62

産学連携 64

How We Work 70

	AI事業本部 / AI Lab	70
	メディア / 秋葉原ラボ	76
	メディア / ADT	82
	CAM	86
	CyberZ	92
	SGE	94

アウトプット実績 96

編集 104

サイバーエージェントでの

AI/Data X Engineering

AI/Data X Engineering



データ・ワン事業部 AI事業本部

早川 裕太 Yuta Hayakawa

Data Scientist

新卒3年目。事業の意思決定をデータサイエンスの観点から行う。主にユーザーデータを用いた分析・それを元にした開発計画の立案・実施までを一貫して行うことで、プロダクトを牽引。データサイエンス力・実装能力・事業貢献度の高さから、全社総会で新人賞を受賞。



AI Lab AI事業本部

富田 耀志 Yoji Tomita

Researcher

新卒2年目。経済学(ゲーム理論・マーケットデザイン)を用いた研究に従事するリサーチサイエンティスト。確率的オークション研究・論文執筆・投稿を行うほか、東京大学マーケットデザインセンター(UTMD)とともに官公庁・自治体のDXに向けた共同研究をスタート。フロントとして、保育所の入所選考や医療資源の配分の最適化などの研究テーマに取り組む。



極事業部 極AI事業部
コピー素材開発チーム AI事業本部

川本 峻頌 Shunyo Kawamoto

ML Engineer

新卒2年目。広告コピーの自動生成において、モデル開発から実装までを一貫して行うほか、アノテーションの仕組みづくりや、学会での研究発表にも注力。人工知能学会では共著論文が優秀賞を受賞するなど、研究・分析・開発までを幅広く担当し、社会実装と学術貢献の両軸で活躍。全社総会でグッドスタート賞を受賞。



ABEMA ADT

作花 健也 Kenya Sakka

Data Scientist

大学院ではバイオインフォマティクスを専攻し、水族館でのクロマグロの行動解析や医療画像解析の研究を行った。その後、2019年にサイバーエージェント新卒入社。現在は、ABEMA データテクノロジーズにてデータ処理基盤の設計や運用、レコメンドエンジンの開発などを行っている。



秋葉原ラボ

内藤 遥 Yo Naito

ML Engineer

情報推薦の技術領域において、各種メディアサービスに対する機械学習を活用したソリューションの提案や、新規サービスの導入コスト/運用コスト削減のためのフレームワーク開発など、幅広い業務を担うソフトウェアエンジニア。



秋葉原ラボ

佐藤 栄一 Eiichi Sato

Software Engineer

最近はずいに汎用的なログ収集基盤やリアルタイムデータ処理基盤、またその認証認可システムの設計から開発、運用を担当。レイヤの低めの技術が好きで、システムでなにか障害が起きたときにデータベースや JVM、Linux の実装まで根本原因を追うのが趣味。



秋葉原ラボ

高野 雅典 Masanori Takano

Researcher

Web の社会を対象とした計算社会科学・複雑系科学の研究を実施している。研究テーマはソーシャルサポート、社会ネットワーク、差別・偏見、ニュースメディア効果、アバター効果など。Web メディアの利用者によって生み出された価値の発見・強化や、Web 上での社会問題の理解・緩和を目的とする。



秋葉原ラボ

上田 紗希 Saki Ueda

Data Analysis Engineer

メディア事業におけるサービスの意思決定や施策推進を、データ分析で支援するデータアナリシスエンジニア。現在は、広告配信モデルの改善のためのデータ分析・特徴量検証・データ利活用支援に従事している。



ACTech局 株式会社 CyberZ

玉川 奨 Susumu Tamagawa

Data Scientist, PdM

CyberZ のアドテク組織である ACTech 局のマネージャーとして、代理店の広告運用強化のための開発指揮をする一方、価値のあるデータの収集・データ分析・データの利活用や施策実施の提案まで、一気通貫したデータ戦略を担当するスペシャリスト。



CAE 株式会社 CAM

神田 裕史 Hiroshi Kanda

Data Analyst

Bigquery や Tableau などを利用し、Fensi プラットフォームやそこに載った各サービスのレポート作成とデータ分析を行い、ビジネスを推進する役割を担う分析官。



CAE 株式会社 CAM

野口 大介 Daisuke Noguchi

Data Engineer

データレイク・DWH・パイプラインの開発からリコメンドシステムの開発、データ分析まで行うマルチタレント。



QualiArts SGE

田村 和範 Kazunori Tamura

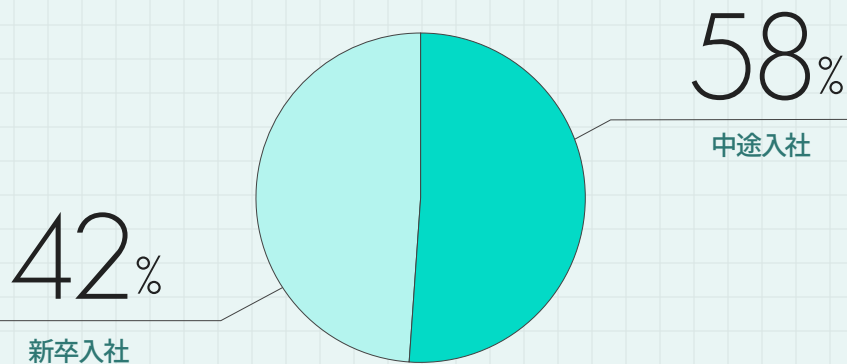
Unity Engineer

普段はスマホ向けゲームを開発する傍らで、最強デッキ探索などの機械学習を活用したレベルデザインの効率化を行うためのツール開発などにも従事。また SGE 全体でも、ゲーム開発で活用できる AI 技術の研究開発を行うための活動をリードしている。

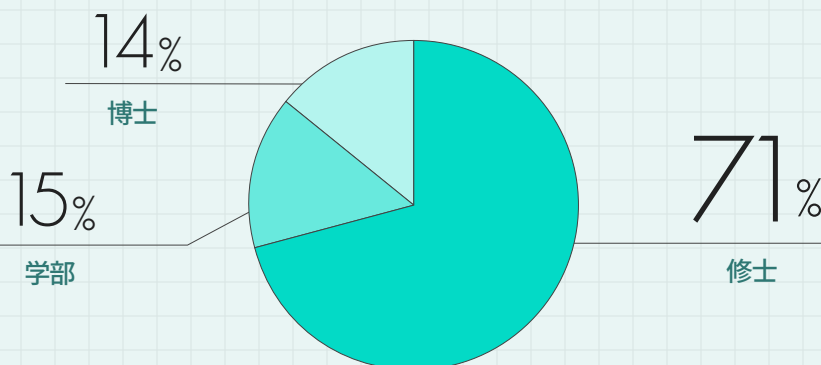
CyberAgent AI/Data

入社形態

新卒と中途の割合はほぼ5:5で、多くの新卒エンジニアが活躍をしています。修士卒の割合が多い点も特徴です！

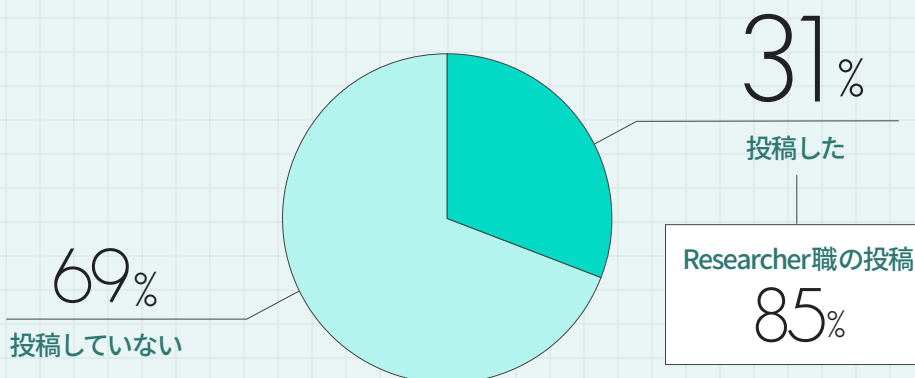


卒業



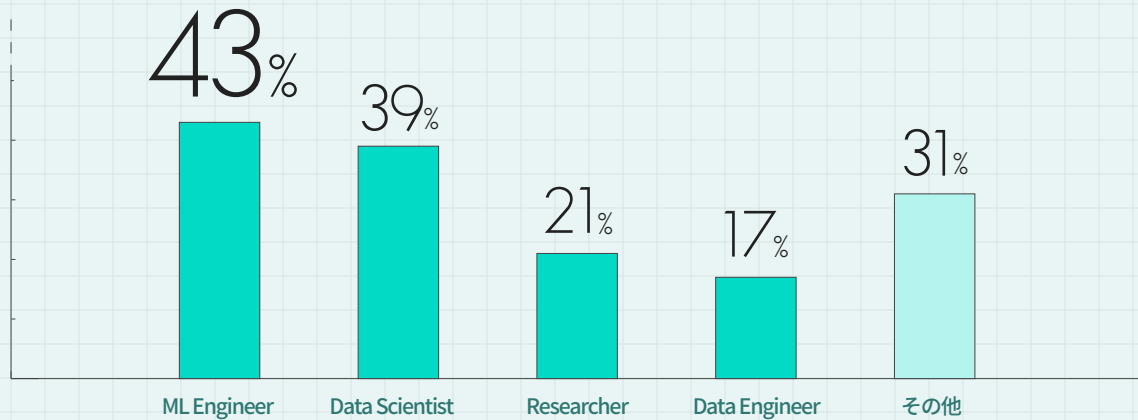
学会投稿 (直近3年)

Researcher職は80%以上が直近3年間で学会投稿を行っています！ Researcher職以外のAI/Dataに関わる職種も約30%は直近で学会投稿を行っており、積極的な対外発信に力を入れています。



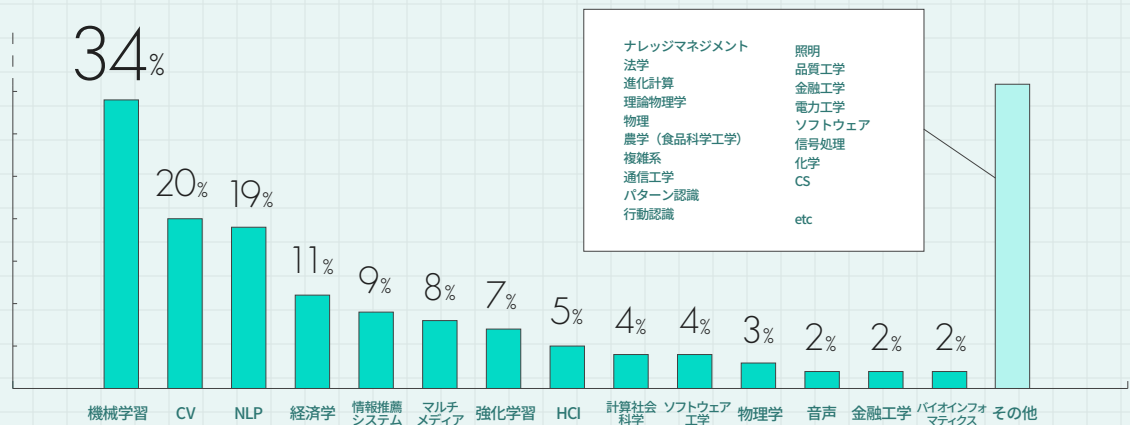
職種 (複数選択可)

データに関わる業務を行っている人の主要な職種は「ML Engineer」「Data Engineer」です。他にも「Researcher」「Data Analyst」「サーバーサイドエンジニア」等、様々な職種の人がデータを通して事業成長に貢献しています。

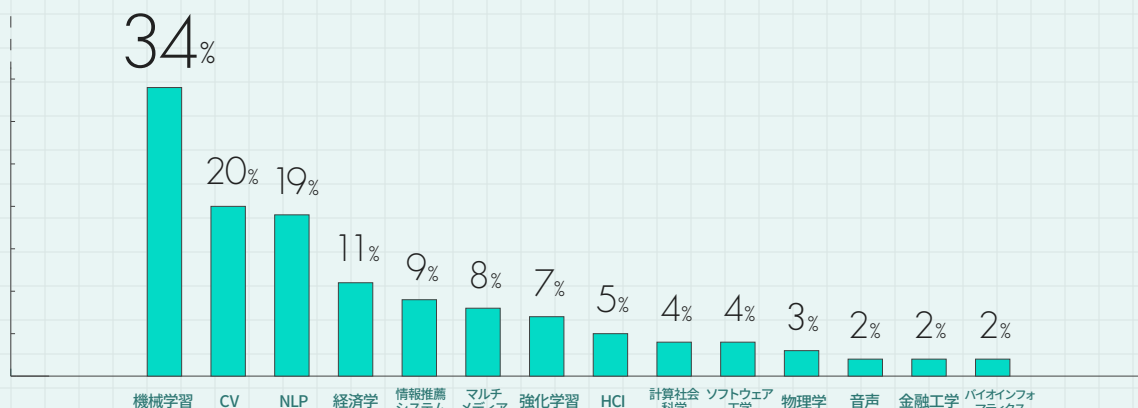


学生時代の専門領域

データに関わる業務を行っている人の専門領域は「機械学習」「CV」「NLP」を始めとして多岐に渡っています！
他にも「経済学」「HCI」「物理学」など、幅広い専門領域の人が学生時代からの知識を生かして活躍しています！



現在の専門領域



技術の俯瞰ページ

Technology

自然言語 処理

AI 事業本部	AI Shift/AI Messenger Chatbot	10
	AI Shift/AI Messenger Voicebot	12
	極予測 TD	20
	コピー素材開発	24
メディア / 秋葉原ラボ	Nagato(検索基盤)	40
	Orion Filter	42
	Anaheim(言語処理基盤)	44

AI 事業本部	Dynalyst	14
	データワン	16
	AirTrack	18
	MG-DX	26
	遅れCVプロジェクト (Dynalyst + AILab)	32

機械学習

コンピュータ ビジョン

AI 事業本部	極予測 AI	22
メディア / 秋葉原ラボ	Orion Filter	42
	Corona(画像処理基盤)	46

メディア / 秋葉原ラボ	Patriot	34
	Zero	36
	Kafon	52
	Phalanx	54

大規模データ 処理基盤

データ活用基盤

メディア/秋葉原ラボ	Phoenix(推薦基盤)	38
	Nagato(検索基盤)	40
	Zumwalt(データアクセス基盤)	48
	Orion Annotator(アノテーション基盤)	50
CyberZ	ACTech局	58
CAM	Fensi Platform(ログ集計基盤&リコメンド)	60

メディア/秋葉原ラボ	Phoenix(推薦基盤)	38
CAM	Fensi Platform(ログ集計基盤&リコメンド)	60

情報推薦

データ分析

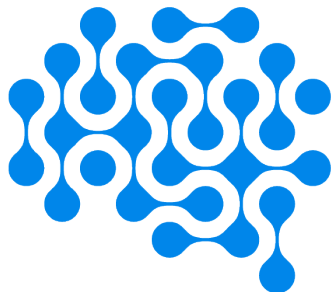
メディア/秋葉原ラボ	データ分析	56
メディア/ADT	ABEMAのデータ分析全般	58

Other

AI事業本部	ロボットサービス事業部	28
	デジタルヒューマン事業部/AIモデル生成グループ	30

AI Shift / AI Messenger Chatbot

AI事業本部 / AI Lab



AI Messenger Chatbot

総メッセージ数

1.5億件

総会話数

3,700万
会話

AI Messenger Chatbot は株式会社 AI Shift が提供するカスタマーサポート向けの AI チャットボットです。クライアントとなる企業様のヘルプページなどのウェブページにチャットボットを埋め込むことでカスタマーの質問に自動で応答することが可能になります。主に自然言語処理の技術が使われており、カスタマーの質問と FAQ のマッチングや、FAQ の整備に適用されています。「最小工数で最高品質」のチャットボットを目指して日々研究開発を進めています。

Member

Data Science Team : 自然言語処理のモデル構築、データ分析、産学連携などを担当します。

Developer Team : チャットボットのアプリケーション開発を行います。Golang によるバックエンドエンジニアやチャットボットの対話画面や管理画面を作るフロントエンドエンジニアが所属します。

AI Communication Designer Team : チャットボットの対話シナリオの設計を行います。AI チャットボットの特徴を理解した上で最適な設計を行います。

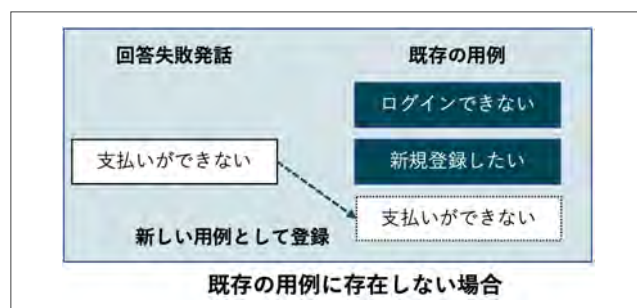
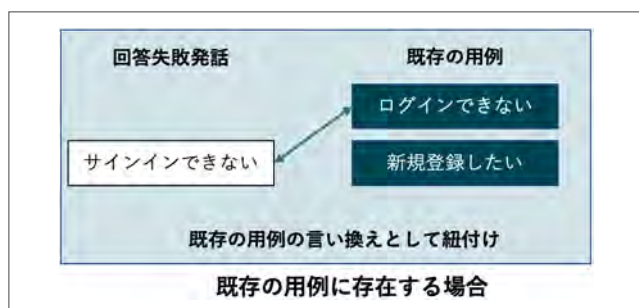
Customer Success Team : 既存顧客のチャットボット活用価値を最大化することをミッションとします。

Sales Team : 営業や既存顧客との調整、広報などを担当します。

使用している主な技術

Elasticsearch, BERT, Sudachi, Spacy, GiNZA, Tableau, JupyterLab, FastAPI, BigQuery, CloudSQL, Okapi BM25, Hierarchical Clustering Ward's method, SentencePiece, gensim, A/B testing, TF-IDF, GBRT

カスタマーサポート向けのAIチャットボット



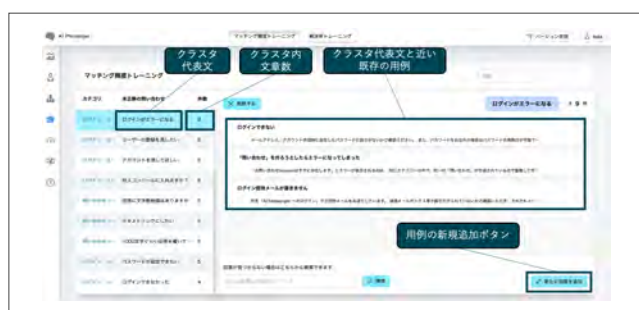
解決したい課題 / ユースケース

AI Shift が提供する AI Messenger はチャットによる企業のカスタマーサポートの自動化を行うためのチャットボットです。現在世の中に存在する多くのチャットボットが予め用意された Q&A 集の中からユーザの質問に対して最も近いものを返す、用例ベースという仕組みを採用しています。これらのチャットボットが精度高くユーザの質問に回答するためには、ユーザの質問と Q&A 集のマッチング精度を高めること、そして Q&A 集を AI が認識しやすい形で整備をする必要があります。我々は後者の作業をチャットボットの " 運用 " と呼んでいます。チャットボット運用は多くの工数とノウハウが必要となるため、これから新たにチャットボットを導入したいと思っているクライアントに対しては非常に大きな問題になります。

また、チャットボットをお試しで作ってみたい場合も " 初期設計 " と呼ばれる最初のチャットボットを作る作業が発生し、特にサポートがない場合だと、お試しで導入したいのにそのために多くの時間やノウハウが必要で、その段階で諦めてしまうといったパターンも存在します。一般的な初期設計ではまだ存在しないチャットボットに対するユーザの質問を想定して Q&A の用例を作成する必要があります。一般的な運用ではチャットボットが回答に失敗したログを1件ずつ確認し、既存の Q&A 集に回答が存在するかしないかを判断し、存在する場合は回答に失敗したユーザ発話と正しい Q&A とを紐付ける必要があります。存在しない場合は新しく Q&A のペアを作成する必要があります。

AI Messenger ではこれらの問題に対処するために " 初期設計 " や " 運用 " をサポートする仕組みに対して研究開発を盛んに行っています。

運用支援システム AI Compassの開発



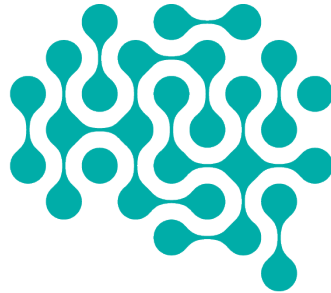
解決したい課題 / ユースケース

上述したように通常のチャットボットの運用は1件ずつログを確認し、既存の Q&A 集との紐付けを行っていくという工数とノウハウが非常に大きく必要となります。そこで、AI Messenger では管理画面を用いて一連の運用作業のサポートを行う AI Compass という機能を 2020年4月にリリースしました。AI Compass で用いられている技術は以下のとおりです。

回答に失敗したユーザ発話を収集 -> それらのユーザ発話を BERT によってクラスタリングを行う -> 各クラスタに対してもっとも用例に追加すべき一文を NLP ロジックにより抽出しクラスタの代表文として選択 -> 各クラスタ代表文と既存の用例との類似度を計算し高い順に画面に表示を行います。これらの内容は対話システムシンポジウム 2020 で発表を行った内容となります。

AI Shift / AI Messenger Voicebot

AI事業本部 / AI Lab



AI Messenger Voicebot

リリースまでの期間

6ヶ月

タスク完遂率

71%

新テナント
立ち上げ時間

1時間
以内

AI Messenger Voicebotは株式会社AI Shiftが提供する、企業における電話業務の自動化を実現する音声対話サービスです。バーズイン（発話に対する割り込み）などの対話のインタラクティブ性を重視しており、従来の音声ガイダンスとは異なるスムーズな対話を目指しています。

Member

Engineer Team : システムの開発、データ分析、産学連携などを担当します。

Sales Team : 営業や既存顧客との調整、広報などを担当します。

使用している主な技術

Twilio, Python, Google Text to Speech, Dialogflow, FastAPI

Dynalyst

AI事業本部 / AI Lab



1日のログ蓄積量

数TB/day

月間入札
リクエスト数

数千億req

秒間ML
モデル推論回数

数万pred/s

Dynalyst はスマートフォン向けのリターゲティング広告を配信する、日本のトップセールスのアプリの中で高いシェアをもつプロダクトです。リターゲティング広告では、一度アプリを起動して起動しなくなってしまったユーザを対象に、復帰を促す広告を配信しています。月間数千億件ほどの入札リクエストを受け、そのうち配信対象ユーザに対して各レスポンス 100 ミリ秒以内で入札額を計算し応答しています。データサイエンティストチームでは、常に複数の A/B テストを回し続けながらよりよい配信ロジックへと改善しています。

Member

事業責任者: プロダクト全体のマネジメント・ロードマップ策定
エンジニアリングマネージャー: エンジニア施策のマネジメント
開発責任者: アーキテクチャ選定や技術選定
ソフトウェアエンジニア: Scalaを用いた配信システム開発
データサイエンティスト: データ分析・立案やMLモデル作成・MLOps
クリエイター: 配信広告画像・動画やテンプレートの作成
ビジネス職: ビジネスプランの策定や顧客へのプロダクト説明対応、配信管理など

使用している主な技術

Scala, Python, SQL, AWS (EC2, Lambda, S3, Aurora, DynamoDB, ...), Snowflake, MySQL, redis, Docker, digdag, Datadog, ML, Auction theory, Multi-armed Bandit, Contextual Bandit, A/B testing

A/Bテストを通じて良い予測モデルや広告クリエイティブを見つけるには？

解決したい課題 / ユースケース

Dynalyst はスマートフォン向けのリターゲティング広告配信 DSP です。DSP では広告オークションに参加し、Dynalyst は実際に月間数千億件ほどの入札リクエストを受けています。最適な入札額を決定するためにクリック率などを予測するモデルが使用されており、DSP の広告効果を決定する重要な要素になっています。また、クリエイティブに関してもユーザーよりを惹き付ける広告クリエイティブを配信したほうが広告効果の向上に繋がります。これらの予測モデルやクリエイティブの是非は A/B テストを通じて判断しています。

インターネット広告分野では膨大なリクエストが存在するため、比較的容易に A/B テストを実施できるというイメージを持たれることが多いです。しかし実際には、事業の中で考えるべき複数の KPI のトレードオフの存在、テスト開始後に入札の分布が変わることによる想定外の挙動、またチームとしてスケーラブルに A/B テストを実施していくための仕組みづくりなど様々な問題があります。これらの問題に対して、チーム全体として A/B テストを実施するための検証フローを整備した上で、各モデルが適切に複数 KPI を考慮できるように検証を行ったり、開発速度を向上させるために MLOps プロジェクトなどを進めています。また、AI 事業本部で最も A/B テストの知見があるプロダクトとして他プロダクトへ知見の共有を行っています。更に AI Lab の研究プロジェクトにもプロダクトとして参画して事業貢献に繋げるなど研究開発面でも注力を行っています。

プロダクト成長を加速させるための MLOps

解決したい課題 / ユースケース

Dynalyst ではサーバーサイド側の言語として Scala を採用しています。新しい予測モデルを本番環境で稼働させる際には、現状はデータサイエンティスト自らが Scala で実装しています。しかし、データサイエンティストは Scala にあまり馴染みがないことが多く、予測部分以外の実装が複雑化していることも合わさって、開発スピードの低下や、バグを混入させるリスクが問題となっていました。A/B テストを安全かつスケーラブルに行うという目標の下、現在は AI Lab や DSC といった横断組織と協力して、デプロイの高速化や使用可能なモデルの多様化を目指して、まずは推論サーバの Python 化に取り組んでいます。特に、配信対象ユーザーに対して各レスポンス 100 ミリ秒以内で入札額を計算し応答するという制約が存在するため、その部分を Python で担保する部分が非常に困難な点となっています。

また、Uber や Airbnb などの先進的な MLOps アーキテクチャが存在するサービスを参考にして、安全かつスケーラブルな A/B テスト機構の実現を目指して、検証の高速化のためのシステム作成やモデルパフォーマンスや精度・ビジネス指標などの可視化の自動化にも取り組んでいます。

データワン

AI事業本部 / AI Lab



ログにある売上総額
(年)

数兆円

小売業界のDX化のアプローチの一手として、伊藤忠、FamilyMart、Docomo、CAの4社合併の会社で挑戦するプロダクトの開発をしています。FamilyMart を筆頭に伊藤忠が持つ流通網をフル活用し、小売の購買データを活用したデジタルマーケティングのプラットフォームを構築します。Family Martの購買データは年間3兆円と大規模な流通があり、docomoのキャリアデータを掛け合わせることで、デジタル広告の世界で捕捉できるユーザー数は格段に上がります。

こういったデータを扱う会社は日本でもほとんどないため、引き合いも多く、これからどう成果を出していくかが問われるチャレンジングなマーケットです。

Member

Product Manager : システム要件定義・開発進捗のマネジメント

Data Scientist : データサイエンス観点からのシステム設計・各種アルゴリズムの検証・実装

Backend Engineer : システム設計・実装

使用している主な技術

AWS (ECS-fargate, RDS Aurora, Lambda, SageMaker, etc.), uplift modeling, CTR/CVR prediction, bandit algorithm, A/B testing, Python

購買をリフトさせる広告配信



解決したい課題 / ユースケース

今まで旧アドテック本部の主要取引先であったスマホゲームや EC などのネットサービスからオフラインの小売業界に踏み込みにあたって、そのオンラインマーケティング上の最重要課題は「購買をどうリフトさせるか」です。広告における購買リフトとは、広告をあてなかった場合と比較して広告を当てた場合にどれだけ購買（確率）が増えたかを意味します。

AI 事業本部や AI Lab では、広告配信 x リフトの研究が行われてきました。そこで貯まった知見を用いたり、新たに生まれる課題を定義してうまく解きながら、購買をリフトさせる広告配信アルゴリズムを追求していきます。そのアルゴリズムは、日本では大きな成功事例のない小売のオンライン広告マーケティングの成功の鍵を握っています。

AirTrack

AI事業本部 / AI Lab



累計位置情報
データ量

4,500万

論文投稿数
(2020年)

10本

AIR TRACKはGPSから取得したスマートフォンの位置情報(個人情報には紐付かない形で)を利用し、来店計測や広告配信を行うプロダクトです。例えば「自社店舗来訪者」「競合店舗来訪者」「自店舗と親和性のある場所に訪れている人」など、オフライン上の行動に基づくターゲティングを行います。AIR TRACKではより高度なターゲティングを実現するために、ユーザやエリアの属性推定、来訪集計アルゴリズム、来訪予測などの改善を常に行っており、データサイエンティストはプロダクトに必要な人材です。また、最近では機械学習運用のための基盤づくりにも力を入れております。「人を動かす広告をつくる」これを私たちは目指しています。

Member

Data Scientist : 位置情報データ分析、入札戦略アルゴリズムの開発 / 検証、データビジュアライゼーションなど

ML Engineer : A/Bテスト基盤、機械学習基盤の開発

Server Side Engineer : 広告配信DSPの開発、SDKの開発

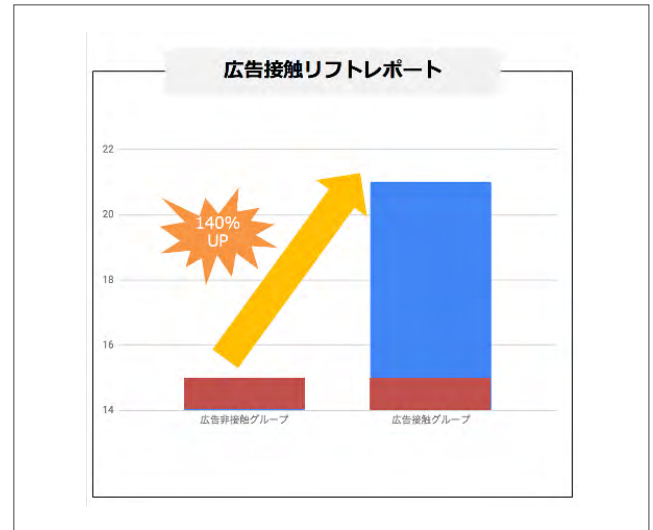
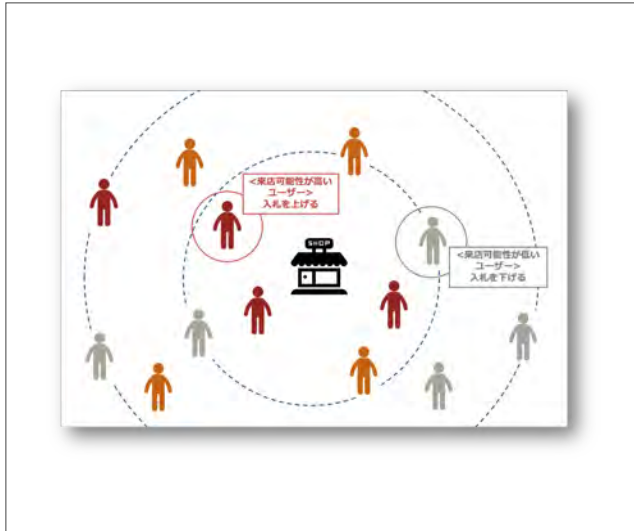
Infrastructure Engineer : プロダクトのシステム設計全般、セキュリティまわり

Sales/Business : 事業責任者、営業

使用している主な技術

Python, R, XGBoost, Uplift Modeling, A/B testing, Jupyter, Tableau, MLflow, QGIS, CircleCI, AWS (Redshift, Batch, StepFunctions, EKS, Athena, Lambda), Scala

来訪を最大化させる入札戦略の開発 / 検証



解決したい課題 / ユースケース

AirTrack は、ユーザ端末から送られてくる位置情報に基づいて広告配信対象者の決定と配信を行います。さらに、ユーザが実際に店舗へ来訪したかの計測を行い、広告配信による効果があったのかまでを検証します。広告配信時は、ユーザ端末から送られてくる広告リクエストに対し、AirTrack を含む複数の DSP が RTB オークションを行い、落札した場合のみ広告を表示することができます。ここで、AirTrack の広告表示は来訪という形でのコンバージョンが求められるため、広告表示されたユーザが店舗へ来訪するかが焦点となり、ユーザの来訪確率を考慮した入札戦略が求められます。

また、広告主側の観点からは、広告表示がなくても実店舗へ来訪するユーザへの広告配信ではなく、広告表示されたことがトリガーとなって来訪するユーザが増えたのかを知りたいというニーズがあります。

つまり、広告表示によるリフトが最大化するような入札戦略を考えていくことが必要になります。AirTrack ではこのような問題に対して Uplift Modeling の概念を取り入れ、AI Lab と連携した理論的な研究からオンライン検証までを一気通貫で進めています。他にも一位価格オークションでの最適入札価格決定問題や、来訪後の購買までを最適化する配信方法の検討など、入札戦略だけでも様々な問題に取り組んでいます。取り組んだ成果は AB テストの形としてプロダクト上で評価できる環境が整いつつあり、今後は分析から施策の立案、効果検証、全体適用までの流れのスピード感を上げていきたいと考えています。

機械学習ライフサイクルを加速化

解決したい課題 / ユースケース

ML チームでは主に MLOps 業務を行っています。MLOps とは、機械学習モデルの実装から運用まで円滑に行えるような管理体制を指し、データサイエンティストが実際作ったモデルを本番環境で容易かつ安全に実験管理や機械学習モデルのライフサイクルを加速させるような基盤の作成を行っています。

現状、AB テストの実験管理とモデル管理の 2 つの基盤を開発しています。実験管理では、案件の予算に対してユーザを振り分けるような AB テスト基盤の作成、モデル管理ではデータサイエンティストがモデルの本番適用までのプロセスを簡略に行えるようなモデル登録のインターフェースを提供し、定期的な学習 / 検証を自動化、実験の対象のモデルをサービングする基盤を作成を行っています。これにより、データサイエンティストの業務サイクルとして、課題発見 → 仮説 → 施策提案 → 実験 → 効果検証のうち、施策の実験と効果検証のサイクルを速やかに回すことが可能な環境を提供しています。

今後、私達のプロダクトは新たに機械学習モデルによる入札戦略の実験以外にも、広告配信対象のスコアの範囲や適正予算の推定等、様々な施策を試していくフェーズにあります。

これらの施策の実験を可能とする基盤の作成はプライオリティが高く、エンジニアリングスキルだけでなく、施策に必要な要件を議論するためのスキルも問われ、ビジネスにも貢献することが出来るやりがいのある課題になっています。

極予測TD

AI事業本部 / AI Lab



KIWAMI 極予測TD

powered by AI Lab

キーワード総数

約3億
7,500万

ライターからの
予測リクエスト数

10万/日以上件

自動生成導入対象
クライアント

100以上

極TD(極予測TD)は、検索連動型広告の効果予測により、広告制作時により効果が高い広告文をライターや自動生成モデルによって制作するプロダクトです。テキスト広告に特化している点や、多種多様な広告主やキャンペーン、検索キーワードに対応することが求められる点がチャレンジングなポイントです。

Member

Data Scientist : 自然言語処理・機械学習を用いた効果予測モデルや自動生成手法の検討、構築、プロダクト実装
ML Engineer : 学習基盤やデータパイプライン、負荷対策、バックエンド設計・実装、ML 関連インフラ；総じて MLOps も含む
Frontend Engineer : 画面系サービスの開発
UI Designer : UI設計とプロトタイプの実装
PdM : プロダクト要件、PL 責任 **PjM** : 利害関係の調整、まとめ、みんなの相談役
Business : ビジネス要件から開発向け要件への変換

使用している主な技術

Learning-to-Rank, Seq2Seq, Natural Language Generation, Doc2Vec, Embedding Compression (SVD, FP16)
Python, Mypy, AWS (ECS), GCP, Dataflow, PyTorch, OpenNMT, LightGBM, FastAPI, BigQuery, AI Platform Training, Airflow, Scala

検索連動型広告の効果予測を用いたワークフローの確立

- ユーザの検索クエリと連動した広告
 - ユーザの検索クエリと、広告入稿側の配信キーワードでマッチング



- 特徴量抽出の例
 - Embedding Features (Doc2Vec)
 - Tabular Features



解決したい課題 / ユースケース

極TDは、膨大な配信ログから学習した効果予測モデルを用いて、多様な業種の広告主やキーワードに対しても効果の良い広告文を制作するワークフローをつくる、というプロダクトだといえます。

ここでの課題は、部分的なログ（テーブルデータ）と広告文（テキストデータ）から高精度な予測モデルをどうやって得るか、というだけでなく、そもそも予測モデルが指標とする広告効果をどうやって部分的なログから定義するか、というビジネス側にも関わる点が挙げられます。

現状では、効果予測をランキング問題として扱うことで、予算消化率やプラットフォーム側の品質スコアなどをうまく組み合わせた広告効果指標を模索しています。また、ライターのプロセスも含めた A/B/N テストや効果測定の基盤をつくることで、実際に効果があったかのエビデンスを得られるようにしています。

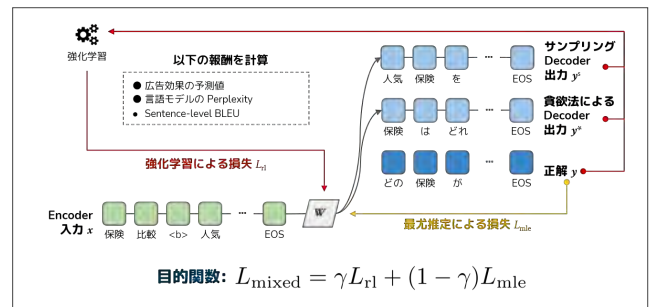
広告効果を報酬とした強化学習による広告文自動生成



解決したい課題 / ユースケース

自然言語生成 (NLG) の手法を使って配信可能な質の広告文を生成できないか、という課題です。人間のライターでは対応しにくい細かなキーワードに対応したり、より新しい表現を想起する手助けを狙っています。現時点では、2つの手法をそれぞれが得意とするカテゴリの広告文に適用しようとしています：定型的な広告文、たとえば Hulu のような配信サービスに対しては、ランディングページの要約を適用しています。

一方で、より一般的な広告文に対応するために End-to-End のニューラル言語生成モデルを AI Lab や共同研究先の大学と研究開発しています。このニューラル言語生成モデルは、先に挙げた広告効果予測モデルなどの出力を強化学習の報酬として利用することで、効果の高い広告文を生成できるようにする、ということを狙っています。現状の大きなチャレンジとしては、入稿したものの実際には効果が上がらなかった場合にも対応できるように、似たような広告文だけでなく、訴求ポイントも変化させられるような生成の仕組みであったり、品質チェックの手間の軽減などが挙げられます。



極予測AI

AI事業本部 / AI Lab



KIWAMI
極予測AI

powered by **AI Lab**

クリエイティブ
予測件数

1,800万
/Perday

本番運用している
モデル数

10モデル

リリースからの期間

6ヶ月

極予測AIはAIによる効果予測ができる次世代の広告(クリエイティブ)制作を支えるサービスです。極予測AIを使ったクリエイティブ制作では、AIが算出したクリエイティブのスコアを元に新しく制作した新規クリエイティブとすでに配信している既存クリエイティブを戦わせて、既存に勝った新規クリエイティブだけを納品します。

このように事前にAIで効果を予測することで、デザイナーの経験に左右されることがなく、効果を出せるクリエイティブを作成することができます。この新しいクリエイティブの制作フローを可能にするのが極予測AIです。

Member

Data Scientist : データ分析、モデルの構築・検証

ML Engineer : 学習基盤の作成、予測エンジンおよび、パイプラインの開発

Web Engineer : フロント・バックエンドの開発、全体のインフラ管理、パフォーマンスチューニング

Business : 開発機能の要件定義、UX/UI設計、ステイクホルダーとのやりとり、エンジニアは個々人で主軸としている領域がありますが、実際には領域外のタスクを担当することも珍しくありません。

使用している主な技術

Python, Tensorflow, CV, NLP, Apache Beam(Dataflow), BigQuery, JupyterLab, Kedro, MLflow, Apache Airflow, Docker, Argo, Kubernetes(Helm), Flask, Redis, Cloud Build, Vision API, Go, Vue.js, TypeScript, MySQL, GAE

広告業界の常識を覆すプロダクト

解決したい課題 / ユースケース

広告で扱う静止画・動画といったマルチメディアは様々な要素の組み合わせで表現されています。例えば背景色、テキストのフォントの選び方、使用する素材の切り抜きや位置合わせなどです。こういった要素をもとに、デザイナーが案件ごとに最適な組み合わせを考える必要があります。更にそこから効果の良いクリエイティブを入稿するためには、大量のクリエイティブを作る必要がありました。

極予測AIではCAが過去に配信した実績履歴とクリエイティブを保有しているため、これらのデータを元に広告の効果をクリエイターにフィードバックできるようなシステムの構築と予測モデルの運用を行っています。またモデルによって効果が高いと推論されたクリエイティブだけを入稿することで、成果報酬型という新しい収益体制を作ることができました。この成果報酬型という収益体制は、今までの市場に対してのゲームチェンジャーとなりえるもので、社内外で注目度の高いプロダクトです。

また、デザイナー、ビジネス、エンジニア、AILab を含めたリサーチャーが共に近い距離にあるため、マルチメディアを用いた機械学習とスピーディーな開発ができるプロダクトになっています。

次世代の制作フローを実現する技術

解決したい課題 / ユースケース

次世代の制作フローを実現するためには、高精度な予測モデルが必要不可欠です。予測モデルにクリエイティブの特徴を学習させるために、一般的なCNNを用いるだけでは難しいため明示的に特徴量を与える必要があります。実際に運用されている事例として、「GCPのVision APIを使ったOCR」、「人がどこに注目しやすいかを示す Saliency Map」、「広告ドメインを学習した事前学習モデルの潜在変数」などの特徴量を算出しています。これらの特徴量と配信するターゲティング・予算設定から構成されるマルチモーダルなDNNモデルを学習しています。

極予測AIは Facebook, Twitter といったメディアに入稿される広告を扱っており、入札ロジックやオークションのアルゴリズムも各媒体により異なるものになっています。そこで今後は、それぞれの媒体アルゴリズムに特化した予測モデルの作成を考えています。予測モデルだけがあっても次世代の制作フローは実現できません。デザイナーが予測モデルのスコアを簡単に参照できる環境を提供する必要があります。そのために極予測AIでは専用の画面を開発しました。これらは、Vue.js + Go + Pythonなどで開発しています。デザイナーにとって最適なツールにするためにはどうすれば良いかを、プロダクトに関わる全員が考えて開発しています。また、デザイナーに最適な素材をレコメンドするために、毎日大量のバッチ予測を行っています。予測には並列分散処理を利用しており、加えて、これまでの知見を生かした独自のキャッシュ実装によって非常に高いスループットを実現しています。インフラはGCPのサービスやkubernetesなどのコンテナ技術を利用することで、拡張性や保守性に優れたシステムを開発・運用しています。

コピー素材開発

AI事業本部 / AI Lab

おこもり中の人々が大好き...! 1日●粒飲む脂肪を飲むだけで脂肪を減らす方法 まずは●日間体験モニター募集中 細胞から出た毛穴ケア体験 ●●の体験をお得にトライ 新感覚のヘアケア体験 まずは●日間無料体験モニター募集中 ●●の体験を100円で体験してみませんか? エステ体験モニター募集 細胞レベルの体験を100円で体験 翌朝の体験がネットで話題 細胞が体感してドッサリ体験 ●日間体験モニター募集中! 麗しの体験がネットで話題 ●日間で体験してみませんか? 体験レポを体験してみませんか? ●●のサイエンスを体験 今なら●日間体験モニター募集中 自身の体験を体験してみませんか? 自宅で体験してみませんか? 100円でドッサリ体験 ●日間集中体験モニター募集中 クイズに挑戦するだけクイズに挑戦します。クイズに答えてお得なクイズに答えてお得! クイズに答えてお得なクイズに答えます クイズに答えてお得なクイズに答えてお試し! クイズに答えて



極AI コピー素材開発

お得なクイズに答えるだけ! お風呂上がりには美容オイル 心地よいお肌の潤いをキープしています お風呂あがりの香りが気になる お肌の乾燥に っちり肌へ ふわっと香る、笑顔の癒し 国産の美容オイルとは思えない! お風呂あがりにいい香り... 朝5分で、もっちり肌へ 忙しい朝の夜には、香る美容オイル 忙しい朝の夜には国産の美容オイル もう、乾燥に、香る、わたしの肌へ シャワー後いい香り... 朝5分で、もっちり肌へ クイズに挑戦して クイズに挑戦してくれた方へ 香りに惹ける香り 香りに包まれてい

ますか? クイズに挑戦してみませんか? ふわっと香るいい香り、ラベンダーの香りに包まれています。 ふわっと香るバラの香りに包まれていますか? ふわっと香る国産の香りが半端なく良い...! 国産無添加主義 ふわっと香る、ラベンダーの香り ふわっと香るラベンダーの香りが半端なく良い...! とラベンダー 香り? ふわっと香るバラの香りに包まれています。 香るアルガンオイル香りにお届け! ラベンダーの精油が香るアルガンオイル ラベンダーの精油香る ふわっと香る、ラベンダーの香り ふわっと香る柑橘の香りが半端なく良い...! 国産無添加 ラベンダーの香り! ラベンダーの精油香る ラベンダーの香り、香るオイル たっぷり1ヶ月分の値段で! たっぷりぬってもべたつかない! たっぷり1ヶ月分の値段でたっぷり! たっぷり1ヶ月ぶん ●本でももっちりハリ肌へ 肌の乾燥・ハリ肌へ 忙しい朝起きてももっちりハリ肌へ 忙しい朝起きても、もっちりハリ肌へ ●歳でも、もっちりハリ肌へ 翌朝、

論文投稿数
(共同研究含む)

14本

立ち上げからの
期間

2年

リリースのスパン

3ヶ月

SNS やニュースサイトなどに表示されるインフィード広告のバナー画像内外の広告文の制作支援を行うサービスです。デジタル広告では多種多様なクリエイティブが求められ、制作者の大きな負担になっています。またクリエイティブの入稿についても、制作者独自の視点で判断されており、実際に配信した時の広告効果との誤差が課題になっています。本プロダクトでは、広告効果の高い広告文の自動生成と、広告文の効果予測サービスを提供します。コピー生成では商品情報との妥当性や、多様な表現の広告文が求められます。この需要に応えるために、TransformerやVAE, BERTといった生成モデルの研究開発に取り組んでいます。予測モデルは極予測 AIチームと連携して開発しています。

Member

Data Scientist & ML Engineer : データ分析、モデル開発、サービス設計、サーバーサイド実装

Web Engineer : 他組織との連携と調整

Business : 要件定義、KPT定義、UI/UX設計、ステイクホルダーとのやりとり

使用している主な技術

Python, Docker, JupyterLab, GCE, Cloud Run, BigQuery, Pytorch, FastAPI, DataFlow, Redis, Kedro, MeCab, GiNZA, Cloud TPU, Cloud Build, Firebase, React, TypeScript, Vision API, Tableau

より効果の高い広告文の生成を目指して



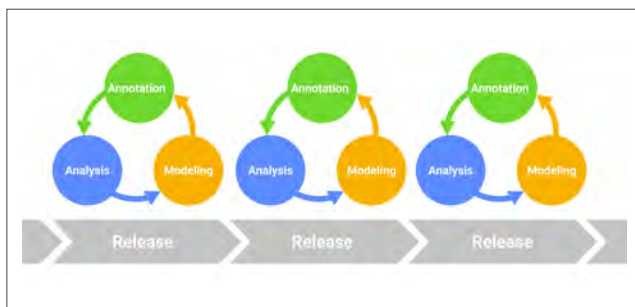
解決したい課題 / ユースケース

近年の研究で言語処理の技術を用いることで、効果の出る広告文の制作に対して大きな恩恵があることがわかってきました。コピー素材開発では、以下の2つのアプローチにより、制作ワークフローの効率化と高品質化の実現を目指します。

- ①商品に対して妥当で、文法誤りがなく、表現の幅が広い広告文の生成
 - ②広告配信先に応じた最適な選択
- ①については、深層学習を用いた言語生成技術、②については低品質文の除去や、過去の配信結果に基づく効果予測を行う技術の研究開発に取り組んでいます。

現在はAIで生成しピックアップしたものを、クリエイターが確認し手直するといった使い方をしてしています。最終的には人は出来上がった広告文を見て選ぶだけという世界観を実現したいと思っています。

生成モデルの改善サイクル設計



解決したい課題 / ユースケース

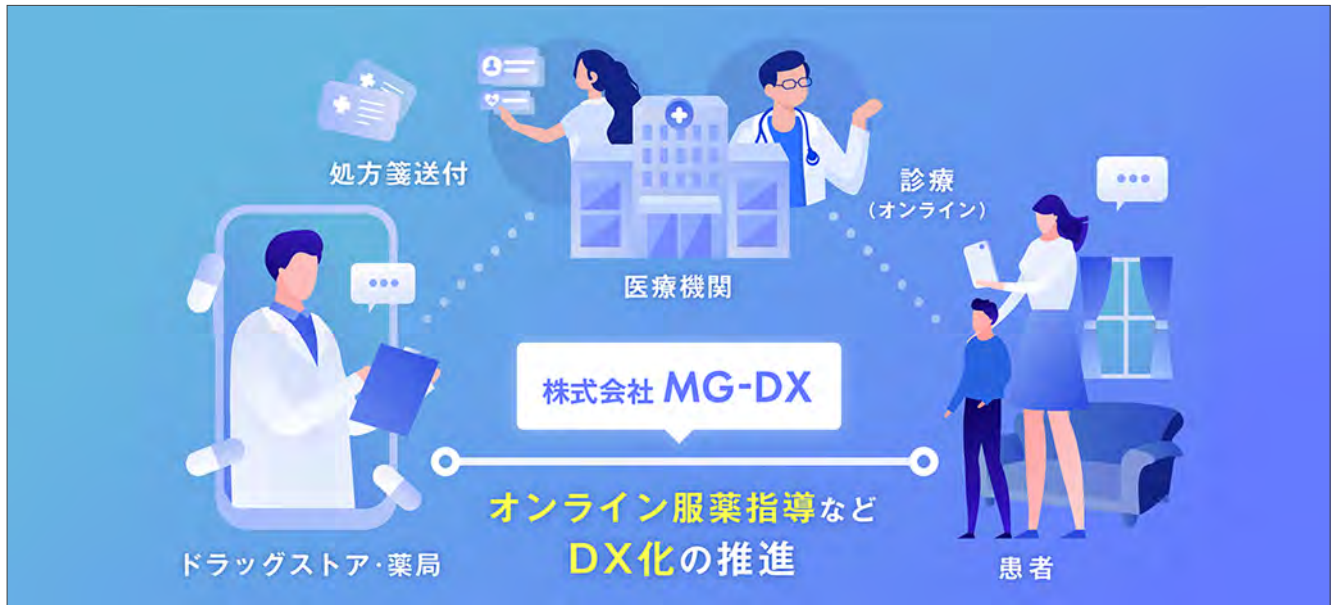
クリエイティブ生成では正解が一意に定まりません。そのためモデルの評価に自動評価を用いることは非常に難しく、主に定性的な評価が重視されます。しかし定性的な評価では生成結果の全体をざっと眺め、良い例悪い例をピックアップするような評価になることが多く、前回からどれだけ改善/悪化したのかが曖昧なままになってしまいます。

そこで、モデルの生成結果を人手評価するプロセスづくりと評価ツールの開発を進めています。このプロセスを踏むことで確度の高い定量的な評価ができ、改善/悪化ポイントの特定がしやすくなるため、改善プロセスの精度と速度の向上が期待できます。また、チームメンバーで評価の差分を確認することで、どのようなクリエイティブを生成すればよいのか、の共通認識を持つことができると考えています。ツールの基盤は完成しており論文投稿や OSS 化を目指した取り組みも行っています。

現状の課題点として、より評価のしやすい UI/UX 設計、改善プロセスに組み込むためにどのような評価 / 分析が良いのかといった検討、サイクルを回していく中でのバイアスの考慮等が挙げられます。これらを洗練しながらよりよいモデルの改善サイクルを作っていくことを目指しています。

MG-DX

AI事業本部 / AI Lab



立ち上げからの期間
(2020年12月時点)

7ヶ月

2040年までに
目指す時価総額

1兆円

病気・処方薬情報・服薬指導情報など医療・医薬特有のデータと機械学習や統計を活用して、医療機関・薬局・ドラッグストアなどのオンライン化・次世代化の支援や新しい価値の提供を目指すプロダクトです。

Member

Data Scientist : データ分析、機械学習モデル構築、サービス設計など

Front Engineer : フロント開発、サービス設計など

Server Engineer : バックエンド開発、サービス設計など

Designer : 自社サービスのUIデザイン設計、サービス設計など

Business : 営業、広報、サービス設計など

BlockChain : ブロックチェーンを活用したサービス企画など

使用している主な技術

Python, scikit-learn, BigQuery, Terraform, Data Flow, MLflow, A/B testing, Treatment Effect, Sentiment Analysis, Text Analysis, Speech to Text, Speech Analysis

オンライン診療・服薬指導中の患者の表情・音声解析による理解度と感情の可視化

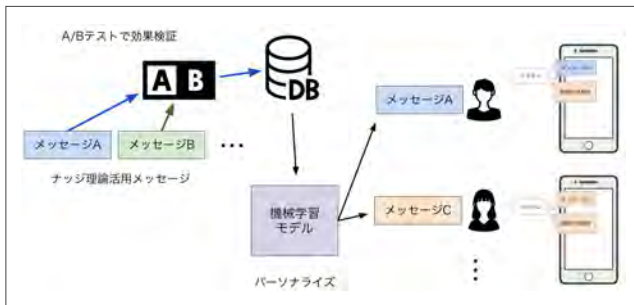


解決したい課題 / ユースケース

MG-DXでは、患者と薬剤師のコミュニケーションを円滑にする様々な機能の提供を目指しています。薬局業務の1つに、服薬指導という、薬剤師から患者への情報 (e.g. 薬の飲むタイミング、飲む際の注意点) 提供や患者から薬剤師への相談が行われるプロセスがあります。服薬指導の際、患者が満足する服薬指導をできているか (e.g. 薬剤師の説明した内容を患者がしっかり理解できているか、患者の疑問・不安に対して薬剤師はそれを解消するような返答ができたか) を薬剤師に対し定量的に可視化することでより満足度の高い服薬指導が実現できると考えられます。

MG-DXでは、上で述べた内容実現のために表情解析 (i.e. 画像解析) や音声解析の技術に注目しています。MG-DXが提供するサービスはオンライン上で服薬指導を行うため服薬指導時の音声データや画像データを取得することが可能です。(患者のプライバシーを考慮して) そのデータと表情・音声解析の技術を掛け合わせることで、薬剤師の説明内容に対する患者の理解度や不安などの感情の可視化 (e.g. スコア表示) の実現を目指します。また、可視化情報を用いて、理解度向上や不安改善を目的とした薬剤師への会話内容のサジェストにも取り組みたいと考えています。その際、介入効果を考慮してサジェストを行いたいと考えています。

ナッジ理論・介入効果推定を活用した服薬期間中患者のフォローアップ



解決したい課題 / ユースケース

患者に適した薬を提供するためには、薬を処方した後に「患者が正しく使用できているか」「体調は回復しているか」など服薬に関する情報が必要です。しかし、現状これらの情報を十分に取得できていないと言え難いです。その理由としては以下が挙げられます。

- 服薬情報を得るための効率的な手段が不足している (現在は主に薬剤師が患者に電話をかけることで情報を得ている)
- 患者が服薬情報を薬剤師へ提供する習慣がない (i.e. 患者が自己完結してしまう)

この問題に対処するために、MG-DXではサービスの1機能として、処方後に服薬情報をアンケート形式で自動確認するシステムの構築を目指しています。その際アンケートに回答してくれる患者の数を増やすことが重要になります。アンケートへの回答患者数増加のために、MG-DXではナッジ理論の活用に注目しています。ナッジ理論は行動経済学の理論の1つであり、「人の意思決定の癖を活用し、多額の金銭的な報酬を用いずに、その人がより良い行動を取るように促す」ことを目的とする理論です。また、ナッジ理論を活用したメッセージは複数パターン作成することが可能ですが、患者の特性 (e.g. 年齢、症状) 毎に最も効果のあるメッセージは変化すると考えられます。それに対処するための、介入効果 (ここでは、メッセージ毎の回答患者数の違い) を考慮した機械学習モデルの構築も注目しているトピックの1つです。

ロボットサービス事業部

AI事業本部 / AI Lab



取り扱った
ロボットの種類

7

実証実験の
実施回数

5

実社会でロボットと
人間をインタラクション
させた累積時間

500時間
以上

大阪大学石黒研との共同研究講座で研究を進めているチームと連携しながら、人型ロボットを始めとする対話エージェントを活用した接客等のソリューションをゼロから開発しています。人とロボットがインタラクションする際の UX デザインが非常に重要になるため、採用する技術は、比較的少ない工数で機能追加・変更がしやすい、あるいはライブラリが揃っていてプロトタイプを開発するまでのスピード感を保ちやすいもの、という軸で選定しています。

Member

Multistack Engineer : 電子工作、DIY、ロボット制御アルゴリズム実装、人物検出アルゴリズム実装、3Dアバター実装、クラウド・エッジインフラ設計、フロント・バックエンド実装、マルチプラットフォームアプリ実装、DevOps系ツール開発

Business : ビジネス KPI 設計、要件定義、UI/UX 設計、ステイクホルダーとのやりとり

使用している主な技術

Docker, Rails, Ruby, Python, OpenVINO, OpenCV, Unity, Blender, C#, Electron, React, Redux, TypeScript, Twilio, AWS (S3 / Athena / Kinesis Firehose/Lambda/CloudWatch), GCP(GAE), RealSense, Arduino, M5Stack, Raspberry Pi, Java, Kotlin, Pepper, RoBoHoN, Sota

人の特徴・行動をセンシングし、接客内容をリアルタイムにアップデートする

解決したい課題 / コースケース

ロボットとの接客体験をより向上させる上で、周囲の状況や接客相手の反応を捉えながらインタラクションを設計する必要があります。これを実現する上で、様々なセンシング技術の活用が鍵となってきます。現状においても、カメラやソナーを用いた人物検出によって周囲にいる人にロボットが声をかけたり、近寄ってきた人に振り向くなどといった動作を実現していますが、まだまだ初歩的でありやりたいことがたくさんあります。

将来的には個人単位での識別、行動追跡などを低コスト・低レイテンシーで実現し、その人と会うのは何回目か？何を好む人なのか？など、知り得た情報から接客内容をアップデートする仕組みを作りこむことで、「人々から信頼を獲得し続けるエージェント」を目指していきます。

ロボットの接客がもたらした効果の計測

解決したい課題 / コースケース

接客ロボットの価値を示す上で効果検証は欠かせません。例えば商品の販促を行うロボットであれば商品の購買データはもちろん必要ですが、接客した内容や接客後の人物がとった行動などとの因果関係の説明が必要になってきます。こちらにおいてもセンシング技術が重要な要素になり、どのようなデータを計測するか、計測したデータをどのように組み合わせるかを分析していくかを考えねばなりません。

計測データの取捨選択および様々なメトリクスでの分析はオンラインマーケティングでも行われていることですが、オフライン領域ならではの変数や計測方法が存在し、困難も孕みませんが取り組みがいのある領域です。

デジタルヒューマン事業部 / AIモデル生成グループ

AI事業本部 / AI Lab



スキャンデータに
含まれる点の数

150万

スキャンデータに
含まれるメッシュ数

300万

デジタルヒューマン事業部では人物のリアルな 3DCG 表現を追求し、広告クリエイティブをはじめとした様々な領域で新たなデジタル表現を目指しています。リアルな人物の 3DCG 表現において、核となるのは CG クリエイターによる制作作業ですが、これには多大な労力を必要とします。これをうけて、デジタルヒューマン事業部では 3DCG 作成の工数短縮や、より高精度な表現を目指し研究開発を行っています。特に近年の機械学習の発展により、深層学習を始めとした手法による 3DCG 作成技術が盛んに研究されており、それらを用いたアルゴリズムの開発や検証を行うとともに、実際に CG クリエイター向けの機能開発もしています。

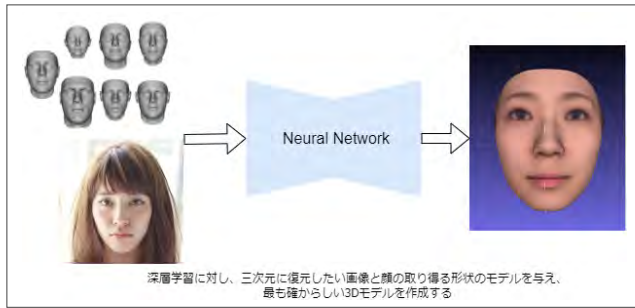
Member

機械学習エンジニア：既存の研究を論文を精読することや研究などで得られた新規なアルゴリズムを理解し、それらをどのようにクリエイターをはじめとしたユーザーに提供するかを設計し、実装まで行います。

使用している主な技術

PyTorch, AI Platform(GCP), Maya

深層学習による人物 CG 作成工程の低コスト化



解決したい課題 / ユースケース

デジタルヒューマン事業部では写実的な人物の 3DCG の作成を行い、広告クリエイティブなどに利用することで新たな表現を目指しています。一方でCG作成にかかるコストは非常に大きく、特に人物をリアルな表現で作成するとなるとその工数は膨大になります。また、広告表現として使う場合は大量生産することも想定されるため、CG 作成を担う作業者にかかる負荷は相当なものになってしまいます。

このような事態を回避するためにデジタルヒューマン事業部の AI モデル生成グループでは、深層学習を用いた、画像から人物の 3DCGを復元する手法の研究開発を行っています。人物の写っている画像をスクリーンとしてとらえ、どのような形状の三次元物体が、どんな位置・角度から二次元のスクリーンに映し出されているか、比較・調整を繰り返すことで実際の人物の三次元情報を予測します。

この技術によって画像から復元された人物の 3DCG を、実際にクリエイターに活用してもらうことで CG モデル作成の工数を大幅に短縮することを目指しています。また、このような深層学習によるアルゴリズムは計算時間が膨大になります。実際に、人物の顔の復元に際しても数十時間程度の学習や予測計算がかかるため、ユーザーにどのようにストレスなく利用してもらうか考える必要があります。このように、研究内容を理解して機械学習システムを実装するだけでなく、実際に使ってもらうユーザを想定したシステム設計も必要とされるため、やりがいのある課題になっています。

遅れCVプロジェクト (Dynalyst + AILab)

AI事業本部 / AI Lab



実際のビジネスにおいて、商品の購入のような正解ラベルは、広告のクリックから遅れて観測されます。このような問題をデータのバイアスとして捉え、因果推論の手法を機械学習の損失関数に組み込むことによって、予測性能を向上させました。この手法は実際にDynalystの実サービス上において AB テストが行われ、その結果を元に執筆された論文はWWW'20に採択されました。
<https://arxiv.org/abs/2002.02068>

Member

- リサーチャー：手法の提案とオフライン実験
- リサーチエンジニア：提案手法のLibFFMへの実装
- データサイエンティスト：実プロダクトへの実装とオンライン実験
- サーバーサイドエンジニア：全般的な技術サポート

使用している主な技術

FFMIW, Importance Weighting, Propensity Score, LibFFM

解決したい課題 / ユースケース

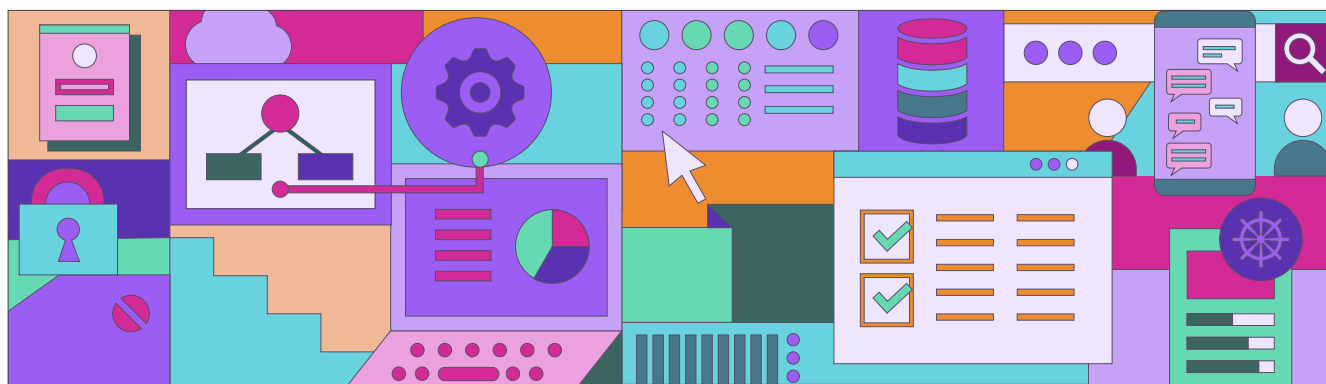
ネット広告に限らず、ユーザーの行動を予測するような場合、正解ラベルが遅れて観測されるという問題があります。これは例えば、広告をクリックした場合に、実際にクリックを行なったユーザーが購買を行うまでには数分から長いときには数週間の時間がかかることがあります。このような遅れが発生する場合、学習データを集計するタイミングによっては、本来は購買するユーザーが購買していないユーザーとして扱われることとなります。つまり、遅れCVとはデータの生成過程によってラベルにミスラベルが発生するという問題として解釈することが可能です。そして、このようなミスラベルは、常に「購買するユーザーが購買しない」といった変化になるため、購買の予測を本来よりも小さめに出してしまい、その結果予測を元にした意思決定が大きな影響を受けてしまいます。

Chapelle 2014によって提案されたDFMは、このミスラベルの問題とユーザーの購買の問題を同時に考慮するような方法を提案していました。しかしこの方法では本来の購買予測モデルの倍のパラメータを推定する必要があるため、計算時間に大きな問題を抱えていました。

本プロジェクトでは、このミスラベルの問題をデータのバイアスとして定義し直し、Covariate Shiftなどで用いられる Importance Weightingを利用して一致性のある損失を提案しました。遅れの考慮を Importance Weightによって対応することで、購買予測で推定するパラメータの数が抑えられ、計算時間を大きく抑えることに成功しています。また、Importance Weightの推定に Nonparametric なモデルを用いることで、遅れに周期性が存在する場合や、商品の性質による遅れの分布の違いなどにも対応することが可能となっています。

Patriot

メディア / 秋葉原ラボ



メディア事業を支える大規模データ処理基盤



当社のメディア事業ではABEMAやAmebaブログなど多種多様なサービスを提供しています。そのためサービス利用のログデータは大量に発生し、かつ複雑化していきます。このようなデータを有効活用し、ユーザーの皆様がより便利に、快適にサービスをご利用いただけるよう、サービスの状況把握のための各種レポートの生成や、レコメンデーション機能実現のための基盤が必要となり、「Patriot」を自社開発しました。

「Patriot」は、Apache Hadoopなどのオープンソースソフトウェア (OSS) を用いて構築しています。また、パブリッククラウドの連携も行っており、用途に応じた活用方法を環境によらず透過的に提供するための技術開発に取り組んでいます。

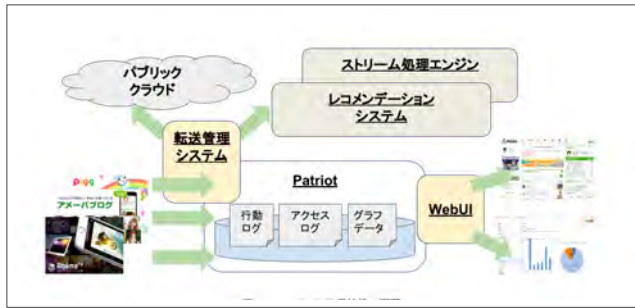
Member

ソフトウェアエンジニア

使用している主な技術

Apach Hadoop, Apache HBase, Apache Flume, Apache Kafka, Apache Zeppelin, Presto, Prometheus, OpenTSDB, Thanos, AWS, BigQuery, Ansible, Terraform, Spring Boot

Patriot の処理概要



解決したい課題 / ユースケース

Patriot は Apache Hadoop などの OSS を利用して構築された分散システムであり、メディア事業のデータを収集し、各種レポートの生成やレコメンデーションのためのデータ処理などを行っています。サービスから生成されたデータはデータ転送機能を利用して収集され、Apache HadoopのファイルシステムであるHDFSに格納されます。

パブリッククラウドやレコメンデーション基盤など他のシステムとの連携を柔軟に行うために、独自の転送管理システム (Mine) を導入しています。Mine では Apache Flume のプラグイン機構などを用いてデータの内容に応じたルーティング設定を実現するためのシステムです。Mine には運用の属人化やデータ処理が煩雑であるという問題があり、その問題を解決するためにデータフロー管理システム「Kafon」を開発しています。収集されたデータはワークフロースケジューラに従って、Apache Hive、Presto、Apache Hadoop (MapReduce)、Apache Spark などの分散処理フレームワークで処理されます。

Patriot は社内の様々な部署と連携しているため処理すべきバッチジョブも多様であり、複雑な依存関係を管理する必要がありますが、内製のワークフロースケジューラによりこれらの依存関係をワークフローとして管理しています。Patriot のリソースは Apache Hadoop (YARN) や Apache Slider などで管理し、リソースを最大限に活用できるように各処理にリソースを割り当てています。レポートのための集計結果は Apache HBase や OpenTSDB に保存され、BI・分析ツールを通じてユーザに利用されます。

社内ニーズに合わせた大規模データ処理基盤のBIツールの提供

解決したい課題 / ユースケース

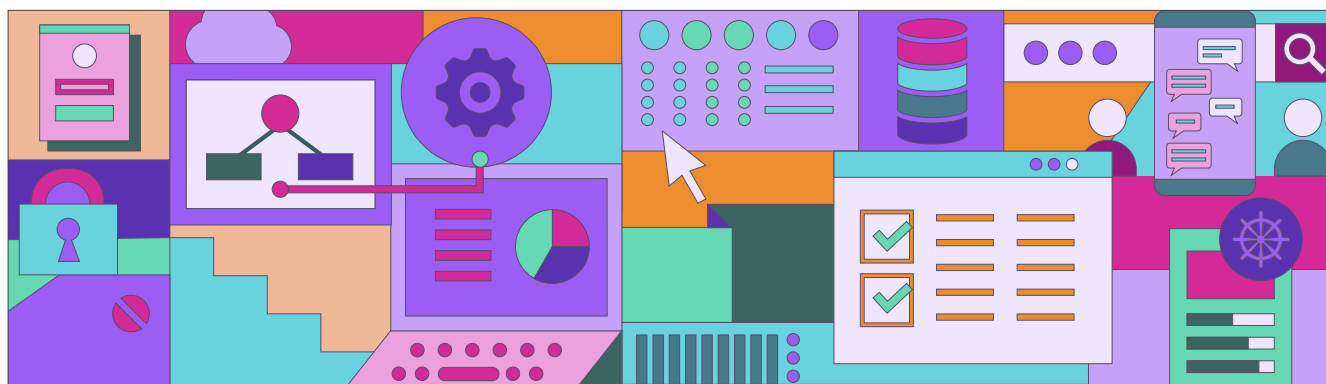
Patriot に送られてきたログデータを使うための BI ツールとして Patriot FDC の開発を行っています。Patriot FDC ではデータ利用する社員自身がクエリを登録し、レポートまで行えるようなツールです。

データ集計のために Hive や Spark を利用しますが、Presto も利用可能です。これらを利用して Patriot FDC から画面上でクエリを発行でき、結果を集計・分析用途に利用することができます。逆にクエリの結果を「Patriot」のキーバリューストア (HBase) に保存することでキューブを構成し、レポートに利用することも可能です。

社内向けの BI ツールということで、権限管理機能も備えています。メディア事業部の様々なユーザが利用するツールであるため、誰がどのチームに所属し、チームごとにどのデータを参照可能かを管理し、安全性を保ちます。スキルや目的に応じたロール管理も行っており、データを定期的に抽出するための開発者向けのロールや、定型クエリで変数のみを変更可能なオペレータ向けのロールなど、社内の利用用途に合わせて権限管理を行っています。

Zero

メディア / 秋葉原ラボ



即時性の高いデータ活用を支援する
SQLライクなクエリ言語による宣言的なストリーム処理基盤



1日あたりの
イベント受信数
(全クラスタ合計)

約49億

1日あたりの
クエリ数
(全クラスタ合計)

約105億

登録されている
テーブルの数
(全クラスタ合計)

174

ZeroはSQLライクなクエリ言語による宣言的なストリーム処理基盤です。ZeroQLにより処理を簡潔に定義しておくことで、サービスで発生するログなどのイベントをリアルタイムに変換・集約し、データストアに記録します。記録されたデータはAPIを利用して数ミリ秒～数十ミリ秒の低いレイテンシで取得できます。これにより、利用者は複雑なシステムを実装することなく、通常のAPIを利用する感覚で、即時性の高いデータの活用をすぐに行うことができます。

単体で実現できる機能は限られていますが、主にユーザから直接見えない内部のシステムから利用されており、各種サービスでのコンテンツ推薦、トレンド検知、速報値のレポート、また、広告配信での配信制御などのために幅広く活用されています。

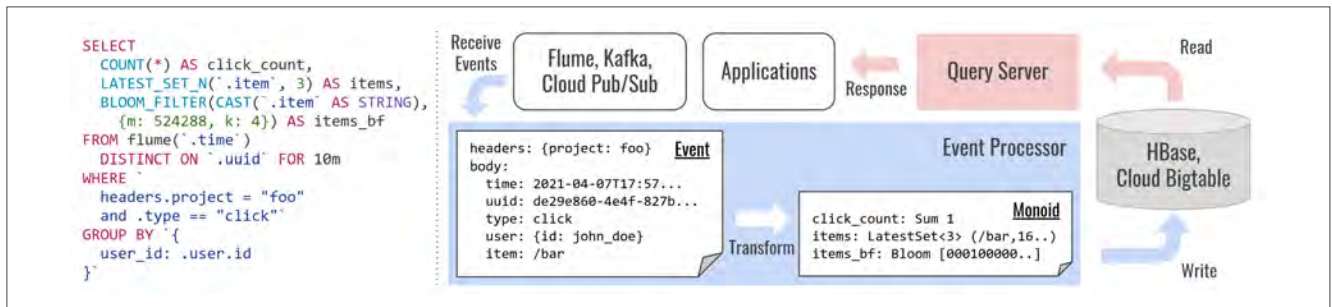
Member

ソフトウェアエンジニア：要件のヒアリング、設計、開発、構築、運用などを担当

使用している主な技術

Apache HBase, Google Cloud Bigtable, Amazon DynamoDB, Apache Kafka, Apache Flume, Google Cloud Pub/Sub, Amazon Kinesis Data Streams, Redis, MySQL, Prometheus, Kubernetes, Apache ZooKeeper, Java, Go, C++, etc.

システムの概要



解決したい課題 / ユースケース

Zeroは主に、イベントの処理を行うプロセッサ側と、APIを提供するサーバー側、の2つの処理にわけられます。プロセッサ側では、Apache Kafka などからイベントを受け取り、事前に定義したクエリを元に、必要なデータを抽出・集約し、Apache HBaseなどのデータストアに書き込みます。サーバー側では、APIからリクエストを受け取り、データストアやキャッシュを参照して結果を返却します。プロセッサ側ではイベントの集約処理も行いますが、集約関数としては、数値を加算するだけの単純な `count()`, `sum()` のような単純なもの、`latest()`, `latest_set_n()` のようなイベント時刻順による最新値を取得するようなもの、また、`bloom_filter()` のような確率的データ構造を扱うものなどが実装されています。このような集約関数の処理は、可換性のあるモノイド（ストリームデータの配送順序は保証されていないことが多く、最終的に同じクエリ結果を得るためにも可換性が必要）の演算として考えると都合がよいため、内部やデータストア上では可換モノイドとして抽象化して扱っています。

現在、AWS, GCP, オンプレミスを含め、5つのクラスタがデプロイされています。動作環境により、ログの形式、ログ転送の仕組み、データストアなどが異なるため、プラグイン機構により環境に適したものを使用できるようにしています。また、広告配信やコンテンツ推薦などでも活用されており、トラフィックの多いシステムでもあるため、効率的なキャッシュのためのデータ型を Redis に追加実装していたり、コンシステントハッシングにより Redis 自体も分散できるようにしたりと、性能や可用性などの面でも気を使っています。詳細は、弊社ホームページにて掲載している秋葉原ラボの技術報告書の第1巻に記載しているので、興味のある方は参照してみてください。

「AWA」での導入事例

解決したい課題 / ユースケース

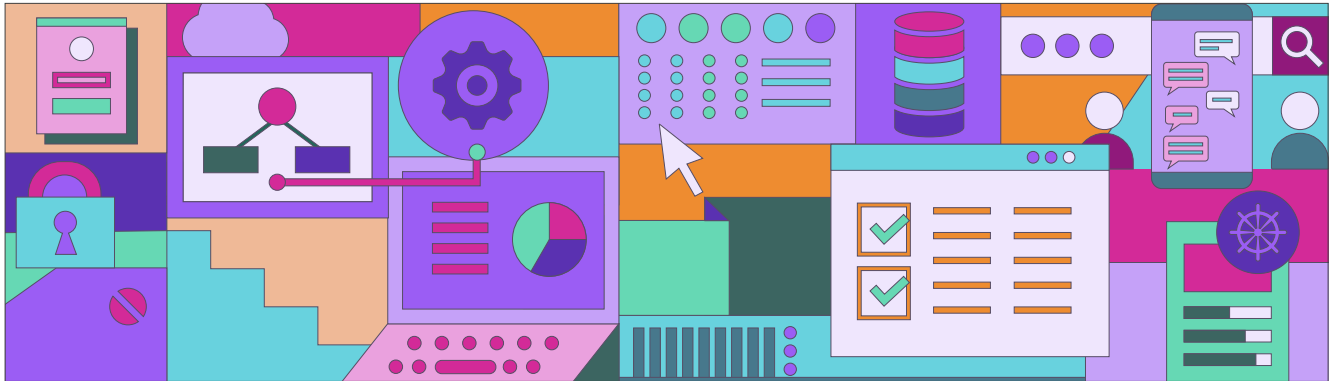
音楽ストリーミングサービス「AWA」には「リアルタイム急上昇楽曲トップ100」という自動で更新されるプレイリストが実装されています。これは最近急に再生回数が伸びている楽曲を自動で選択したものになっています。この機能の内部では、楽曲ごとの一定期間ごとの再生回数をリアルタイムに集計するために Zero を使用しています。これだけでは再生回数がかかるだけですが、推薦チームが開発している急上昇スコアを計算するバッチなどを組み合わせることで、「リアルタイム急上昇楽曲」というアプリケーションとして動作しています。

また、一般的にコンテンツの推薦では、新しい発見などに繋げるために、まだユーザーが今までに触れていないものを推薦したい場合があります。「AWA」でのそのようなニーズがきっかけとなり、ZeroではBloom Filterという確率的データ構造の集約関数を実装しました。これにより実際の再生データを保存することなく、小さな容量の0と1のビット列を用いて、候補楽曲の中から高速に未再生楽曲を確率的に選択することができるようになりました。これも先ほどの例と同様、AWA チームが開発している他のコンポーネントと組み合わせることで実際のアプリケーションとして動作するようになっています。このように、Zeroは即時性の高いデータの活用を容易にするための部品として活用されています。

また、新しく実装された Bloom Filter の機能は、今後、他のサービスでも活用していく予定です。特定のサービスで必要となって開発した機能が、別のサービスでもそのまま活用できるのは、横軸組織で汎用的なシステムとして開発するメリットの一つです。「AWA」でも、Google Cloud Pub/Sub との連携機能など、他のサービスのために実装された機能がそのまま使用されています。※アルゴリズムの詳細は将来的に変更される可能性があります。

Phoenix (推薦基盤)

メディア / 秋葉原ラボ



ユーザの嗜好に基づいたコンテンツの提供を可能にする推薦基盤



導入サービス数
(累計)

15

バッチのジョブ数

200

pheonix、phenixの
typo数

35 (in Slack)

Phoenixはデータ解析基盤 Patriot上の大規模データを活用し、ユーザの行動履歴やコンテンツの属性情報を基に、ユーザー1人1人に合ったコンテンツの推薦機能を提供しています。メディア事業では多種多様なメディアサービスを手がけており、その推薦機能の要望も様々で管理や運用が大変になっていきます。Phoenixでは汎用性を考慮したフレームワーク化を進めており、共通部分の処理を再利用したりモデル学習時や推論時の処理のパイプラインを設定で管理できるようにすることで、このような課題と向き合っています。

近年では様々なコンテンツをフィードとして並べる機能の実装や、MLOpsについても強化を進めており、各種メディアサービスが満足して推薦基盤を利用できる体制作りに取り組んでいます。

Member

機械学習エンジニア

使用している主な技術

Java, Python, Spring Boot, Apache Spark, Apache HBase, S3, BigQuery, Redis, Kubernetes, TensorFlow, CatBoost, Matrix Factorization, Approximate nearest neighbors, Bandit algorithms

導入事例 1 ABEMA における番組の推薦

解決したい課題 / コースケース

「ABEMA」は2016年4月に本開局した動画配信事業で、24時間編成のリニア配信や「ABEMAビデオ」と呼ばれるSVOD型のサービスを提供しています。

ABEMAのように多彩なコンテンツを提供するサービスではパーソナライズされた推薦は重要な機能の一つですが、推薦システムを実サービスに適用することはいくつかの点でチャレンジングです。例えばABEMAはWAUを1,200万規模で推移するサービスであり、推薦システムには大規模なトラフィックに対する計算効率と推薦精度の両立が要求されます。また、精度向上のために多様な推薦アルゴリズムを検証できる柔軟性と拡張性が必要となります。

これらの問題に対応するため、Phoenixでは推薦アルゴリズムを下記の2つのステップに分割して、それぞれをプラグインとして実装できるように設計しています

- Candidate Generation: 数十件程度の推薦候補を高速に生成する
- Ranking: 多様な特徴量を用いて少数の推薦候補をより精緻に並べ替える

一例として、ABEMAの番組下部に表示されるコンテンツフィードではCandidate Generationステップのアルゴリズムとして単純なルールベースをはじめ、素朴な協調フィルタリング、RNNによる視聴の予測モデル、動画コンテンツから抽出した特徴量に基づく手法などが利用されています。また、Rankingステップでは多腕バンディットや機械学習モデルによるランキングアルゴリズムなど多数の手法が検証され、より「良い」ユーザ体験のための改善が進められています。

導入事例 2 タップルにおけるマッチング推薦

解決したい課題 / コースケース

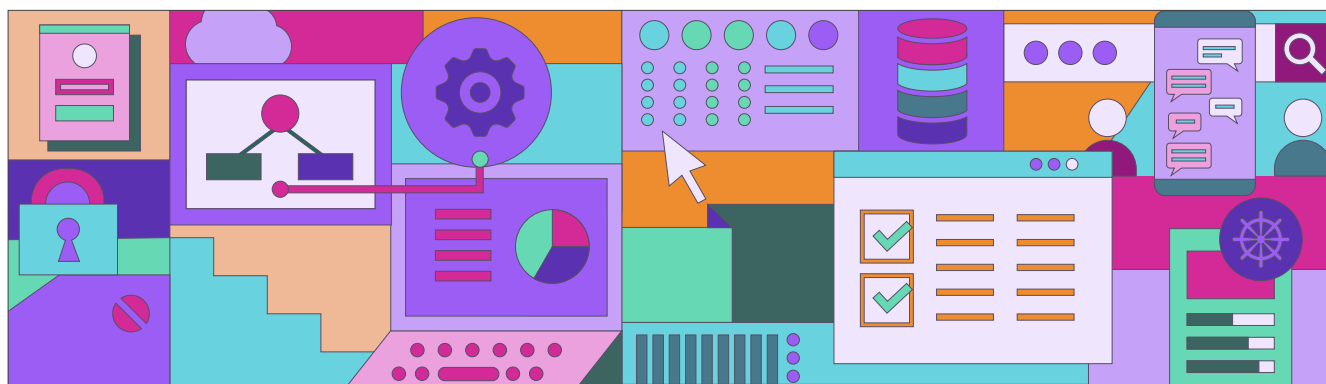
タップルでは男女がお互い気になる相手に"いいかも"を贈ることができ、相互に"いいかも"が贈られると「マッチング成立」とみなされ、メッセージのやり取りが可能になります。この「マッチング成立」の割合である「マッチング成功率」はタップルで非常に重要視しているKPIの1つです。このKPIを秋葉原ラボの強みでもある機械学習の知識と、サイバーエージェントのメディア事業で培ったノウハウでさらに改善できると考え、「マッチング推薦」としてプロジェクトがスタートしました。

「マッチング推薦」で難しいのは、自分から相手への嗜好だけでなく、相手から自分への嗜好、つまり双方向の嗜好を考慮した推薦アルゴリズムを考える必要があることです。従来利用していた推薦アルゴリズムは基本的に単方向のものなのですが、そのアルゴリズムを使って自分が"いいかも"を押す回数が増えたとしても、相手も"いいかも"を押さないと「マッチング成立」に至らないのです。加えて、「マッチング成立」したデータが"いいかも"や"いまいち"に比べてかなり少なく教師データとしてそのまま利用するのは難しかったり、また人気ユーザに"いいかも"が集中しないようにカバレッジを考慮する工夫も必要でした。

これらの課題に対処するために、最終的に"いいかも"と"いまいち"のデータを使って男性から女性、女性から男性への嗜好のスコアをそれぞれ予測するモデルと、それぞれの嗜好のスコアを結合するコンポーネントの組み合わせでアルゴリズムを設計しました。予測のモデルやスコアを結合するコンポーネントはそれぞれ疎結合で入れ替え可能な作りになっており、早いサイクルでPDCAを回すことができました。また相手からの嗜好情報も自分の推薦結果に反映されるため、全体として極端に推薦結果が偏ることがなくなり、カバレッジを担保することができています。結果として新規女性の「マッチング成功率」を1.5倍に改善することができました。

Nagato (検索基盤)

メディア / 秋葉原ラボ



サービスごとの多様なニーズに答える検索システム基盤



導入サービス数

15

検索対象レコード数
(全サービス)

19億

検索クラスター仮想
サーバ台数

450台

Nagato はサービス毎の異なるニーズに応えるための検索システム基盤です。オープンソースの検索エンジン Solr を使用して検索クラスターを構築し運用しています。サービス毎にコンテンツの内容やユーザのサービス利用パターンが異なっているため、それぞれに合わせた検索処理のチューニングを行うことでサービスのニーズに応えています。

Member

ソフトウェアエンジニア

使用している主な技術

Java, Spring Boot, Apache Hive, Apache Solr, Apache Kafka, S3, Redis, nginx, Kubernetes, Cloud Storage, Cloud Pub/Sub, Prometheus, Ansible, Terraform

検索処理に関するノウハウ集約化と共有

解決したい課題 / コースケース

検索処理のチューニング観点としては再現率や適合率といった検索精度に関係するものと検索処理のレイテンシーや検索インデックスの更新頻度といった検索システムのパフォーマンスに関係するものが挙げられます。

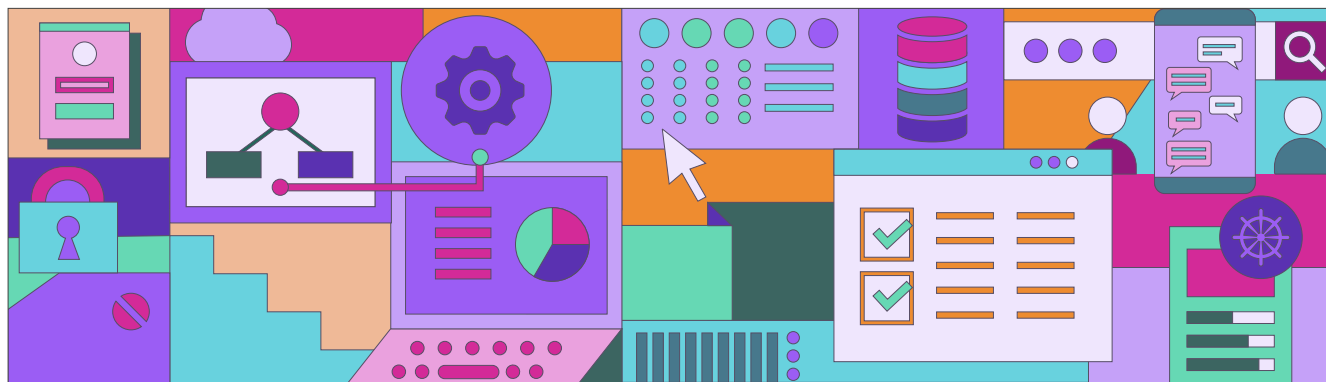
検索精度に関しては文字列の正規化や、形態素解析を使うのか ngram を使うのかといった検索対象フィールドのスキーマ定義、ユーザの行動ログを加味した検索スコアの調整などを行います。

検索システムのパフォーマンスに関しては検索リクエストの分散や検索インデックスの分割配置といった分散検索を行うためのシステム設定の調整を行います。

サービス毎に個別に検索機能を実装していた場合検索処理のチューニングに関するノウハウをサービス間で共有することが難しくなりますが、検索システム基盤としてこういったノウハウを集約化し個別のチューニングに反映することで検索システム基盤を利用するサービスに対してノウハウを共有することができるようになっています。

Orion Filter

メディア / 秋葉原ラボ



メディア事業の「安心・安全」を支える
コンテンツフィルタリングプラットフォーム



Orion Filter はサービスに投稿されたコンテンツを自動でフィルタリングするためのプラットフォームです。リアルタイムでの規約違反コンテンツの削除や、有人監視 (Orion) に回す疑わしい投稿の絞り込みに活用されています。コンテンツはコメントのような高頻度の短文、ブログなどの長文、画像や動画に至るまでをカバーし、フィルタ技術は単純なワードマッチングから機械学習による判別まで様々、サービスにあった組み合わせで弊社メディアサービスに広く活用されています。

Member

ソフトウェアエンジニア、データサイエンティスト他、
フィルタ管理などのため多くのメンバーが参加

使用している主な技術

OpenShift(Kubernetes),CircleCI,Java,Python,Spring
Boot,Apache HBase,Apache ZooKeeper,Redis,Protocol
Buffers,gRPC

Orion Filter の概要

解決したい課題 / コースケース

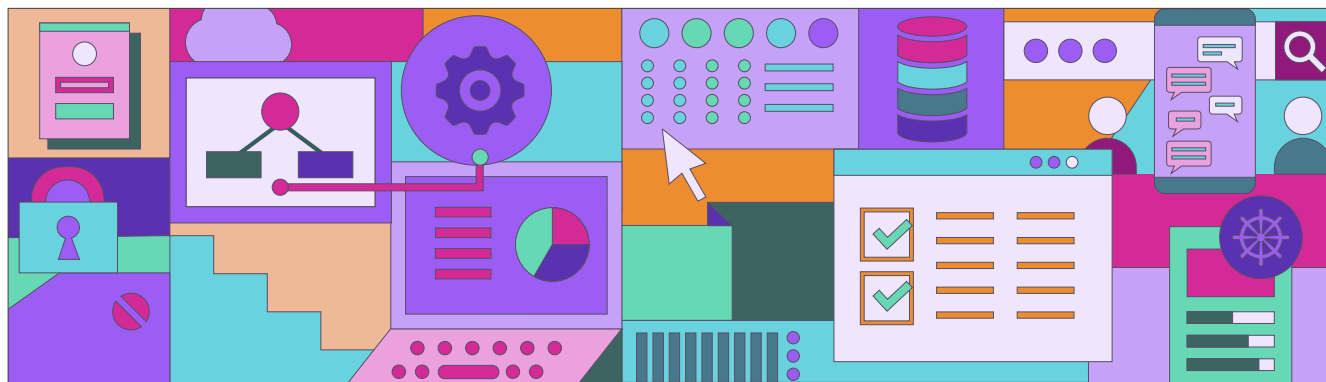
コメントやメッセージ、ブログ記事や画像などといった、メディアサービスにユーザが投稿するコンテンツは多種多様に及びます。その中には一般の閲覧に適さないもの (NSFW; ポルノや暴力の表現など) や、誹謗中傷にあたるもの、サービスの正常な動作を妨げるもの (ツールなどによる大量投稿など)、また深刻なものとしては詐欺などの犯罪行為につながるものがごく一部存在します。各サービスではそれらをスパムコンテンツと定義し、利用規約で投稿・共有を禁じています。

日々投稿される大量のコンテンツから、スパムコンテンツをすべて人手でチェックすることは不可能です。そのため、投稿されたコンテンツを Orion Filter に通して、単純なワードフィルタから機械学習による判別など様々なフィルタを駆使することで、スパムコンテンツかどうかを自動かつ高速で判定することができるようになり、それらが一般の目にさらされる前に未然に阻止することができるようになります。

また、有人監視 (Orion Platform) と協調して動作することで、あらかじめスパムコンテンツに類すると思われるコンテンツを絞り込んだうえで効率よく有人監視を行えるようになり、フィルタリングだけでは取り切れないスパムのニュアンスを持つコンテンツを確実にサービスから排除することができるようになります。

Anaheim (言語処理基盤)

メディア / 秋葉原ラボ



機械学習システム開発を支えるテキスト処理基盤



テキスト処理を施している
記事エントリー数

30万件/日

APIによって取得される
記事エントリー数

160万件/日

本番提供している
機械学習モデルの数

5

テキスト処理基盤では、ユーザが投稿した記事などのテキストデータをストリームで受け取り、テキスト整形・形態素解析・分散表現ベクトル生成・キーワードの抽出などの前処理を行った上でデータストアに格納します。併せて、格納したデータをリアルタイムで取り出すためのAPIも整備しており、テキスト情報が必要な機械学習システムの開発を容易にしています。

Member

ソフトウェアエンジニア

使用している主な技術

Apache HBase, Apache Kafka, Armeria, Atilika Kuromoji, mecab-ipadic-neologd, fastText, scikit-learn

Anaheimの概要

解決したい課題 / コースケース

Anaheimは、各種メディアサービスから提供されるユーザ投稿記事などのテキストデータを計算機で取り扱いやすい表現に変換し、広告配信や推薦システム、情報検索に利活用してもらうためのテキスト処理基盤です。

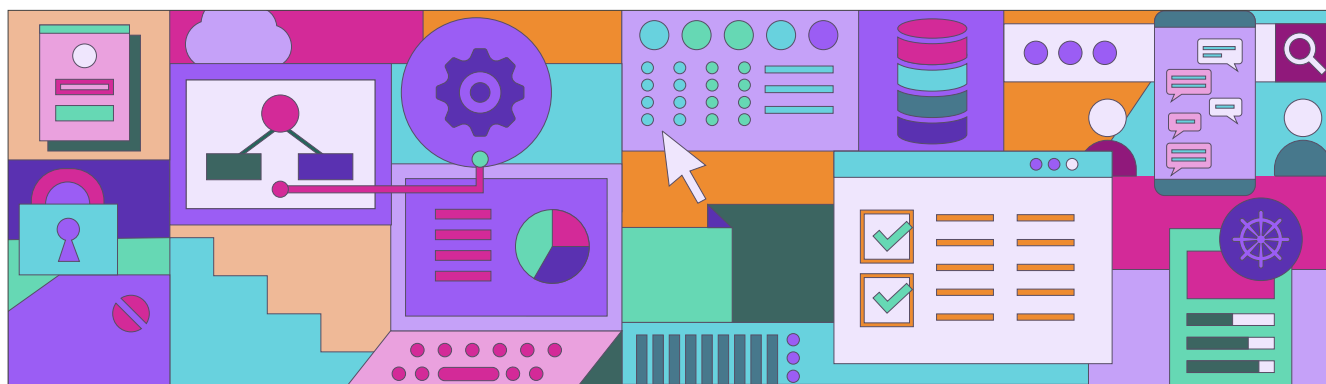
メディア事業では、記事推薦や情報検索など記事テキストを扱うシステムが数多く存在します。これらのシステムで行うテキスト処理は共通している箇所が多く、俗人化を避けるためにも標準化した上で責務を1つのシステムに集約させるのが望ましいです。Anaheimでは、ストリームデータとして送られてくる記事データを連携先のシステムに適合する形でテキスト抽出、整形、形態素解析やキーワード抽出などを行い、キーバリューストア (Patriot HBase) に格納します。併せて、格納したデータをリアルタイムで取り出すためのAPIを用意しており、連携先のシステムはそのAPIを通して加工されたテキスト情報を得ることができます。なお形態素解析やキーワードの辞書は最新版が生成されたタイミングで動的更新を行うため、連携先のシステムはテキスト処理の品質を懸念することなく保有しているコンポーネントの改善に専念することができます。

また、Anaheimは記事テキストを埋め込みベクトルに変換したものをデータウェアハウス (Patriot Hive) に格納しています。このデータウェアハウスは、行動ログなども格納されているため、SQLに類したクエリを実行するだけで所定の期間の機械学習データを生成することができます。

現在、Anaheimは広告配信やキーワードベースの記事推薦、推薦結果のリランクハッシュタグ検索、アドホック分析などのデータソースとして用いられています。そして、接続先の拡充や埋め込みベクトルの改善などに取り組んでおります。

Corona (画像処理基盤)

メディア / 秋葉原ラボ



画像・映像を用いる機能開発や業務の自動化を支える
マルチメディア解析・処理基盤



月間処理画像数
(全クラスタ合計)

約1,500
万件

バッチのジョブ数

7

秋葉原ラボのマルチメディア解析においては、主にディープラーニング技術を応用し、GPU クラスタなどによる大規模並列計算を活用して、画像のカテゴリ化や、音楽の波形をもとにしたレコメンデーション、映像情報のメタデータ化などを、業務の自動化とセットで行っています。

こうして構築したマルチメディア解析システムを、秋葉原ラボで提供する機械学習システム群と連結して、基盤システムとして各サービスに提供しています。具体的なサービスへの応用としては、一般的な規約違反の画像 (NSFW 画像、QR コードなど) の検知や、サービスにおけるレコメンデーションのための画像特徴量抽出に用いています。

Member

機械学習・ソフトウェアエンジニア

Coronaの概要

解決したい課題 / コースケース

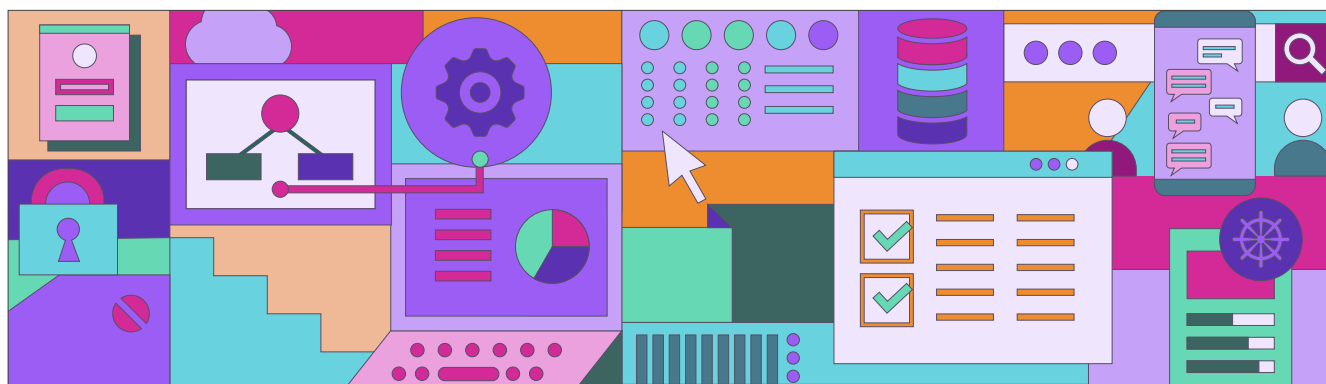
Corona は、画像や映像の解析や特徴量検出を扱うシステム群の総称です。ニューラルネットワークなどを用いた画像や映像などの解析に関する研究が進み、判別・検出・生成など活用の範囲が広がっています。特にメディアサービスは多くの画像・映像コンテンツを持ち、それらが持つ情報の活用に対する要望が高まっています。

現在運用しているシステムとしては、例えばスパム画像 (NSFW, ポルノや暴力に関する画像など) の検出やQRコード付きの画像の検出、またサービスに適する画像審査の自動化など。

また今後の活用予定として、例えば ABEMA のコンテンツならば、特定の出演者が出演しているシーンの検出やまとめ映像の作成などが考えられます。

Zumwalt (データアクセス基盤)

メディア / 秋葉原ラボ



多様なデータへの効率的なアクセスを実現する
データアクセス基盤



Zumwaltは宣言的なスキーマ定義のみで様々なデータをテーブルとしてアクセスするAPIを実現するデータアクセス基盤です。3層スキーマにおける論理スキーマと物理スキーマのマッピングを宣言的に定義することで、様々なフォーマットのデータを関係モデルとして統一的に扱うことを可能にしています。これによりHBaseなどのkey-valueストア上のデータを関係モデルとして扱うことが可能になります。

Member

ソフトウェアエンジニア

使用している主な技術

Java, Spring Boot, Kubernetes

解決したい課題 / ユースケース

メディア事業では様々なサービスを提供しており、ユーザの行動ログなどのデータが大量に発生しています。これらのデータを効率的に処理するために HBase などの key-value ストアを利用することが多々あります。key-value ストアを利用したアプリケーション開発は関係モデルで表現されるアプリケーションデータと key-value の変換処理が必要になるため、関係データベースのみを用いたアプリケーションに比べて複雑になります。

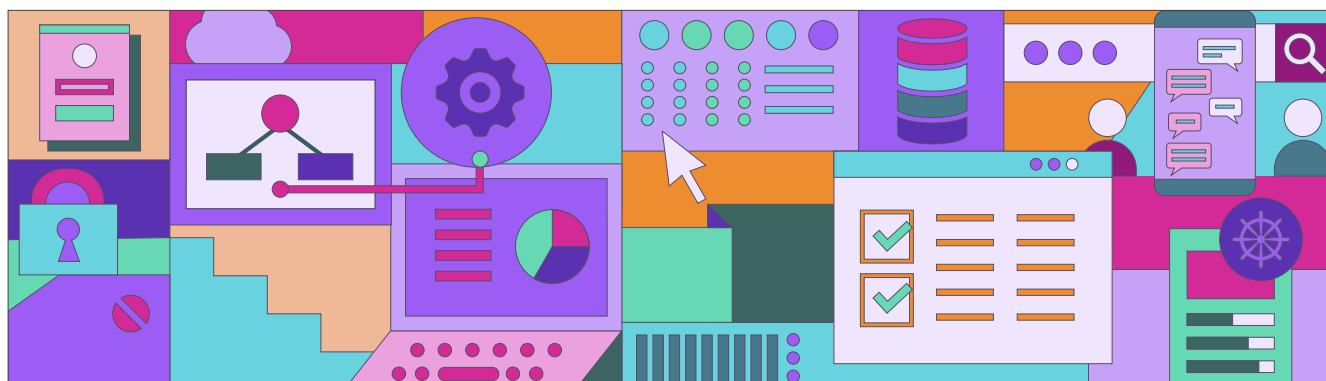
また、この変換処理はアプリケーションによって異なり、アクセスパターンの変更には変換処理自体の修正が必要となります。そのため技術的負債や属人化の原因になるという課題がありました。この課題を解決するために、Zumwalt ではスキーマを宣言的に定義するだけでアプリケーションデータにアクセスできるようにしています。

つまりアプリケーションデータと key-value の変換処理を自動化しています。Zumwalt がスキーマを定義したファイルを管理することで、アプリケーション開発者は変換処理の実装を行うことなく、Zumwalt を通して簡単にアプリケーションデータへのアクセスを行うことができます。

もしアクセスパターンに変更があった場合でもスキーマ定義を変更するだけでよいということになります。そのため、key-value ストアの知識がない開発者でも key-value ストアを利用したアプリケーションの開発・保守が可能となっています。

Orion Annotator (アノテーション基盤)

メディア / 秋葉原ラボ



操作性の良いインターフェースと
アノテーションデータを容易に扱うための
データフローを提供するアノテーション基盤



入力されるラベル数
約 6 万件/月

Orion Annotatorはアノテーション作業のためのインターフェースとデータフローを提供します。まず、操作性の良いインターフェースを提供しストレスなくアノテーションできる環境を実現することで、効率的な作業を可能としています。また、インターフェースは高いカスタマイズ性を備えており、ボタンやドロップダウンなど最適なものを設定することで入力ミスや表記揺れの無い高品質なデータが作成できます。

次に、Orion Annotatorはエンジニアがアノテーションデータを容易に扱うためのデータフローを提供します。データフローは当社のDWHであるPatriotやバッチ処理システムと連携することで、アノテーション対象データのインポートやアノテーション結果の出力を自動化し、データの分析や活用を促進しています。

Member

ソフトウェアエンジニア

使用している主な技術

Vue.js, TypeScript, Java, Spring Framework, Python

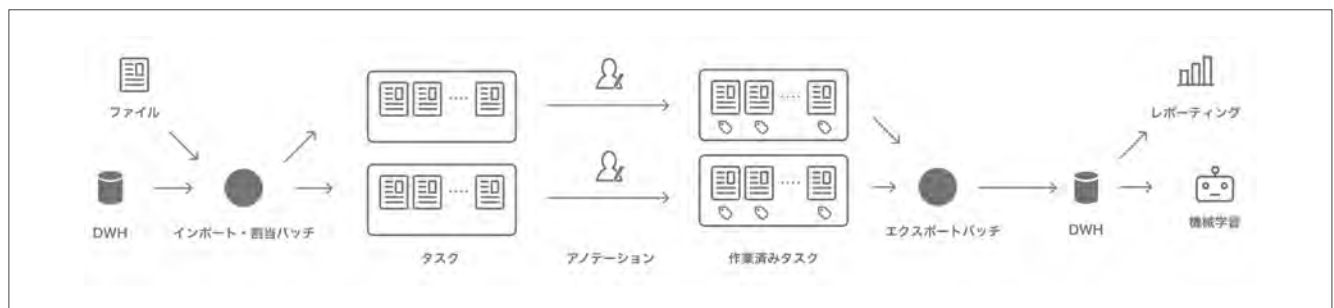
効率的な作業を可能にするインターフェース



解決したい課題 / ユースケース

秋葉原ラボではアノテーション作業が必要な際、アノテーションデータをスプレッドシートで管理することがありました。しかし、スプレッドシート上でのアノテーション作業は効率が悪く、入力ミスなどが発生することが課題でした。そこで、秋葉原ラボはアノテーションシステム Orion Annotatorを開発しました。Orion Annotatorはアノテーション作業のためのユーザインターフェースを提供するシステムです。専用のインターフェースによって煩雑な操作を軽減し、効率的なアノテーション作業が可能になるほか、適切な入力コントロールを用意することでデータの入力ミスや表記揺れなどの問題も解決することができます。また、インターフェースは高いカスタマイズ性を備えており、様々な分野でのアノテーションに対応できます。テキストに対してラベルを付与するもの、画像のなかの矩形領域に対してラベルを付与するものなどをサポートしています。アノテーションタスク独自の特別なインターフェースが必要な場合も、プラグブルな設計により最小限の実装で新たなインターフェースが追加できます。たとえばブログ記事がスパムかどうかを判別するアノテーションでは、Webページに対してラベルを付与するアノテーションを実現しています。

データフローの自動化



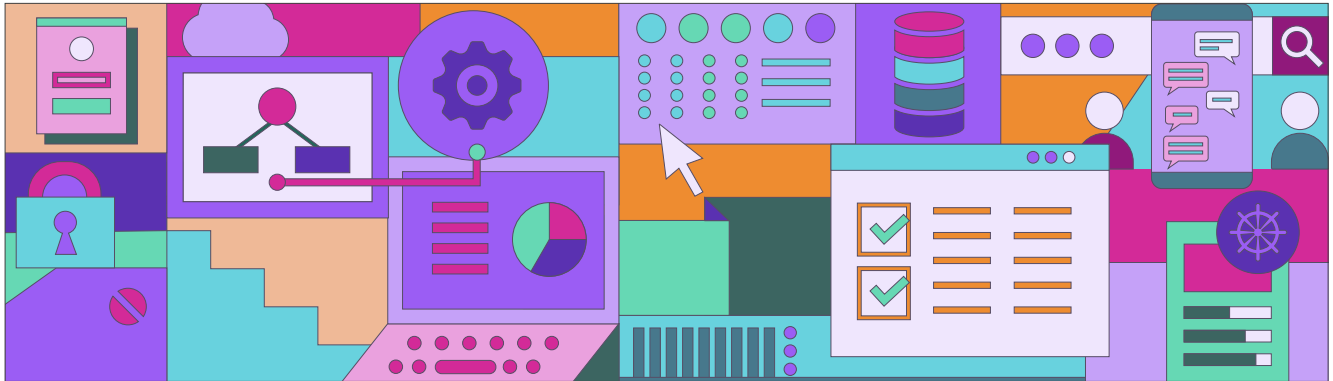
解決したい課題 / ユースケース

アノテーション作業のためには、作業対象となるデータの取り込みやアノテーション結果のデータウェアハウス (DWH) への格納などのデータフローが必要です。Orion Annotatorはアノテーションを取り巻くデータフローを自動化することで、継続的なデータ作成を支えています。データフローは大きく3つに分かれています。

1つはアノテーション対象となるデータの取り込みです。データはCSVファイルから取り込めるほか、DWHから直接データを取り込むこともできます。DWHからの取り込みの場合はHiveクエリによって、データのサンプリングロジックや前処理を柔軟に記述することが可能となっています。2つめは抽出したデータのアノテーション作業担当者への割り当てです。あらかじめ作業者ごとに作業するデータ件数を設定しておき、その設定に基づいてデータが割り当てられます。1つのデータを複数人に割り当てることも可能で、作業した結果を照らし合わせることでより信頼性の高いデータを得ることができます。最後はアノテーション結果の格納です。日々バッチによりアノテーション結果はDWHに格納されるため、アノテーション結果を逐次的に利用することができます。格納されたデータは機械学習の学習データとなるだけでなく、分析・レポートニングなどにも用いられています。

Kafon

メディア / 秋葉原ラボ



データ転送におけるタスクを
プラグブルに選択できるストリーム処理基盤



11 転送処理の
最大秒間ログ転送数
(全クラスタ合計)

5万
records/sec

1日の転送ログ数
(全クラスタ合計)

6 億件

1 転送処理の並列度
(全クラスタ合計)

216 並列

秋葉原ラボではデータ転送をレイヤ構造として抽象化することで転送処理の共通化、汎用化を実現する取り組みを行っています。レイヤ化により転送における責務を分離し、ログの構造やセマンティクスの変化が転送経路に影響を及ぼすことを防ぎ、転送の仕組みを共通化することで運用の属人化を防ぐ狙いがあります。

また、このレイヤ化に則った転送処理を実行するためのデータフロー管理システム「Kafon」の開発を進めています。Kafonはデータの入出力・変換・フィルタリングなどのタスクをプラグブルに選択できるストリーム処理基盤となっており、必要なタスクを組み合わせることでデータの転送と前処理を実現することができます。

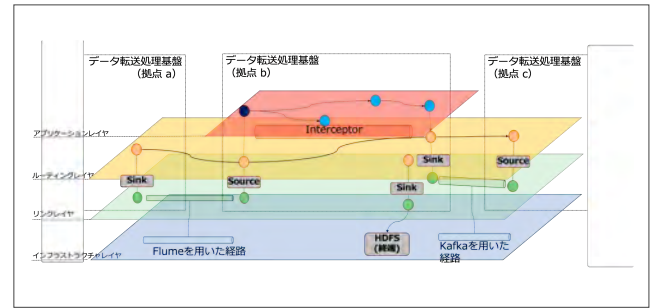
Member

ソフトウェアエンジニア
その他、転送処理の運用や経路設計などで複数のエンジニアが協力

使用している主な技術

Apache Flink, Apache Kafka, YARN, Apache HBase, BigQuery

データ転送処理のレイヤ化による共通化

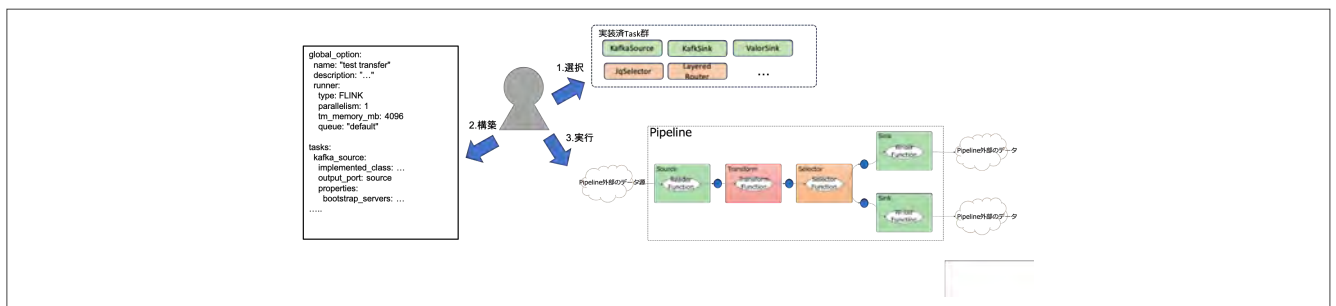


解決したい課題 / ユースケース

Webサービスのシステムが出力する様々なデータはデータ分析や効果測定、推薦や検索などの他のシステムとの連携など様々な用途で利用されます。データを活用するためにはこれらの大量のデータを利用目的に応じてデータ毎に適切なシステムへ転送する必要があります。また、転送中のデータに対し不正なフォーマットのデータを排除するフィルタリングや転送先システムに応じたデータ加工などの処理が求められ、適用する処理についてもデータを生成したシステムやデータの種別、用途などの条件によって異なるためデータに応じた設定が必要になります。データ転送用のミドルウェアによってデータ転送や転送中のデータに対する処理の適用が可能ですが、共通的な転送先の決定手順や宛先情報の定義が無いことや転送と処理内容が密に結合することなどから転送設定が複雑化するという課題がありました。これらの課題を解決するため、Kafon ではデータ転送の責務を4層に分離するレイヤ構造 (以降、データフローレイヤ) に基づいた転送処理の実現を進めています。

データフローレイヤは下位レイヤから順にインフラストラクチャレイヤ、リンクレイヤ、ルーティングレイヤ、アプリケーションレイヤによって構成されます。これらの各レイヤの責務は、Kafka などのミドルウェアの管理、隣接するデータ転送装置間のデータ送受信の管理、最終宛先までの経路管理、アプリケーションレベルの固有の処理となっています。レイヤ化によって責務を分離することでログ構造や意味の変化による転送への影響を抑え、また転送の手続きを共通化することで運用の属人化を防ぎます。現在はレイヤ化の仕組みに則ったプロトコル実装を試験的に一部のデータ転送に適用しており、今後はより大規模な転送に適用するため、仕様の改善を検討しています。

データ転送を容易に実行できる基盤提供



解決したい課題 / ユースケース

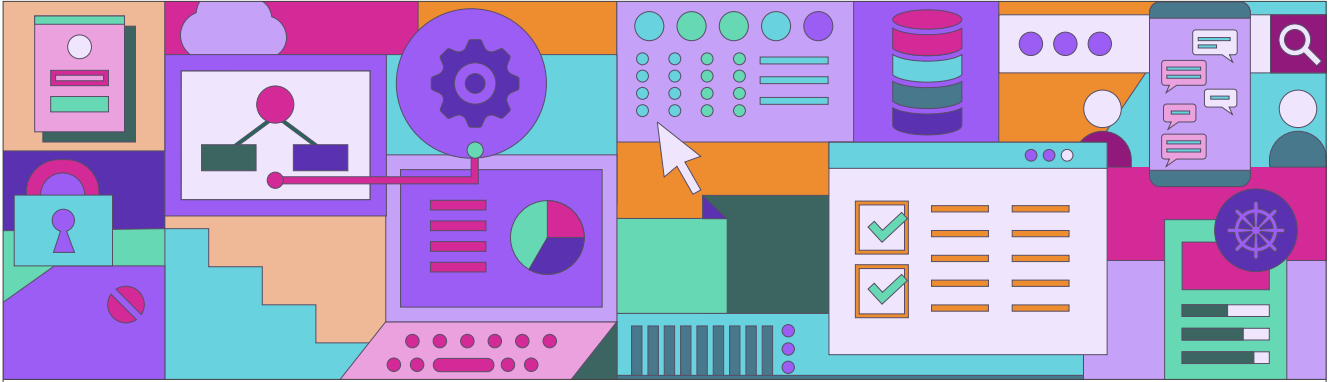
データ活用に関連するシステムはオンプレミスの Hadoop クラスタや Public Cloud 上のシステムなど様々で、データの利用目的に合わせて適切なシステムへ転送する必要があります。

また、データの種別、用途などによってフィルタリングやデータ変換などの前処理が求められます。データ転送用のミドルウェアを用いることで、これらの目的に応じたデータ転送を実現できますが、転送設定が複雑になったり設定の管理が属人的になるなどの課題がありました。Kafonはデータの入出力、変換、フィルタリングなどのタスクをプラグブルに選択できるストリーム処理基盤となっており、事前に用意されたタスクから必要なタスクを組み合わせることで転送処理を実現することができます。

選択するタスクの組み合わせを DSL で実行時に決定できるようにすることで容易に前処理を含むデータ転送を提供する狙いがあります。

Phalanx

メディア / 秋葉原ラボ



更新順序を気にせず、容易にステートフルデータを扱える
ストリーム処理基盤



Phalanx はステートフルストリーム処理基盤です。ステートフルとは変更の順序によって結果が変わるようなデータを指します。ステートフルデータの更新は更新前のデータの状態に対し更新順序を考慮する必要があるので扱いが難しくなります。特にストリーム処理ではイベントが常に発生した順序で処理されるとは限らないので、なおさら更新順序の考慮が困難になります。Phalanx では更新順序を問わず結果整合性を保つ CRDT というデータ型を利用することで、ストリーム処理でもステートフルデータの変更を容易に扱えるようにします。これによりマスタデータの更新をイベント駆動でできるようになるなど、ステートフルデータを容易に扱うことができるようになりました。

Member

ソフトウェアエンジニア

使用している主な技術

CRDT, Apache HBase, Apache Flume, Apache Kafka, Spring Framework, Apache Hive, Java

ステートフルデータの扱い

解決したい課題 / ユースケース

ステートフルデータとは現在の状態に依存して次の状態が決まるデータです。なのでステートフルデータの操作は順序を変えて適用すると結果が変わる可能性があります。一方ストリーム処理とは入力イベントに対し逐次実行するような処理を指します。ストリーム処理でステートフルデータの変更を行うのは難しいです。なぜならストリーム処理ではイベントの到着順が保証されないため、更新順序を考慮し逐次実行を行うため複雑なロジックが必要になるからです。

Phalanx では CRDT というデータモデルを参考に更新順序が保証されなくてもステートフルデータの結果整合性を担保するデータ型を用意しています。結果整合性を担保するデータ型を利用することで更新の順序を考慮することなく、イベントとステートフルデータへの操作を対応付けるのみでストリーム処理でステートフルデータの扱うことが可能になります。

データ変更のためのクエリ

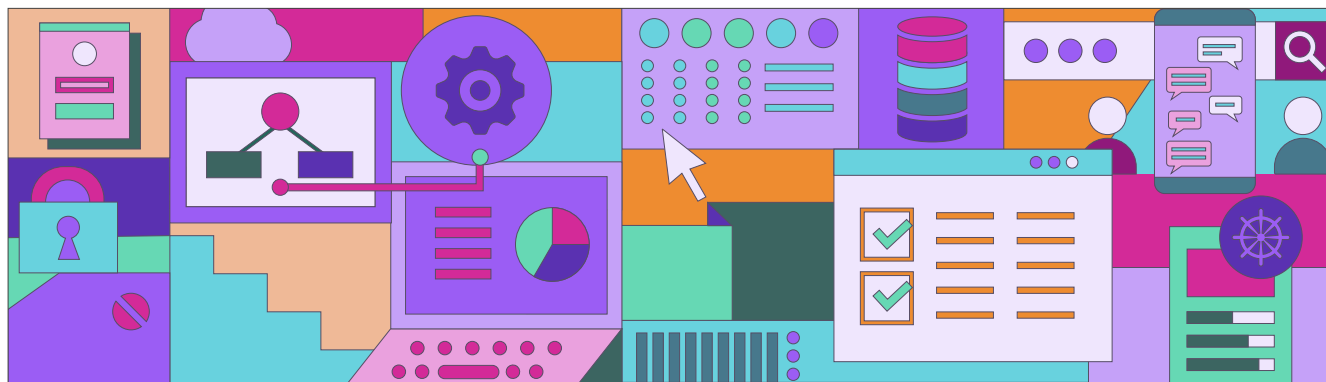
解決したい課題 / ユースケース

データの変更を実現するために、ActiveRecord パターンを参考にしたイベントとステートフルデータの変更操作との対応づけを記述する更新ルールを用意しています。ActiveRecord パターンとはオブジェクト言語のインスタンスとデータベースのレコードを一対一に対応させ、インスタンスの操作を O/R マッパーなど利用しデータベースアクセスに変換することでデータベース意識せずに永続化されたオブジェクトを扱うことを可能にするデザインパターンです。

Phalanx によって ActiveRecord パターンのデータアクセス部分に当たる部分を容易に実現することができるので、インピーダンスミスマッチを軽減することが期待できます。

データ分析

メディア / 秋葉原ラボ



メディア事業における意思決定と 機械学習システムの改善を支援するデータ分析



秋葉原ラボのデータ分析においては、「ABEMA」や「アメブロ」など多くのサービスを対象にデータ分析による意思決定支援と機械学習システムの改善支援に取り組んでいます。また横断組織としての強みを活かすために、効率化と品質向上を目的とした分析タスクの標準化にも取り組み、データ分析による持続可能なサービス貢献ができることを目指しています。

データ分析は、要求定義、要件整理、データ収集、現状把握、データ分析、施策実施、効果検証、といったプロセスをサービス担当者や機械学習エンジニアと一緒に実施して問題の発見から解決まで一貫した支援を行います。

Member

データアナリシスエンジニア：分析提案、KPI 設計、KPI モニタリングレポート作成、分析設計、分析実施、分析結果報告、施策提案、施策効果測定、ML システムロジックチューニング・提案

使用している主な技術

SQL,R,RStudio,Python,jupyter-notebook,Tableau,Bigquery,github,knowledge-repo

サービスの問題発見

解決したい課題 / ユースケース

サービス担当者はキャンペーンや UI の変更や情報推薦などの施策を実施することでサービスの成長を目指します。施策はただ実施すればよいものではなく、いつ、誰に、何を、どこで、どのように、施策を実施するのが重要です。サービス担当者が仮説を洗い出しそこからアイデアを出して施策を実施することが多いですが、それでは本当にユーザーにとってよい施策になるか実施してみないと分かりません。その施策の精度を少しでも高めるために、サービス担当者で連携して意思決定支援を行います。まずサービスの現状を把握して、ユーザーのどこに問題があるのか？コンテンツのどこに問題があるのか？といった問題を明らかにしていきます。

ユーザーの問題を明らかにするには、ユーザーの行動プロセスやファネルを定義してどの段階がボトルネックとなっているのかを探索します。ボトルネックが見つかったら、なぜボトルネックとなっているのかの原因を解明すべくさらに深掘った分析を行います。ユーザーの行動履歴でわからない場合はユーザー調査などで解明を試みることもあります。コンテンツの問題を明らかにするには、コンテンツのライフサイクルや需要と供給のバランスなどからどこに問題があるのかを明らかにしていきます。ボトルネックが見つかったら、ユーザーと同様になぜボトルネックとなっているのかの原因を解明すべくさらに深掘った分析を行います。このような方法で問題を解明していくことで、より目的が明確となり精度の高い施策を実施できるように、意思決定支援を行います。

推薦システム改善支援

解決したい課題 / ユースケース

秋葉原ラボには Phoenix という推薦基盤があり、「ABEMA」や「アメブロ」といった多くのサービスに導入されています。推薦を改善するためには、KPIを設定してそのKPIに最適化するようにロジックをチューニングしてテストを繰り返します。しかし、KPIだけを追ってしまうと、ヘビーユーザーに偏りライトユーザーはあまり考慮されない推薦になったり、思いつく施策をとにかく実施する非効率な推薦になったり、サービスの考える方針とは異なる推薦になったり、ユーザーのための推薦から KPI を上げるための推薦となってしまいます。そんなことが起こらないように機械学習エンジニアと連携して推薦システムの改善支援を行います。

まずサービスにとっての推薦枠の目的や役割を明確化するためにサービス担当者と要求や要件を整理します。推薦枠の目的や役割に沿うように指標を設計して、その指標をモニタリングするための環境を構築します。指標をモニタリングすることで現状が把握できるようになり、理想との差分から問題を定義します。問題を解決するためにユーザー行動を深堀分析をしたり仮設検証を行い、よりよい推薦ロジックを検討します。

問題の解決策が見つかったらテスト設計を行い、その際にテストサイズや期間はもちろんリスクになりうる指標を設計したり、意図した挙動になっているかも確認できるようにします。テスト終了後は効果検証を行い、なぜそのような結果となったのかを分析して報告レポートにまとめます。このような検証サイクルを行うことで推薦システムの改善支援を行います。

ACTech局

CyberZ



外部連携
システム数

50

レポート作成コスト

80%
削減

非エンジニアの作成した
集計データ数

1,700

CyberZのACTech局では、Zのアドテク組織として代理店のための攻守の開発を行っています。守りとしては運用効率化のためのシステム開発を行いつつ、変化の激しいスマホ広告市場の中で、将来を見据えた代理店の武器の開発を行っています。メディアや計測ツールなど運用に必要なデータを収集・蓄積するプラットフォーム「HELIX(エリックス)」を中心に、HELIXのデータを活用したクリエイティブの分析システム「CArtet」、レポート作成の効率化システム、運用の自動制御システム、直近ではiOS14での新しい計測の仕組みであるSKAdNetworkに対応した「ZIRS(ジルス)」というシステムを開発・運用しています。変化の激しい市場の中で、スピード感を持って挑戦できるように少数精鋭で役員直下での開発組織となっています。

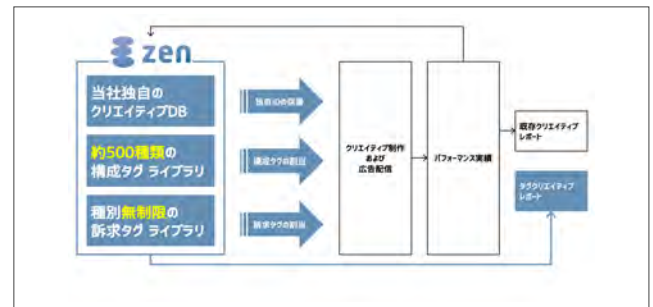
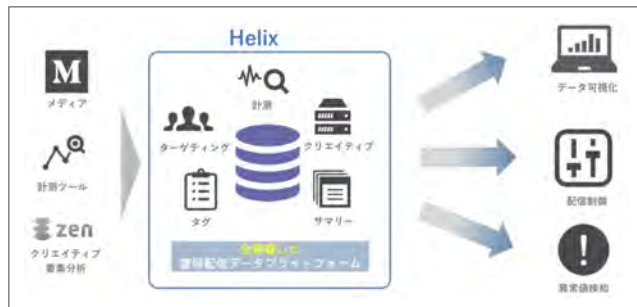
Member

開発MGR：開発戦略とロードマップの策定
データマネジメント：データ分析とデータの活用方法の検討
エンジニア：ACTech局が持つ全てのプロダクトの開発と運用

使用している主な技術

Go, Java, Kotlin, python, Node.js, Spring Boot, AWS(Athena, Aurora, DynamoDB, CloudWatch, ElastiCache, Lambda, Redshift, S3, neptune), Domo, Redash, DDD, Clean Architecture

Helix



解決したい課題 / ユースケース

Helixは広告運用に必要なデータを収集・蓄積するプラットフォームです。代理店の広告運用では、日々数十の媒体管理画面、様々な SDK 管理画面から顧客の KPI にあわせた複数の指標を見て、広告の運用やレポート作成を行っています。ただ、これらの管理画面を行き来し、手作業で運用することは現実的ではなく、データを集約して自動化することが必要になります。APIでデータを取得できれば比較的容易にデータを集約することは可能ですが、API を公開している管理画面はあまり多くないため、Helix では、APIを公開していないデータソースについては、スクレイピングや RPAを利用するなど、他の方法でデータを収集しています。また、それぞれのデータソースに合わせたデータの設計や取得した値の妥当性の検証など、「データを利用する」ことを考慮したデータの収集と蓄積を行っています。CArtet や ZIRS、運用最適化のシステムなど ACTech 局で開発を行っていたり、将来開発を予定している各種プロダクトの展望を見据えて、次にどのようなデータを収集するべきかを考え、日々アップデートしています。

ZIRS



解決したい課題 / ユースケース

ZIRSはHelixで収集・蓄積したデータを活用し、分析やレポートを非エンジニアでも比較的簡単に行えるようにしたBIシステムです。データを収集・蓄積しただけでは、非エンジニアがアクセスできず、SQLが書けない非エンジニアは活用することもできないため、エンジニアに依頼する工数がかかったり、せっかく蓄積したデータが無駄になることが多々あります。ZIRSでは、SQL文を書かなくても、UI上から項目を選択していくことで、ETLが出来上がるため、非エンジニアでもデータを利用したレポート作成や分析ができるようになっています。現在では、非エンジニアが ZIRS によって作成した集計データ数は 1700 を超えており、これまでかかっていたレポート作成に関わる工数の 80% を削減することができました。また、iOS14によるこれまでのレポートや運用が大きく変わってしまうような市場変化や外的要因にも、柔軟に、スピード感を持って対応できるようになっています *1。

CyberZ、当社独自のマーケティングプラットフォーム「ZIRS」において、SKAdNetwork に対応

～ iOS14 以降の広告運用における最適化を強化～

https://cyber-z.co.jp/news/pressreleases/2020/1015_10212.html

Fensi Platform(ログ集計基盤&リコメンド)

CAM



稼働サービス

6

行動ログ

150万
レコード/日

無料で公式サイトとファンクラブを構築できるプラットフォームです。ブログやオンラインサロンなどの月額その他、グッズ販売、記事の従量課金などマネタイズ手段をユーザ（オーナー）に提供しています。GCPメインで、20以上のマイクロサービスをGKEで管理、CDNなどのメディア管理、配信などはAWSを使いマルチクラウドで構築しています。また Fensi のシステム基盤は、toC サービスとしての Fensi だけでなく、Fensi のマイクロサービス群を活用してCAM内のtoB案件を構築することもできる Platform として設計されており、データ集計とそれらを用いたレポート・リコメンドの基盤も機能の一部として実装されています。

Member

PdM : CAMにおけるデータ戦略の立案と執行責任者

Engineer : データ集計基盤・管理画面の開発やメンテナンス、リコメンドシステムへのML組み込み等領域問わず担当

Analysit : データ集計基盤・BI ツールを用いて各サービスの分析や提案とレポートの提供を担当

使用している主な技術

Golang, Python, GKE, ElasticSearch, Bigquery, Google Composer, Google AI Platform, AWS AI, Azure AI, Tableau

Fensi Platformに載る多種多様なサービスに対応した汎用性の高いリコメンドシステムの開発



解決したい課題 / ユースケース

CAM で開発・運用する多種多様なサービス（ファンサイト、スポーツメディア、占いなど）が fensi プラットフォーム上で運営されています。我々のチームではそれらのデータを収集・分析、各サービスへのフィードバックを行っております。

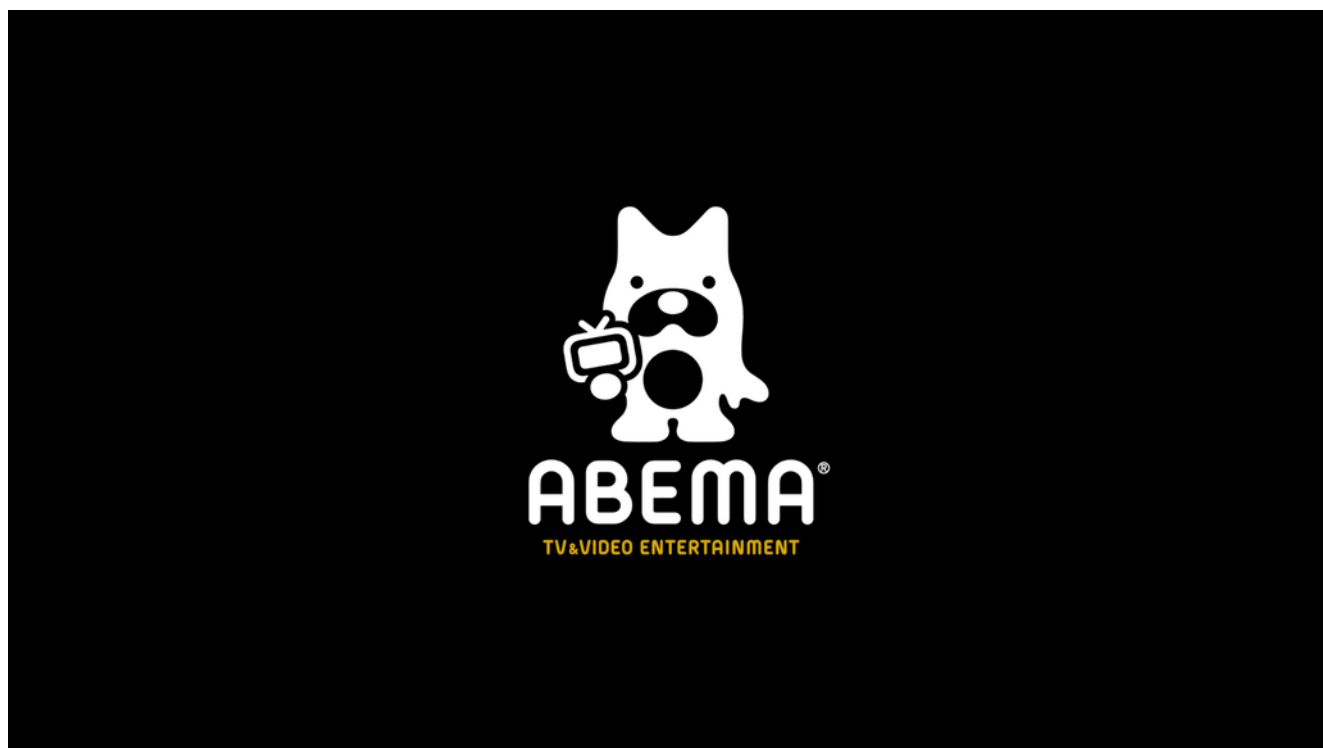
- データパイプラインの構築
- 各サービス / サービス横断でのデータ分析
- ダッシュボードの作成
- 収集したデータを活用したリコメンドシステムの開発

など、実績や検証データなどFactに基づいた施策を実行し、CAMの事業部の垣根を超えて成長を加速させる役割です。

2020 年から本格稼働し始めたばかりでまだ少人数で進めているため、やりたいことの一部しかできていませんが、その分一人あたりの守備範囲は広く歯ごたえのあるミッションに取り組めており、また CTO 直下で裁量を充分にもらってやっているため、イメージしたものを実行に移すまでのスピードはどこよりも速いと思います。

ABEMAのデータ分析全般

メディア/ADT



データテクノロジーズで行っている分析業務は非常に多岐にわたっています。ABEMAのコンテンツ調達、編成、回遊、課金などいくつかの主要なプロジェクトに別れ、それぞれのプロジェクトにデータアナリストやデータサイエンティストが所属しデータ分析の業務をしています。

Member

データアナリスト
データサイエンティスト

使用している主な技術

R, Python, Bigquery, Cloud Composer, Tableau

キャスティングシステム

解決したい課題 / コースケース

コンテンツ制作をする際の考え方にデータドリブンな手法を導入しようとしています。

ABEMA データテクノロジーズでは機械学習を用いた番組のキャスティング案を提案できるシステムを開発しています。キャストのデータベースをもとに機械学習によって候補者を抽出し、作品の企画にあったキャスティングを提案することが可能です。

本システムでは 100% 自動で再現することは目指していませんが、経験ある人が選ぶ他に機械が提案したキャストから新しい気付きを与えることや、編成スタッフの仕事の相互補完になることを重視しています。

ABEMA 回遊分析

解決したい課題 / コースケース

ABEMA にはユーザーが観たい動画に素早く探すツールとしてレコメンド・検索の機能があります。データテクノロジーズではユーザーが効率よく ABEMA 内を回遊するために様々なデータ分析を行っており、分析結果を元にレコメンド・検索のアルゴリズム改善を行っております。

例を挙げると以下のような事を行っています。

- KPI の策定
- レコメンド・検索の施策のアルゴリズム提案
- レコメンド・検索の新しい施策結果の分析
- ABEMA のユーザー理解のためのデータ分析

産学連携

Industry-academia collaboration

東北大学

大学院情報科学研究科
システム情報科学専攻知能情報科学講座
自然言語処理学分野
乾 健太郎研究室

NLP

AI事業本部 / AI Shift

東京都立大学

システムデザイン学部
小町 守研究室

NLP

AI事業本部 / AI Shift

名古屋工業大学

大学院 情報工学専攻
李 晃伸研究室

音声

AI事業本部 / AI Shift

東京工業大学

科学技術創成研究院
奥村・船越研究室

NLP

AI事業本部 / 極予測TD

東京工業大学

情報理工学院 情報工学系
知能情報コース
岡崎 直観研究室

NLP

AI事業本部 / 極予測AI

早稲田大学

大学院先進理工学研究科
物理学及应用物理学専攻
森島 繁生研究室

CG

AI事業本部 / CGR&D,CHP

早稲田大学

科学技術創成研究院
シモセラ・エドガー研究室

CV

AI事業本部 / AI Lab

産業技術総合研究所

人間情報インタラクション研究部門
メディアインタラクション
研究グループ

音声

AI事業本部 / AI Lab

九州大学

大学院 システム情報科学研究院
情報知能工学部門
実世界ロボティクス講座
内田 誠一研究室

CV

AI事業本部 / 極予測AI

国立情報学研究所

コンテンツ科学研究系
佐藤 真一先生

CV

AI事業本部 / 極予測AI

大阪大学

大学院基礎工学研究科
石黒 浩研究室

HCI

AI事業本部 / AI Lab

日本大学

文理学部 情報科学科
大澤 正彦研究室

HAI

AI事業本部 / AI Lab

Yale大学/ 半熟仮想株式会社

成田 悠輔氏

経済学

AI事業本部 / AI Lab

国立情報学研究所

情報学プリンシパル研究室
武田 英明研究室

ELSI

メディア / 秋葉原ラボ

東京大学

大学院工学系研究科システム
創成学専攻
鳥海 不二夫研究室

計算社会科学

メディア / 秋葉原ラボ

立命館大学

情報理工学部 情報理工学科
小川 祐樹先生

計算社会科学

メディア / 秋葉原ラボ

神奈川大学

人間科学部
高史 明先生

計算社会科学

メディア / 秋葉原ラボ

徳島大学

大学院社会産業理工学研究部
横谷 謙次研究室

計算社会科学

メディア / 秋葉原ラボ

大阪大学

大学院情報科学研究科
鬼塚 真研究室

データベース

メディア / 秋葉原ラボ

AI事業本部 / AI Shift

東北大学 乾 健太郎研究室

NLP

汎用的なタスク指向対話の実現

タスク指向対話とは一連の対話を通してあるタスク(例: レストラン予約、飛行機手配.. など)を完了することを目指す対話技術です。タスク指向対話は長年研究されている領域ですが、実プロダクトで実際に利用するためには、対話の破綻防止や新規クライアント適応時における工数削減など様々な課題解決をする必要があります。現在は実プロダクトでの利用を第一目標に、タスクを絞った研究開発を行っています。

東京都立大学 小町 守研究室

NLP

音声認識誤り訂正

音声自動応答サービスの提供にあたり、音声認識の精度はタスクの完遂率に直結します。そこで精度向上に向け、認識結果に対して自然言語処理のアプローチで誤りを訂正する研究を行なっています。

チャットボットの回答自動生成

カスタマーサポート用チャットボットの回答は、多くの場合既存のナレッジなどから人手で作成しています。しかしこの作業には専門性があつ工数も多くかかるため、効率化に向け自動生成の実現を目指し研究を進めています。

名古屋工業大学 李 晃伸研究室

音声

ユーザの次発話を促す発話誘導

コールセンターの自動応答システムにおいて、自動応答に不慣れなユーザーがどう発話すればよいのかわからずに沈黙してしまいサービスが進行できなくなってしまうという課題に着目し、システムが積極的にユーザの次発話を促す「発話誘導の研究」をしています。本研究は、「AI Messenger Voicebot」の独自機能に応用されています。

AI事業本部 / 極予測TD

東京工業大学 奥村・船越研究室

NLP

効果の出せる広告テキストの自動生成

自然言語処理技術を用いた研究開発を行い、「AIで効果の出せる広告テキストを自動生成する『極予測TD』」へモデルを応用し、実サービスとして拡大中です。学術的には「広告効果を報酬とした強化学習に基づく広告文の自動生成」に関する論文を発表し、直近では共著論文が国際会議 NAACL に採択されるなど、幅広い実績を重ねています。

AI事業本部 / 極予測AI

東京工業大学 岡崎 直観研究室

NLP

広告キャッチコピー自動生成モデルの構築

これまでに作成したキャッチコピーを中心とする大量のクリエイティブデータから、広告効果と相関性のある表現の発見や、新しい訴求ポイントの提案を行っています。本研究で得られた結果を、オリジナルコピーの制作支援や、広告キャッチコピー自動生成システムの開発に応用していくことで、コピーライターやクリエイターにおける制作時間の大幅な削減だけでなく、ユーザー毎に最適化された広告クリエイティブを提供することを目指しています。

広告クリエイティブ内コピーの、効果の良いフォントとスタイルのレコメンド

インターネット上で配信している広告クリエイティブには訴求のためにコピーが含まれています。効果の高い広告クリエイティブを制作するためにはコピーのデザインが重要ですが、その認識とレコメンド技術は難易度が高いものとなっています。本研究では、産学連携を通じてそのデザインの認識と効果の良いフォントやテキストスタイルのレコメンドに関する研究を行い、社会実装を目指しています。

外部知識を考慮した広告クリエイティブ効果予測

コンテンツをユーザの興味に合わせて配信するには、過去の配信データだけでなく、コンテンツに関する詳細情報をいかに活用するかが重要です。本研究では、コンテンツと web 上から得られる外部知識を紐付け、さらに効果予測にとって有効な情報の活用方法を学習する技術を研究しています。特に知識グラフを用いたグラフニューラルネットワークに着目し、広告に限らず、様々なオープンデータを使って技術的課題の探索、改善手法の開発を進めています。

AI 事業本部 / CGR&D, CHP

2D画像から3DCGモデルを生成する技術

2D画像からの属性転写の研究

広告に活用できるフォトリアリスティックな人物CGモデルの量産化を目指し、研究に取り組んでいます。

属性転写の研究では、人が感じ取る性格や雰囲気・印象などの要素を抽出し、各要素を対象の 3DCG へ付与を行いました。共同研究の結果、企業やブランド毎に適したオリジナル AI モデルを生成する「極予測AI人間」をリリースし、サービス拡大中です。

AI 事業本部 / AI Lab

グラフィックデザインの自動レイアウト

広告バナーやポスターといったグラフィックデザインでは、テキスト・写真・イラストなどを配置して、見る人にメッセージを伝えます。グラフィックデザイナーは伝えたい内容を元にそれぞれの要素を適切な大きさと並べますが、本研究ではこうしたグラフィックデザインに関する意思決定プロセスを自動化する機械学習・数理最適化モデルの研究を進めています。

音響情報を活用した広告の効果予測と制作支援

近年の動画広告市場の拡大に伴い、動画コンテンツの認識技術を通じて広告効果の高い動画コンテンツの効率的な制作が重要となってきています。動画コンテンツを適切に認識する上では、映像情報に加えて音響情報も重要な要素となります。

この研究プロジェクトでは、音響情報に基づく広告効果の予測技術を研究開発し、さらにその技術を活用して効果的な広告の制作を支援する技術も研究開発します。

ロボットを含めた対話エージェントの実現に向けた基礎技術の確立及び、人の持つ対話能力に関する科学的な知見の獲得
自律的な接客対話エージェントや遠隔操作ロボットを用いた遠隔接客、ユーザの行動を変えるインタラクションについての技術開発を行っています。ホテルや商業施設、ECサイトなどユーザに接してもらえる実際のフィールドでの実証実験を通して、人々のリアルな反応やフィードバックから、ヒトが信頼したくなる・ヒトが行動を変えてしまうインタラクションの本質的な要素について研究しています。

Human-Agent Interaction における認知的不協和の解消を用いたユーザの行動変容

ユーザがエージェントに意図や意思を感じているインタラクションにおいて、「認知的不協和を解消しようとする人の特性」と、「人に対話エージェントの意図や欲求を認知させる技術」を組み合わせ、人の行動を促すインタラクションの実現に取り組んでいます。「人間と信頼関係を築き、人の行動を変えられるインタラクションモデル」を、幅広い産業に適用可能な汎用的技術として作り上げることを目指しています。

広告によるユーザー体験やブランド体験への影響の因果関係の推定 広告取引における価格決定メカニズムの改善

経済学による実サービスにおける効果の推定や、その効果を最大化させるような AI 技術の開発と実プロダクトへの応用を行っています。現在は成田氏が創業した、データや数学、アルゴリズムを用いたビジネスや政策のデザインを強みとする半熟仮想株式会社と 2020 年 8 月から業務提携をする形でさらに連携を深めており、広告に限らず小売・行政など幅広い分野での研究を進めています。

メディア/ 秋葉原ラボ

データ活用における利用主体と利用目的に応じた社会的受容性

多様なデータが多様な目的・主体で利用されるデータ活用社会において、どのような様相であれば社会的に受け入れ可能であるかを知ることは重要な課題である。本研究ではそのようなデータ活用の社会的受容性について調査・分析を行う。

ユーザ行動理解のためのデータマイニング手法の開発

ユーザ行動理解とそれに基づいたサービス内外への影響分析手法を開発する。

インターネットテレビにおけるニュースコンテンツが視聴者の政治知識・態度に与える影響

質問紙調査とユーザのコンテンツ視聴ログなどからインターネットテレビニュースが視聴者の政治知識や態度に与える影響を検証する。

インターネットテレビの社会的影響力調査

インターネットテレビが提供するニュースコンテンツの社会的役割を知ることが目的として、ニュースコンテンツが利用者の政治知識・関心・態度に与える影響を調査する。

ヴァーチャルコミュニティの精神的健康増進効果についての研究

ヴァーチャルコミュニティの精神的健康増進効果は近年指摘されているが、大規模データでは確認されていない。本研究では、ビッグパーティ上のコミュニティを分析することで精神的健康増進効果を検証する。

NoSQLデータベースのスキーマ自動設計に関する研究

NoSQLデータベースを容易に活用するために、スキーマをアプリケーションに応じて自動設計する方法を確立することを目指す。

How We Work

AI事業本部 / AI Lab

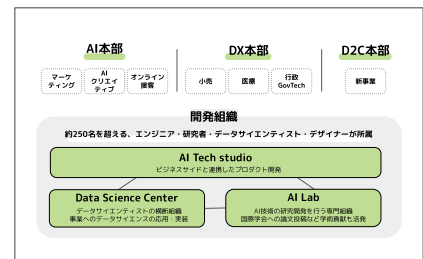
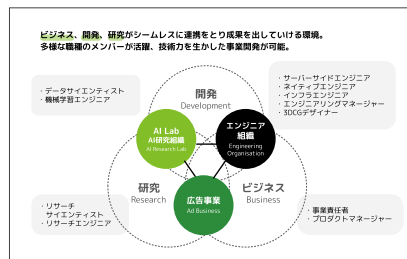
AI事業本部

AI事業本部は、組織全体の7割以上が技術職で構成されているサービス開発組織です。主に、AIを活用した広告クリエイティブの制作・マーケティング支援・対話サービスや小売・医療・行政領域のDX支援サービスなど、デジタルマーケティング分野をはじめとした様々な事業開発を行っています。また、部署内に研究開発組織「AI Lab」やデータサイエンティストの横断組織「DataScienceCenter」があることで、ビジネス・開発・研究がシームレスに連携を取りながら成果を出すことが可能です。

Vision AI事業本部

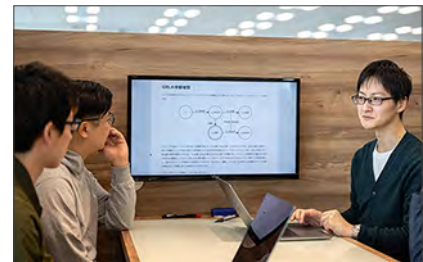
**AI技術を育て、
その価値を事業領域を超えて発揮する**

新しい事業領域において、その領域のエキスパートになることを意識。
知らないことが沢山あることを自覚し、
深く知る「DeepDive」の姿勢を貫いて挑戦し続ける。



AI Lab

デジタルマーケティング全般に関わる、幅広いAI技術の研究開発を目的に設立。
ビジネス課題の解決と学術的貢献を目指して、機械学習や自然言語処理技術、計量経済学、コンピュータビジョン、3DCGなどの各専門の研究者、エンジニアが日々研究・開発を行っています。
また、高度なAI研究技術を持ち実用化に積極的な大学・学術機関との産学連携を強化し、社会実装を進めています。



Office/Studio

オフィスは、パフォーマンスを最大化しやすい環境作りを目指しており、デスクを離れて気分を変えて仕事ができるカフェスペースや、事業部専用のLTルーム、技術に関する名著・良書を数多く取り揃えるライブラリーがあります。また、広告クリエイティブ制作に最適化した撮影・編集スタジオである「カム口坂スタジオ」を保有しており、バーチャル撮影などを通して、スピーディーかつ新たな表現への挑戦ができる環境が整っています。



Culture

AI事業本部では、最先端の技術をキャッチアップし、良いプロダクトを継続的に生み出せる組織を目指し、技術者向けの様々な施策・制度が行われています。自己成長を続けられるような、コミュニケーションの機会・技術共有の場・スキルアップに繋がる仕組みなどが多数あります。

国際カンファレンス参加・登壇

最新技術を取り入れることで組織全体の技術力向上や、事業領域の最新情報のキャッチアップを目的に、年間を通して重要な国際学会へ社員を派遣。聴講だけではなく、積極的に論文投稿や登壇などアウトプットを実施。国際トップカンファレンスでの採択・登壇も続いています。

産学連携

AI 技術の学術的発展と産業的貢献を目指し、現在およそ 20 の大学・機関と産学連携を行い、各分野におけるトップ研究者の方々と共同研究を進めています。研究成果を事業へと応用することで、より付加価値の高いプロダクト開発が出来るよう努めています。

Altech Developer Conference

AI事業本部に所属するエンジニアによる社内向け技術カンファレンスです。「各開発チームの導入技術を知る機会の創出」と「エンジニア同士の横の繋がりの強化」を目的として 2015 年に開始し、年に一度開催しています。

DSOps研修

AI 事業本部に配属された新卒データサイエンティスト向けの独自研修。プロダクトのビジネスモデルを理解し、ビジネス価値の高いタスクに取り組めるようになることを目的として、毎年開催しています。

A*gang

「隣のプロダクトが (技術的に) 何やっているかを知りたい人が知れる状態を作る」をコンセプトにした社内版エンジニア Meetup を月に 1 回開催。社員同士のコミュニケーションや技術共有が活発化しています。

AIスキルアップゼミ

大学における研究室やゼミのように少人数のチームでテーマに沿って研究活動を行う制度。専門性の高い技術をテーマとしたゼミが多く、データ分析・経済学・NLP・ロボット・量子アニーリングなどテーマとした10以上のゼミが常に活動しています。

「データサイエンスを通して事業をスケールさせたい」 経済学を活かしたビジネス価値創出への挑戦

AI事業本部 / AI Lab



AI事業本部

藤田 光明 Komei Fujita

サイバーエージェント AI 事業本部 アドテック Div Re-Engagement Unit Dynalyst DataScientist。東京大学経済学研究科の若森ゼミにて実証産業組織論と計量経済学を学び、2018年サイバーエージェントに入社。データサイエンティストとして「Dynalyst」にて広告配信アルゴリズムの開発に従事している。現在は、Dynalyst データサイエンティストチーム兼データサイエンスセンターアドテック Divのリーダーを担当。(2020年6月時点での取材内容)

事業的に価値のあることを、辿り着いたのは経済学の知見を用いたプロダクト作り

学んだ経済学の活用先として、サイバーエージェントを選んだのはなぜだったのでしょうか。

学生時代は、東京大学経済学研究科の若森ゼミで実証産業組織論と計量経済学の研究を通して経済学を学び、データを正しく分析することで意思決定の価値や楽しさに気が付くようになりました。研究者としての道も考えましたが、経済学などアカデミアの知見をビジネス現場へ応用することが、ビジネス的な価値やお金を生み出すことに興味が沸き、企業への就職を選択しました。

その中でもデータ分析だけではなく、アルゴリズムの開発からシステム導入まで全て自分の手でやってみたいと思い、エンジニアという働き方を考えるようになりました。当時、経済学出身のエンジニアを募集していたサイバーエージェントに興味を持ち、話を聞いたところ、アドテックスタジオ（現 AI 事業本部）では、分析やアルゴリズムのシステム導入などにおいて経済学の知見がビジネス価値に繋がれそうなイメージが湧き入社を決めました。現在は、ダイナミックリターゲティング広告の DSP^(※1) である「Dynalyst」でデータサイエンティストとして働いています。

(※1) Demand-Side Platform の略で、オンライン広告において広告主の広告効果の最大化を支援するツール

システム開発が未経験の中、エンジニアとしての新しい挑戦はどのように始まったのでしょうか？

システム開発は未経験だったのですが、約2か月の全社エンジニア研修やAI事業本部の独自研修で「ひとりDSP研修」を経験できたのが良い勉強になりました。

「Dyalyst」配属後の初仕事は、広告クリエイティブ選択ロジックへのバンディットアルゴリズムの導入でした。プロダクト実装にも挑戦することになり、初めての経験で時間もかかりましたが、トレーナーの川瀬にサポートしてもらいながらプロダクトで動く状態に上げることができました。導入したアルゴリズムは、結果的に既存のものより KPI を改善させることが出来、自ら作ったものでビジネス貢献できるという実感を初めて得ることができました。

ビジネス貢献を実感した最初の経験だったのですね。現在の業務について詳しく教えてください。

現在は、A/B テストを用いた意思決定の正確さやサイクルの速さをアップデートするための施策を進めています。

機械学習ロジックのオフラインの性能とオンラインのビジネス KPI は完全に相関するとは言い難い研究結果や、事前に想定できない挙動が起こることもあるため、Dyalystでは新しい機械学習ロジックを導入する際には A/B テストを行ない、その評価をもとにの本格導入の意思決定をしています。

ただ、回数を重ねるうちに、正確な A/B テストの難しさを感じるようになりました。簡単そうに見えて、バイアスを含まないテストの設計や評価は困難です。この設計や評価を行なう中で、経済学を勉強することで鍛えられた「バイアスに気づく能力」が活かされたと感じています。



また、責任者のみで行う Dyalyst 開発計画会議にデータサイエンティストの参加を提案しました。データサイエンタスクの工数や実現可能性、想定できる事業インパクトなどを同時に計画することで、よりスムーズに開発が進むと考えたからです。この提案がきっかけとなり、新卒2年目の途中から Dyalyst のデータサイエンティストチームのリーダーを担当しています。

「データサイエンスでビジネス貢献する」チームを作りたい

データサイエンティストチームのリーダーとして意識していることはありますか？

昨今の AI ブームでは、とりあえずデータサイエンティストチームを作ってみて、とりあえず AI っぽいことをやっているケースもあると思います。ブーム中はそれで営業トークになったり様々な評価が上がったりするかもしれませんが、ブーム終了と同時に終わってしまうでしょう。なので、一過性のブームでなく持続的な価値をもたらすために、「データサイエンスでビジネス貢献すること」を意識しています。特に重視しているのは、ビジネス貢献を実現するための強力なツールである A/B テストです。ビジネス KPI との関係が明確な OEC^(※2)を設定し、機械学習モデルの導入による介入効果が有意に正であることが計測できれば、ビジネス貢献できたといえます。

また、長期的にプロダクトのコアな機能となる部分にも AI を導入し、ビジネスチャンスを広げられるようなチームにしたいと考えています。

(※2) Overall Evaluation Criteria の略で、実験の目的を計測する値のこと。Trustworthy Online Controlled Experiments: A Practical Guide to A/B Testing 参照

プロダクトに属しているデータサイエンティストならではのチーム作りの特徴もあるのでしょうか。

Dyalyst のデータサイエンティストチームには、データサイエンティスト・機械学習エンジニアが所属しています。チームのパフォーマンスを最大化するために、意識して行なっているポイントが3つあります。

「たくさんの機械学習施策を高速に試すための工夫」「長期的なプロダクトのコア機能開発ができる環境づくり」「人数が増えたときのプロジェクトの回し方の工夫」です。

1. DSでビジネス貢献するチーム作りの工夫

- たくさんの機械学習施策を高速に試す
- チームの役割の工夫
- ローコストでA/Bテストができる工夫

2. 長期的なプロダクトのコア機能開発ができる環境づくり

- アカデミアとビジネス両方の世の中の流れにあった領域を攻めること
- チャレンジングなタスクに取り組めるような環境
- 研究組織との協業のやりやすさ
- 人数的な余裕

3. 人数が増えたときどうプロジェクトを回すか

- 共有・議論の工夫

また、こうしたリーダーとしての経験を活かして、新卒採用にも関わっているのですが、

「データサイエンスの技術を通してビジネス価値があることをやりたい」

「自分の行なった施策がうまく行ったように見えても、それを疑り深く評価できる」

そんなデータサイエンティストと一緒に働きたいと思っています。

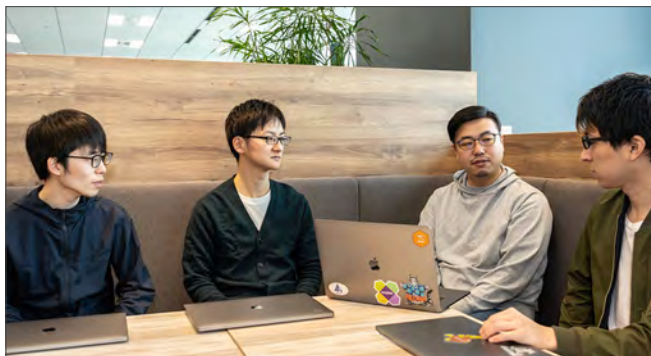
自らAI Labに研究プロジェクトを提案。アカデミックとプロダクトの垣根がない環境が生み出した成果

論文採択にも貢献されていたと聞いています。どのように研究に関わっていたのでしょうか？

普段から同じ部署のAI研究開発組織「AI Lab」の研究者とは近くで議論を交わっていて、AI Labが考案した手法をDynalystで導入するといった取り組みにもチャレンジしていました。過去には、慶応義塾大学 星野崇宏教授との共同研究でバンディットアルゴリズムのアップデートを進めたことがありましたが、この際はプロダクト固有の問題に当たってしまい、導入に大変苦労しました。粘り強くモデルをアップデートし導入を進めたことで、その結果を示した研究論文がWSDMのワークショップに採択されましたが、この経験はとても学びが大きく、「共同研究においては実際にモデルを導入するプロダクト側の人間が、プロダクト固有の問題やプロダクトとしてのインセンティブマッチを担保すべきである」ということを強く学びました。

共同研究から得た強い学びがあったのですね。

はい、実際に取り組まないと分からない学びでした。この経験を生かし、今回プロダクトへの導入に成功したのがWWWで採択された「遅れCVモデル」に関する研究です。元々AI Labで、因果推論と機械学習の融合に関する知見を元に提案した手法「遅れCV」についての研究をしていることは知っていたので、Dynalystで新規プロダクトを作っていくにあたり、その技術が使えるだろうと思い、DynalystからAI Labに話を持ちかけました。そこからDynalystでの実験を前提とした研究プロジェクトがスタートしました。



自ら提案された今回の研究プロジェクトは、どのように進めたのですか？

私が担当したのは、DynalystでのA/Bテストの設計と遅れCVモデルをプロダクトで動かすための実装です。特にA/Bテストの設計は、研究側とプロダクト側で実験したいものは必ずしも一致しているわけではないため、プロダクト側のデータサイエンティストである自分が中心となって設計することが重要であると考えていました。

例えば、研究側はできるだけ論文になりやすいものを、プロダクト側は売上や利益に直結したり、既存システムの資産がそのまま使えるもの、実験終了後もメンテナンスしやすいものを実験したいと考えます。これらをすり合わせずに研究プロジェクトが進んでしまうと、論文は書けるけどプロダクトでは使えなかったり、その逆が出来上がる可能性が高いです。だからこそ、プロダクト側のデータサイエンティストはビジネスモデルやシステム構造の理解、そして最新の研究内容のキャッチアップをすることが大事だと考えています。

また、実装部分でも事前にプロダクトのバックエンドエンジニアや、AI Lab のリサーチエンジニアである芝田と一緒に進めていくことで、プロジェクトを成し遂げることができました。

横断の研究で強み活かすことが出来たのですね!最後に、今後のビジョンについて教えてください。

AI事業本部にはデータサイエンティストの横断組織「データサイエンスセンター」があり、責任者の1人として所属しているのですが、この活動を通して、データサイエンティストの採用・育成や組織の在り方について模索していきたいと思っています。特に、横断組織ではなくプロダクト開発チームにデータサイエンティストが所属しているという、AI事業本部ならではの面白さがあるので、メリット・デメリットを見極めながら、それぞれを補完できる仕組みをつくりたいと考えています。

「真にデータサイエンスでビジネス貢献できるチーム作り」また、データサイエンスでできることが長期的なプロダクトの戦略になっていくような、「データサイエンスドリブンなプロダクト作り」をやりたいと思っています。

僕個人としては、経済学・因果推論の知見を応用したプロダクトの改善や新しいプロダクト作りを経験したいと思っています。例えば、サイバーエージェントで力をいれている広告クリエイティブの評価などでは親和性が高いと考えているので、知見を応用することでプロダクトの価値を上げ、ビジネスに大きなインパクトを与え、さらにアカデミックにも価値のあるようなことを実現していけたら面白いなと思っています。

Data Engineering & Data Analysis Workshop

2017年から始まった、秋葉原ラボ主催の社外向け勉強会です。

サイバーエージェントのデータ分析基盤とデータ活用およびそれらの技術について、秋葉原ラボ所属メンバーを中心に基盤と分析について具体的かつ実践的な技術を紹介していきます。勉強会後には懇親会も行われ、データ活用における最前線の方々との交流の場ともなっています。

過去の勉強会一例

https://connpass.com/user/ca_akb_lab/open/

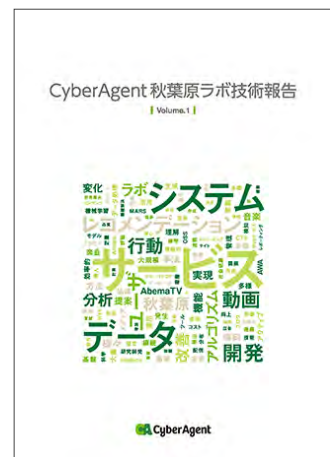


秋葉原ラボ研究会

秋葉原ラボでは毎月2回、研究会が開催されています。研究会では、所属メンバーが順番に各自の関心分野に関して、自由に発表をします。メディア事業への技術提供で得た知見や、学会参加後の報告レポートや、今後取り組む技術に関する調査発表など、その内容は様々です。

秋葉原ラボ技術報告書

2018年より、新たな取り組みとして秋葉原ラボ開設からこれまでの技術的な歩み・知見を社内外に発信するための、技術報告書の製作を開始しました。この技術報告書はインターネットメディアサービスにおけるデータ活用のために何が必要で、そのために何に取り組む、どう発展させてきたのかを著したものです。報告書という形でまとめることによって新たな示唆や発展を見出し、これをご覧になる多くの皆様と知見の共有および議論ができるようになり、さらなる秋葉原ラボの持続性につながることを期待して製作しています。



Culture

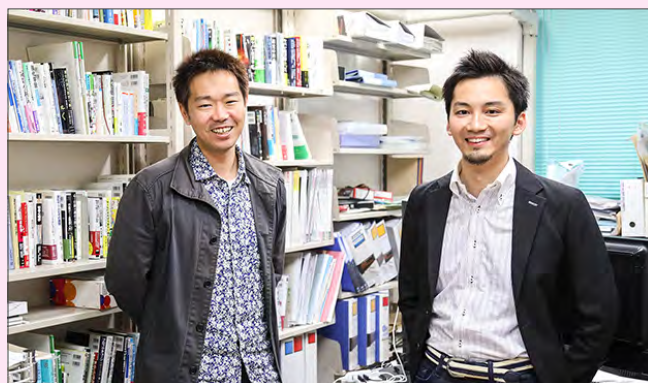
秋葉原ラボでは「メディア事業への技術による貢献を前提」に、エンジニアの技術向上に対する支援や、他部署とのコミュニケーションの場の提供など様々な機会が提供されています。

国際カンファレンス参加

AI 事業本部と同じく最新技術を取り入れることによる組織の技術力の向上を目的とし、重要な国際カンファレンスへ社員を派遣しています。また、自社メディアサービスへの技術提供によって得た知見をアカデミアへ還元することを目的とし、様々なカンファレンスでの発表も積極的に実施しています。

共同研究

社会にある様々な課題についてメディアサービスを通じて解決することを目的に、アカデミアと秋葉原ラボが協力し共同研究を実施しています。得られた研究成果は、サイバーエージェントのメディアサービスをユーザーの皆様により安心・安全かつ豊かにご利用いただくためのプロダクト開発・改善に生かされています。



秋葉原ラボ大感謝祭

年に2回、秋葉原ラボオフィスで他部署のメンバーをお招きして開催する感謝祭です。「秋葉原と渋谷」という物理的距離や「サービスと横断組織」という枠を超えて、参加者同士がコミュニケーションできればという思いで開催しています。



月数百万件の目視確認を救え! AmebaブログNG画像フィルター成功の裏側

メディア / 秋葉原ラボ



メディア / 秋葉原ラボ
岩井 二郎 Jiro Iwai

スタートアップから大手 IT 企業まで数社を経て、2017年サイバーエージェント入社。秋葉原ラボでコンピュータビジョンのアプリケーション開発を担当。現在はアプリケーション開発から基盤開発に軸足を移し、機械学習の推論基盤の開発に取り組んでいる。



メディア / ビグDiv
福島 知佐子 Chisako Fukushima

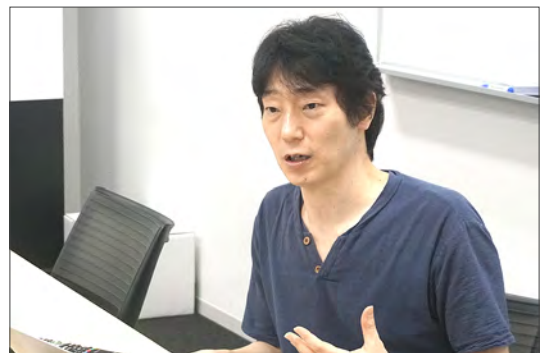
2006年サイバーエージェント入社。アミーバブログのCSを経て、Ameba全体の健全化を担当。現在はPiggパーティの健全化・リスクマネジメントを担当し、サービスのモニタリングフローの設計・運用マネジメントなどを行なっている。

サイバーエージェントのメディア事業における研究開発組織である「秋葉原ラボ」では、データを活用した様々なソリューションを提供しています。安心・安全なメディアサービスの運営のため、ユーザー投稿監視の中核を担う様々な機械学習フィルタの提供もその一つ。今回は「Amebaブログにおける画像監視用フィルタ開発」について、秋葉原ラボのソフトウェアエンジニアの岩井二郎、Ameba健全化チームの福島知佐子に話を聞きました。

秋葉原ラボってどんな組織？

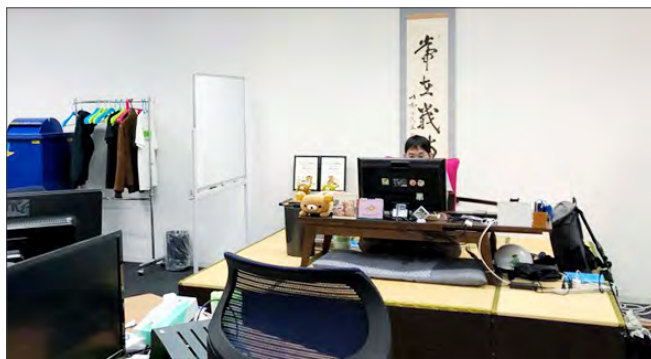
まず初めに、秋葉原ラボってどんな組織かを教えてくださいませんか？

岩井: 秋葉原ラボは、一言でいうと「データのスペシャリスト集団」です。主にAmebaやABEMAなど、弊社のメディア事業のデータを取り扱っています。大規模データ処理、機械学習、データ分析などの専門性をもったエンジニアが集まっています。



開発責任者の岩井

2011年ごろに、社内で「データを解析する組織、データ解析基盤」を作ろうという話になり、現在の室長の福田さん（サムネイル中央の掛け軸前に座っている方）が、「秋葉原が好き」という理由でここに研究所を作ったようです。



秋葉原ラボオフィスの様子。福田室長の座席が名物だ。

NG画像フィルタについて

今回「NG画像フィルタ」の開発により、Amebaの利用規約に違反する画像のチェック工数が大幅に削減されたと伺いました。具体的にどのようなプロダクトで、どれくらいの工数削減につながったのでしょうか？

岩井：「NG画像フィルタ」は、Amebaブログの中の、Amebaの利用規約に違反する不適切な画像、中でも過度に性的であったり過度に残虐・暴力的である画像の排除を支援するシステムです。今回のNG画像フィルタの導入で、Amebaブログに上がってくる全ての画像の確認の工数を、それまでの1/3に削減することができました。

プロダクトに属しているデータサイエンティストならではのチーム作りの特徴もあるのでしょうか。

福島：そうですね、Amebaブログに投稿された画像は監視業務を専門に行うチームがある、株式会社シーエー・アドバンス（以下シーエー・アドバンス）のオペレーターが全件モニタリングし、NG画像を目視で見つけてたんです。

今回NG画像フィルタが導入され監視対象の画像が大幅に削減されたことで、かなりオペレーターの皆さんには喜ばれました。オペレーターの皆さんの負担が減ったことにより、監視の品質という面でも、それまでの全件目視確認と比較して人的ミスの可能性が減ったなど感じています。



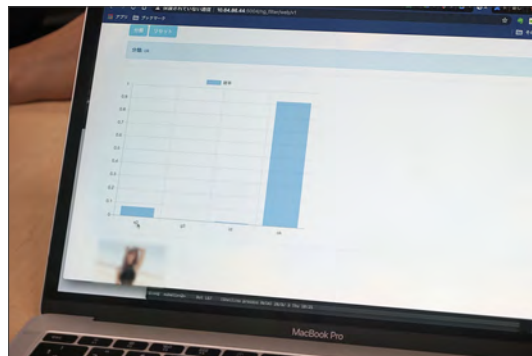
嬉しそうに語る AmebaCS担当の福島

全件目視から、監視数が2/3も減少したのはすごいですね！そのフィルタが実際に画像を弾く過程を見ることはできますか？

岩井：こちらをご覧ください。作成したフィルタは、e3(性的な画像)、g3(残虐・暴力的な画像)、id(QRコードなど)、ok(問題なし)で、それぞれ%が出るようになってます。

e3+g3+idが50%以上の時に、目視に回される仕組みになっています。

例えば、水着の女性の写真です。一般的な水着のお写真ですね。この画像は、「e3」に5%くらい出ましたが、95%は「ok」に数値があるので、通過します。

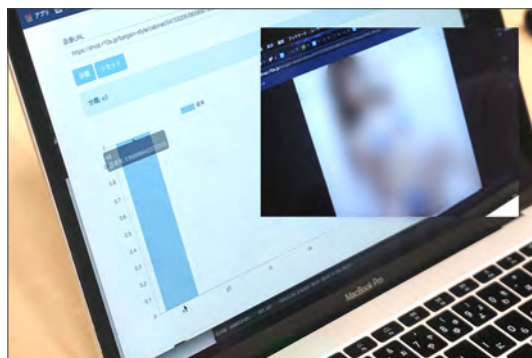


このように、作成したフィルタに画像を通すと、判定結果がグラフに表示されます。

今度は、水着を着られたグラビアアイドルさんのお写真を通してみます。

e3 がかなり高くなりましたね! 90 くらい出ています。これは NG、ってことでしょうか?

岩井：そうですね。ただ、現在のフィルタは今回デモとして分かりやすくお見せするために「かなり厳し目に設定している」状態です。この画像も Ameba ブログの規約上 NG ではないですが、厳し目に設定してあるが故に、NG の判定が出てしまった感じですね。



かなり過激な水着を着ている女性の画像

設定によっては、今回の NG 画像フィルタ導入で確認工数を 1/3 に削減できたとお伝えしたところを、1/5 くらいまで絞り込むことができると思います。

ただそうなってくると、規約上 NG である画像がフィルタをすり抜けてしまう可能性もあるので監視効率と効果のバランスを見ながらフィルタの性能を調整する必要があります。

ありがとうございます。画像の判別はどのようにして作られているのでしょうか? また力を入れたポイントを教えてください。

福島：フィルターを作るために、過去の監視対象の画像に対して「性的な画像」「残虐・暴力的な画像」「QRコード」と、タグを振ることをお願いされました。

実際に画像の検閲を行っていたシーエー・アドバンスの方と連携して作業を進めたのですが、私は特にタグ振りの判断にブレがないようにシーエー・アドバンスと連携し、対応メンバーの教育や基準の明確化の舵取りを行いました。

岩井：福島さん達につけていただいた画像とタグのセットを教師データとして用いて機械学習を行い、NG 画像を判別できる AI モデルができています。実はフィルタ自体は、最近技術も発展し簡単に作ることができます。

特に頑張った部分は、「安定的に動かす」というインフラ部分です。初めはオンプレミス^(※1)の社内環境で構築しようと思っていたのですが、リソースの関係でパブリッククラウド^(※2)の AWS を採用することになりました。

パブリッククラウドは社内全体では活用が進んでいますが、私はあまり使ったことがなかったので、このために改めて勉強させていただきました。使ってみて、AWS は物理的に用意する物がないので、簡単に早く構築できることが利点だと感じました。

ありがとうございます。メディア事業の監視オペレーションを統括する福島さんと、開発の岩井さんが連携して作り上げることができたんですね。ちなみにフィルターにとって苦手としている画像ってあるのでしょうか?

福島：いい質問ですね!

g3(過度に残虐・暴力的)に関しては、まだまだ精度が弱いですね。例えば、焼肉の画像はよく NG に引っかかりますね(笑)

なるほど・・・!

言われてみれば、焼肉も残酷な食べ物のような気がしてきました(笑)



肉の赤身を過度に残虐・暴力的な画像として誤認識してしまうのも頷ける。

岩井：この部分に関しては、もっともっと磨いていける部分だと考えてます。

この技術は、他にも応用されていたりするのでしょうか?

岩井：例えば「マッチングサービスのタプルのプロフィール画像の審査」にも同じ技術が応用されています。瞬時に、人じゃない画像とかは弾けるようになってるんですよ。

(※1) サーバーやソフトウェアなどの情報システムのハードウェアを企業が管理する設備内に物理的に設置し、運用すること。

(※2) 企業が専用のハードウェアを保持することなく、必要な時に必要なだけ自由にサーバーやネットワークシステムを利用することができるサービス。

確かに。タプルのプロフィール画像審査は、「画像は審査中です」って出てから数分で承認されますね。逆に、人じゃない画像を設定すると、すぐに弾かれる。

岩井：そうなんです。過去の膨大な人の画像を AI に学習させておけば、高確率で人じゃない画像が登録されそうになった時に判定が可能になります。

また、「人か人じゃないか」だけでなく、過去に通報された人の画像なども登録しておけば、その人が再度登録しようとした時に弾くことが可能です。教師画像を学習させて、判定すると言った部分では共通しているので。

なるほど、奥が深いですね・・・！

今後の展望

最後に、今後の展望を教えてくださいませんか？

岩井：画像を扱う AI で秋葉原ラボで力を入れているものとしては ABEMA のレコメンドが挙げられます。その人の趣味趣向にあった番組がレコメンドできるように、番組の画像の情報を使って、最適なレコメンドができるようにするプロジェクトが進んでいます。まだまだ ABEMA は伸び代があると思っています。

僕らはデータのプロ集団なので、「データを使ってサービスを改善する」ためのありとあらゆる施策を、ビジネス職とは違った視点から出すことを大切にしながら、サービスの成長に貢献していきたいですね。

本日はありがとうございました！

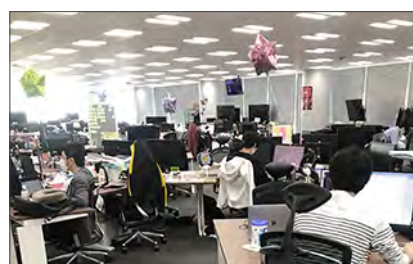
この記事は、社内報のビジネス職向け技術紹介記事をリライトして作成しています。

How We Work

メディア/ADT

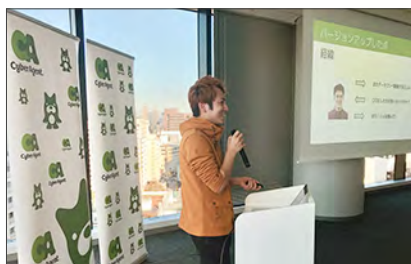
ABEMA

サイバーエージェントとテレビ朝日の共同出資により展開する株式会社 AbemaTVでは、新しい未来のテレビ「ABEMA(アベマ)」を運営しています。「ABEMA」では、緊急速報をはじめとした 24 時間放送のニュースのほか、オリジナルのドラマや恋愛リアリティーショー、アニメ、スポーツなど、多彩な番組をお楽しみいただけます。開局 4 年 9 ヶ月で 6,200 万 DL 突破。WAU (1 週間あたりの利用者数) は 1,200 万規模で推移しており、何かあったらすぐ「ABEMA」という視聴習慣を確しております。



データテクノロジー

ABEMAデータテクノロジーはABEMAのデータでできるテーマは何でも対象にしていくABEMAに特化したデータサイエンスの組織です。メンバーはデータ分析、事業部の意思決定をサポートしながらデータコンサルティングを行うデータアナリストと機械学習や統計など高度な分析を行い、各サービスのアルゴリズムを提案したり意思決定のための分析を行うデータサイエンティストの職種にわかれています。



Culture

データテクノロジーではABEMA内の交流だけではなく、技術向上のため秋葉原ラボや他部署とも勉強会など様々な交流の機会があります。

「ABEMA」のデータを使ったデータコンペ

株式会社 AbemaTV では実際のサービスのデータを使ったデータコンペを過去に数回開催しています。データコンペを通じてデータサイエンスの技術向上と社外との交流を目的としています。



データ駆動開発がもたらす「ABEMA」開発現場の姿

メディア/ADT



メディア/ADT

前田 英行 Hideyuki Maeda

ヤフー株式会社を経て、2018年サイバーエージェント入社。秋葉原ラボで「ABEMA」の推薦システムの開発、運用を担当。現在は「ABEMA データテクノロジーズ」「秋葉原ラボ」の2拠点で機械学習、データサイエンスを扱う組織のエンジニアリングマネージャーを務める。



メディア/ADT

作花 健也 Kenya Sakka

大学院ではバイオインフォマティクスを専攻し、水族館でのクロマグロの行動解析や医療画像解析の研究を行った。その後、2019年にサイバーエージェント新卒入社。現在は、ABEMA データテクノロジーズにてデータ処理基盤の設計や運用、機械学習モデルの開発などを行っている。

データ駆動の開発文化が、番組制作の場にも浸透してきた

データ活用強化に向けた「ABEMA」の開発体制について教えてください。

「ABEMA」の開発局は現在約100名のエンジニアが在籍しています。その内20～30名はデータサイエンスやマシンラーニング等のデータ分析業務に関わっています。データ分析に関しては2019年6月に設立した「ABEMA データテクノロジーズ」と、大規模データ処理や機械学習を取り扱う「秋葉原ラボ」という研究開発組織の2拠点で連携しています。秋葉原は研究開発の横断組織として「データを使って事業をドライブさせる」ということをミッションに掲げて技術開発に取り組んできました。我々はデータ活用に関して多くの知見と技術資産があり、データ活用の正しいあり方についても明確なビジョンを持っています。

「ABEMA」の組織内においてデータの利活用はどこまで浸透していますか？

組織内には「データ駆動の開発文化」と我々が呼んでいるカルチャーが浸透しています。「データ駆動、データドリブン」という考え方は広くソフトウェア開発で重視されています。実際「ABEMA」の開発局でもデータ分析を前提とした新機能開発が常に行われています。

むしろ今の「ABEMA」では「データ駆動の開発文化」が番組制作や番組編成の現場にも浸透しているのがおもしろいところです。

例えば、今勢いのあるタレントさんであったり世の中で流行っているものを参考までに知りたい、というニーズは企画制作の現場にあります。

そこで、「ABEMA データテクノロジーズ」では「キャスティングシステムへのデータ活用」を実用化を目指しています。SNS のトレンドデータから、タレントの認知度・関心度を推定し、これらをもとに、過去の ABEMA の番組 / 視聴データを使い、効果があるのか検証を進め、番組のキャスティングへの実用化を目指しています。



また、アニメやドラマなどコンテンツの調達 / 仕入れに関してもデータを活用しています。例えば、頻繁に検索されるキーワードをもとに、より「ABEMA」のラインナップを充実させるために調達チームが仕入れに動いたりします。

他にも、「ABEMA」にはユーザーから寄せられる膨大なコメントがあるので、コメントの感情分析をしたりコンテンツがどう受け止められているのかを分析したりと様々なケースが考えられます。

また一般的にコンテンツの好みはデモグラフィック属性では括れないとされていますが、「ABEMA」の多様なコンテンツをうまく活用すれば、ユーザーの分類やコンテンツの開発に役立てられる可能性もあります。

更に、データを活用した番組編成にも取り組んでいます。「ABEMA」は 24 時間 365 日完全編成ですが、編成は人間の感覚でやっている部分も大きく、ドメイン知識が高い個人の経験則や価値観に基づいて編成を埋めています。

そこにデータ分析から最適なアルゴリズムを考えて番組編成の中でルーチン化された作業を自動化したり、熟練の番組編成担当者をデータでサポートするようなあり方を模索中です。

機械学習を用いた「キャスティング支援システム」について教えてください

「ABEMA」の開発局では「ユーザーとコンテンツの距離を短くする」をコンセプトに、コンテンツ制作におけるデータの利活用に取り組んでいます。その一環で、本間が所属する総合編成本部と、私が所属する ABEMA データテクノロジーズが連携し、コンテンツ制作をする際の考え方にデータドリブンの手法を導入しようとしています。「キャスティング支援システム」はその最初の一步となります。本システムの特徴は「機械学習を用いて、番組のキャスティング案を提案できる」点です。



番組のキャスティングを考える際は、例えば「この作品の主演にはこの役者さんが合うのではないか」といった作品性やコンセプトに沿ったうえでのプロデューサーの長年の経験に基づく仮説に沿って決定されているかと思います。一方、本システムでは、キャストのデータベースをもとに機械学習によって候補者を抽出し、作品の企画にあったキャスティングを提案することが可能です。

「ABEMA」のデータテクノロジーズと一緒に働くなら、どういう人に来てもらいたいですか？

データ分析の経験をベースに、課題設定や仮説を考えるのが好きな人が楽しめる組織だと思います。なにしろ「ABEMA」というプロダクト自体が前例がないので「これをやれば正解」という仕事が、上から決まった形で下りてくることがない組織です。ユーザーや制作現場のニーズにアンテナを張り、自分で課題を発見し、解決策を模索するのがおもしろいところです。

例えば今回のプロジェクトも、最初の数ヶ月間は「どう解けばいいのか」「どういう情報が必要なのか」といった正解がない中で、ひたすら突き詰めていく日々でした。個人的にはこういうことがやりたいと思って入社したので楽しかったです。

機械学習という分野もだいぶ知見が貯まってきていて、解き方の型のようなものができ上がりつつあります。私はその型が決まっていない領域で「どう解くか」、ということをやりたいので「ABEMA」に配属先を決めました。

「ABEMA」が抱えているデータは非常に特殊だと思います。なにしろ、約 20 チャンネルで 24 時間放送し続ける「テレビ」とオンデマンドの“ビデオ”の、両方のログデータを持っている会社は、世界を見渡しても他にないのではないのでしょうか。

それ故に「目の前の課題に対して、正解は自分が作っていくしかない」という状況は、サイバーエージェントグループならではの難易度です。そこを解き明かすのはとてもやりがいがある仕事だと思っています。

How We Work

株式会社CAM

Creative Division

全エンジニア・デザイナーが一つの組織 (Creative Division) に所属しております。エンターテインメント事業を中心に様々な事業を展開しており、新規サービスをリリースする中、複数プロダクトを担当することもあり、スケーラビリティの高い組織で新しい挑戦をし続けられる環境です。



Data Management Team

「データからサービスを成長させる」「データからビジネス戦略をつくる」という世界観を実現するため組織された Data Management Teamでは、データ集計基盤やそれを用いた分析とレポートの提供、AIプロダクト開発など、データを用いたあらゆる手段でCAMを後押ししています。事業部との距離も近く、エンジニアやアナリストが直接ビジネスを成長させる手応えを感じられる環境です。



Be A Fanatic

「まず行動しよう。」「柔軟に変化しよう。」「巻き込み、巻き込まれよう。」というバリューを掲げ、ファンビジネスや占い事業などを主力事業として育てながら、全く新しいドメインの新規事業にも果敢にチャレンジしていくカルチャーがあります。



Culture

CAM では Cyber Agent の福利厚生やカルチャーを踏襲しつつ、独自のエンジニア向けの制度設計や仕組み・取り組みも実施しております。

Tech Club (部活制度)

業務にだけ縛られない技術向上・視野を広げる目的として、部活制度が運営されており、同じ技術に興味ある同士集まり、コミュニケーション活性の一助を担っています。



Fanatic Award

半期に一度、CAM メンバーの中から特に高い成果を出した人、プロジェクトを称えるイベントを開催しております。

Creative ミライ会議

CAM 所属のエンジニア・クリエイターが集まり、スキルアップや組織力向上を加速する施策について考えるイベントで、役員の決議も同日行われ、実行されます。

OSS

大小合わせて 10 以上を公開中で、中には 1000 近いスターを獲得しているライブラリもあり、積極的に OSS 化を推奨しております。

Tech Blog / 登壇

CAM の知見を月数本ペースでテックブログにて発信しており、ベンダーから登壇を依頼されるケースもあります。

異動してでも作りたい! AI 活用のためのデータ組織の 0→1 のリアル

株式会社 CAM



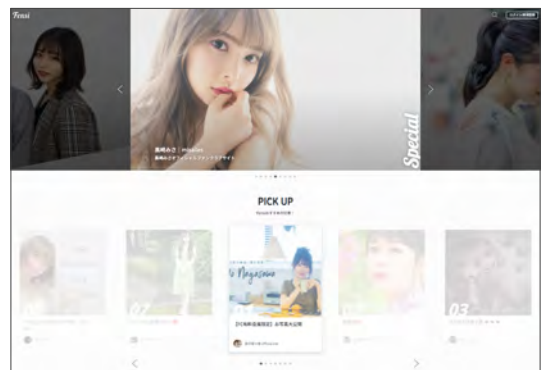
株式会社 CAM
野口 大介 *Daisuke Noguchi*

2013 年 CAM 中途入社。バックエンドエンジニアとして、様々なサイト構築に携わる。その後、社内共通の課金システム開発などを経て、データ活用をミッションとしたデータ基盤チームの立ち上げを担当。現在はデータ基盤を運用しつつ、データの可視化やレコメンドシステムの開発など、AI/BI の両軸を推進するような取り組みを行っている。

データ基盤構築に使われる Fensiってそもそもどんなサービスなの？

サービスとしては、ミュージシャン、デザイナーなど様々なジャンルで活躍されている著名な方がファンクラブサイトを開設できるサービスです。

アイドルの方にもオーナーになって頂いてますね。Fensi の機能としては、サイトの開設、ブログなどのメディア公開、アンケート機能、EC・サロン機能、メッセージの通知機能などがあります。インスタライブのような外部ツールと連携して、サロン会員限定の方に配信できたりもします。コロナ禍なのでFensiでオンライン配信されているオーナーの方もいます。



複数サイト立ち上げを効率化! 「Fensiプラットフォーム」構想

FensiはGoogle Cloud Platform上で開発されているのですが、その上に色々なサイトの機能を乗っけることができるプラットフォームの役割も担っています。実はCAMで既にリリースされているREALSPORTS、Girls²のサイトの裏側はFensiプラットフォームです。CAMobile時代からガラケーを含めて約100サービスほどありました。沢山サービスがありますが、その都度同じような機能作ってたんですね。コピペして乱立しているような状況でした(笑)。

それは効率的ではないので、裏側でプラットフォーム化することによって、**開発の時間を短くしてサービスを出すのを速くしようという背景**があります。



プラットフォーム化するという構想を実現するにあたって、野口さんのミッションは何だったんですか？

データを集め、適切な形に加工し、分析やレポートに活用できるデータ基盤の構築です。データ基盤ができれば施策効果を数値確認することが可能となり、収集したデータを活用したプロダクト開発も出来ます。FensiプラットフォームにはFensi、REAL SPORTSなどの様々なサイトの**データが一箇所に統合されていて、可視化の工数削減を目指しています**。

ただ、データ基盤を作るまでの道のりは苦労しました、、、。もともとはFensiのプラットフォーム構想以前にデータを活用しようという流れが社内であったんです。

でも、先ほど説明したようにCAMには複数サービス存在していて一元化するのが難しかったんです。私も独学でデータ基盤を作ろうとしていて、、、果たして本当にそれでいいのか、と思い**ABEMAで実際に学ぼうとプロチャレ制度^(※)を活用しました**。

(※) 社内の別プロジェクトに技術留学できる制度。

ABEMAにプロチャレ!社内留学から学んだデータ基盤を作るために必要なこと

ABEMAにも様々なチームがありますが、データを集めてなにかするってなったらデータマネジメントチームがコア部分だと思うので、そこでプロチャレしました。

実際の業務としてはどのようなことをされてたのでしょうか？

Google bigqueryの負荷調査、ログの不具合の調査、課金基盤の連携のための要件定義、集計レポート向けのデータ設計などですね。組織体制やデータの収集の蓄積方法、データの加工と活用方法、運用上で大変なことを俯瞰して学びました。データドリブンな開発をやってみたかったので、どのように現場で組織を運営しているか知りたいと思って挑みました。

ABEMAのように大規模データ扱ってるところで運用してるやりかたと、CAMでやってる方法を比較して、やろうとしていたこととズレてないか確認できてよかったですね。実務の工程を上流から下流まで見て、体制についても幅広く見れてよかったです。戻った時に自分の組織にどう適応するかを考えながらやりましたね。ここは真似できるけど、CAMのフェーズだとこれは真似できないとか。CAM内だけで完結できるようにスモールスタートしつつ、工数抑えて拡張性もある方法を模索しながらやっています。

プロチャレをご経験されて、使えるところは使うけどCAMへどう適応させるかは自分たちで考える必要がありますね。

やはり、現場を巻き込んでいく必要がありますね。KPIに響かないからではなく、まずはKPIを可視化して、毎日の活動がどうKPIに反映できるかウォッチできるように整えていくのが大事だと考えています。

CAMはサービスが多いのでレポートが乱立している状況です。Fensiプラットフォームでレポートの整理はやりやすくなっていくと思います!CAMでは古い系サービスがコア事業なので、まずはその現場の人たちに共感できてもらえるようアプローチしていこうと思っています!

Fensiの今後の展望

サービスとしては、**1on1での動画通話機能**を新しく実装したり、**EC機能**を拡張していく予定です。また、未成年の方もサービスを使ってくださるので、クレジットカード以外の決済方法を増やそうと思っています。

そして、Fensiプラットフォームで集めたデータを駆使して”**contents-dealer**”という**自社サイト向けのコンテンツ配信システム**を成長させていこうと思います。

運用型広告の自動最適化に近い文脈で作っていて、現状は人の手で運用している部分をなるべく減らし、データを参照しながら施策のPDCAを回せる体制を目指しています。具体的には、Fensiプラットフォーム上で運営するサービスごとに配信ロジックを最適化してコンテンツを配信していける状態が目標です。



この記事は2020年10月に投稿されたtechcybarのインタビュー記事を再編集したのになります。
出典元：<https://techcybar.cag.isca.jp/?p=26250>

How We Work

株式会社 CyberZ

広告・メディア・新規事業

CyberZは広告事業から始まりました。現在では、広告だけでなくメディア (OPENREC.tv)、新規事業 (eスポーツ「RAGE」や、フィギュア事業をおこなう「eStream」等) と幅広く展開しています。広告効果計測ツール「F.O.X」(2019年に事業譲渡)での、高トラフィックかつ膨大なデータの活用実績を各プロダクトに活かし、データで事業に貢献しています。



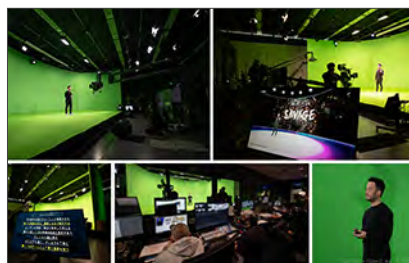
AC Tech局

CyberZの主幹事業である広告代理事業では、膨大なデータを活用し、事業に直結した攻守の開発を行っています。守りとしては、運用効率化を進めるためのレポーティングの自動化を、攻めとしては、広告主の事業体ごとに特化したシステム開発を行い、代理店の武器を作っています。市場の動きが激しいスマホ広告市場において、少数精鋭で役員直下の組織にすることで、スピード感を保ちつつ、常に挑戦し続けられる環境を整えています。



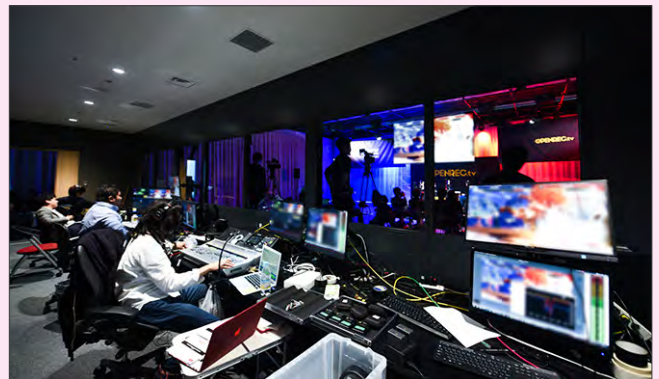
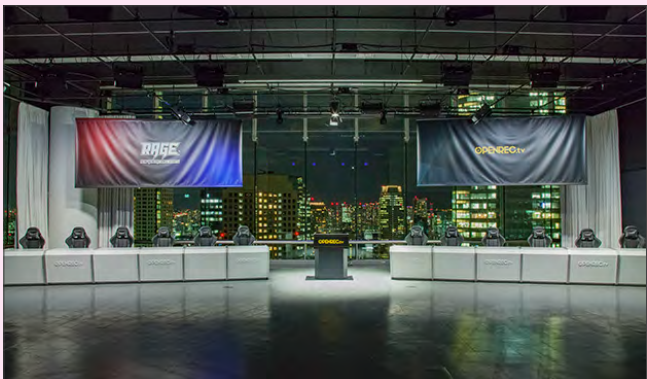
SAVAGE

CyberZでは毎年、役員自ら全社員に向けて、ビジョンプレゼンテーション (ビジョンプレ) を行っています。ビジョンプレでは、振り返りと戦略の共有、そしてスローガンの発表があります。2020年はオンラインで実施し、スローガンは「SAVAGE」となりました。「野性的な」「本能的な」という意味ですが、「カッコイイ、半端ない」という意味もあります。会社の規模拡大による組織的な課題を取っ払い、もっと直感的にチャレンジをしていきたい、という想いが込められています。



Culture

CyberZ は創業以来、「伝説の会社を創る」というビジョンを掲げ、事業間でシナジーを生み出しながら、革新的な事業やサービスを創造できる会社を目指し、常に「挑戦」し続けています。リスクを取らずに、大きな成功はなく、「リスクをとって、チャレンジする」という文化が作られています。この文化は開発組織も同様で、エンジニアも事業直結により成果を出しつつ、常に挑戦し続けています。2021年からCTO室を発足し、CyberZ開発組織についての発信を行っています。https://note.com/cyberz_cto

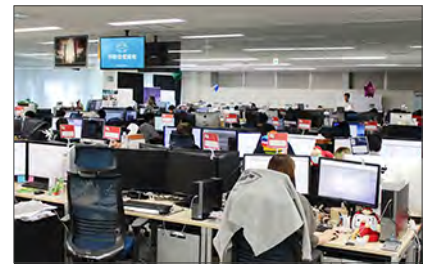


How We Work

SGE

SGE

SGEはゲーム&エンターテインメント事業に携わる10以上の子会社の集合です。子会社毎に独自の戦略を取ることで、それぞれの強みを活かした開発を進めています。そのためそれぞれ様々な特色があり、技術的な背景も異なることがあります。子会社独自に解決できないような問題や、横断でカバーしたほうが良い技術の場合はそれぞれの会社を飛び越えた組織を結成することもあります。



ゲームにおけるAI

ゲームにおいてAIを活用できる領域は様々あります。またゲーム毎に必要なAIテクノロジーも異なります。例えばカードバトル系であれば対戦AI、デッキ探索AI、レベルデザイン支援などが考えられます。それぞれのゲームで必要とするAIの要件を元に、どういふAIを開発するかを各社で工夫しています。



A screenshot of a software interface, likely a game development tool or a data analysis application. It features a grid of colorful icons on the left side, each corresponding to a row of numerical data in a table. The interface has a blue header and various control elements.

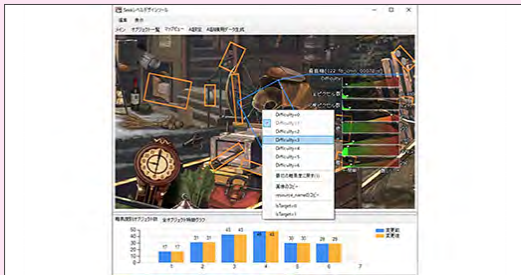
AI推進室

AI領域を専門としている職種の方は僅かで、普段はゲーム開発にコミットしている兼務の人が多いです。そこでSGE横断組織としてAI推進室というものがあリ、そこでAI関連にコミットしている人が集まり、勉強会を開いてインプット・アウトプットしたり、特定の課題について集まって議論して課題解決に導くということを行っています。

Culture

SGE 内でゲームにおける AI の活用を目指して様々な切り口で開発しています。時折勉強会やコンテストも開催しています。

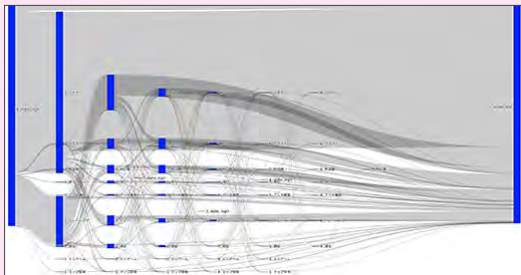
間違い探しゲームのレベルデザイン支援ツール



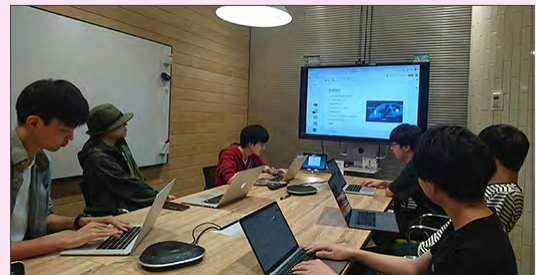
シナリオのセリフから感情を推定してモーション付け



データ分析でユーザーの行動フローを可視化



有志の AI 勉強会の様子



ゲームにおける AI 全般を研究されている三宅 陽一郎氏を招いた講演



ユーザーの行動ログの分析

ゲームではただ行動ログを分析するだけでなく、それを元にゲームの企画などにフィードバックしないといけません。そのためプランナー、マーケターなど他の職種と連携しながら PDCA を回していきます。また分析するためにもゲームを深く理解している必要があります。

アウトプット実績 学会

Performance / Society

2019

Learning to Identify Visually Grounded Paraphrase

MDALC workshop (ICCV'19) 国際 CV

Mayu Otani, Chenhui Chu, Yuta Nakashima (2019年)

AI / AI Lab

Visually Grounded Paraphrase Identification via Gating and Phrase Localization

Neurocomputing 国際 CV

Mayu Otani, Chenhui Chu, Yuta Nakashima (2019年)

AI / AI Lab

Serif or Sans: Visual Font Analytics on Book Covers and Online Advertisements

ICDAR2019 国際 CV

Shinahara, Karamatsu, Harada, Yamaguchi, Uchida (2019年)

AI / AI Lab

Rethinking the Evaluation of Video Summaries

CVPR 2019 国際 CV

Mayu Otani, Yuta Nakashima, Esa Rahtu, Janne Heikkilä (2019年)

AI / AI Lab

Can a Humanoid Robot Maintain to Draw Attention in an Office Environment?

Advanced Robotics 国際 HCI

Yuki Okafuji, Jun Baba, Junya Nakanishi, Itaru Kuramoto, Kohei Ogawa, Yuichiro Yoshikawa, Hiroshi Ishiguro (2019年)

AI / AI Lab

Continuous Hospitality with Social Robots at a Hotel

SN Applied Sciences 国際 HCI

Junya Nakanishi, Itaru Kuramoto, Jun Baba, Kohei Ogawa, Yuichiro Yoshikawa, Hiroshi Ishiguro (2019年)

AI / AI Lab

Tweeting Social Robot in a Hotel Room

OzCHI 2019 国際 HCI

Junya Nakanishi, Itaru Kuramoto, Jun Baba, Yuichiro Yoshikawa, Kohei Ogawa, Hiroshi Ishiguro (2019年)

AI / AI Lab

How to Enhance Social Robots' Heartwarming Interaction in Service Encounters

HAI2019 国際 HCI

Junya Nakanishi, Jun Baba, Itaru Kuramoto (2019年)

AI / AI Lab

Simultaneous-Dialogue_Robot_System

HCII2019 国際 HCI

岩本 拓也, 鶴口 大志 (2019年)

AI / AI Lab

Beautifying Profile Pictures in Online Dating: Dissolving the Ideal-Reality Gap

HCII2019 国際 HCI

岩本 拓也, 栗原 一貴 (2019年)

AI / AI Lab

Profile Photo to Fill the Gap between Ideal and reality in Online Dating

HCII2019 国際 HCI

岩本、栗原 (津田塾) (2019年)

AI / AI Lab

Face-to-Face Contact Method for Humanoid Robots Using Face Position Prediction	HRI 2019	国際	HCI
Yuki Okafuji, Jun Baba, Junya Nakanishi (2019年)			
AI / AI Lab			
In-app Purchase Prediction Using Bayesian Personalized Dwell Day Ranking	ADKDD2019	国際	機械学習
原田 将之介、谷口 和輝、山田 誠、鹿島 久嗣 (2019年)			
AI / AI Lab			
Warm Starting Method for CMA-ES	NeurIPS 2019 Meta-Learning Workshop	国際	機械学習
Masahiro Nomura, Shuhei Watanabe, Yoshihiro Ozaki, Masaki Onishi (2019年)			
AI / AI Lab			
Simple and Scalable Parallelized Bayesian Optimization	NewInML forum (co-located with NeurIPS)	国際	機械学習
Masahiro Nomura (2019年)			
AI / AI Lab			
Dual Learning Algorithm for Delayed Feedback in Display Advertising	NeurIPS 2019 CausalML WS	国際	機械学習
Yuta Saito, Gota Morishita, Shota Yasui (2019年)			
AI / AI Lab			
Uplift Modelling for Location-Based Advertising	SIGSPATIAL Workshop, 2019	国際	機械学習
河中祥吾、森脇大輔 (2019年)			
AI / AI Lab			
Counterfactual Cross Validation	Recsys 2019 REVEAL	国際	機械学習
Yuta Saito, Shota Yasui (2019年)			
AI / AI Lab			
Context-Regularized Neural Collaborative Filtering for Game App Recommendation	RecSys2019	国際	機械学習
Shonosuke Harada, Kazuki Taniguchi, Makoto Yamada, Hisashi Kashima (2019年)			
AI / AI Lab			
Efficient Counterfactual Learning from Bandit Feedback	AAAI 2019	国際	機械学習
Yusuke Narita, Shota Yasui, Kohei Yata (2019年)			
AI / AI Lab			
Reinforcement Learning Meets Double Machine Learning	Recsys 2019 REVEAL	国際	計量経済学
Yusuke Narita, Shota Yasui, Kohei Yata (2019年)			
AI / AI Lab			
Nowcasting Unemployment Rates with Smartphone GPS data	ECML / PKDD2019 MASTER2019	国際	計量経済学
森脇 大輔 (2019年)			
AI / AI Lab			
Self-Disclosure of Bullied-Experiences and Social Support in Avatar Communication	ICWSM-2019	国際	データマイニング
Masanori Takano, Takaaki Tsunoda (2019年)			
メディア / 秋葉原ラボ			

Two Types of Social Grooming Methods depending on the Trade-off between the Number and Strength of Social Relationships

Royal Society Open Science

国際

データ
マイニング

Masanori Takano (2019 年)

メディア / 秋葉原ラボ

Expressing Modern/Oldfashioned Racism against Zainichi Koreans in Japan depending on News Contents of Internet Television

IC2S2

国際

データ
マイニング

高野 雅典, 高史明, 森下 壮一郎, 西 朋里, 小川 祐樹 (2019 年)

メディア / 秋葉原ラボ

Collecting Relation-Aware Video Captions

MIRU 2019

国内

CV

Mayu Otani, Kazuhiro Ota, Yuta Nakashima, Esa Rahtu, Janne Heikkila, Yoshitaka Ushiku (2019 年)

AI / AI Lab

広告バナー画像への自動テキスト配置

MIRU 2019

国内

CV

加藤 直, 山口 光太, 山田 誠 (2019 年)

AI / AI Lab

画像の圧縮トレードオフ推定

MIRU 2019

国内

CV

大田 和寛, 山口 光太, Gunther Brunnero (2019 年)

AI / AI Lab

Regularizing Adversarial Training for Single-shot Object Placement

MIRU 2019

国内

CV

菊池 康太郎, 山口 光太, Edgar Simo-Serra, 小林 哲則 (2019 年)

AI / AI Lab

An Empirical Study of Language Representations for Video Question Answering

MIRU 2019

国内

CV

Zekun Yang, Noa Garcia, Chenhui Chu, Mayu Otani, Yuta Nakashima, Haruo Takemura (2019 年)

AI / AI Lab

Video Meets Knowledge: Knowledge-Based Question Answering in Videos

MIRU 2019

国内

CV

Noa Garcia, Chenhui Chu, Mayu Otani, Yuta Nakashima (2019 年)

AI / AI Lab

コメディドラマにおける字幕と表情を用いた笑い予測

JSAI2019

国内

CV

萱谷 勇太, 大谷 まゆ, Chu Chenhui, 中島 悠太, 竹村 治雄 (2019 年)

AI / AI Lab

ヒューマノイドロボットのための顔位置予測を用いた人の顔追従制御

HAI シンポジウム 2018

国内

HCI

岡藤 勇希, 馬場 惇, 中西 惇, 倉本 到 (2019 年)

AI / AI Lab

コミュニケーションロボットを用いた同時接客システムの提案

HCI 研究会

国内

HCI

鶴口, 西, 岩本 (2019 年)

AI / AI Lab

チャットボットの運用における自然言語処理の活用

YANS 2019

国際

NLP

戸田隆道, 杉山雅和, 友松祐太 (2019 年)

AI / AI Lab

対話システムシンポジウム チャットボット運用における対話クラスタリング

SLUD/
対話システムシンポジウム2019

国際

NLP

戸田隆道, 黒岩稜, 友松祐太, 杉山雅和 (2019 年)

AI / AI Lab

広告効果を報酬とした強化学習に基づく広告文の自動生成	WebDB Forum 2019	国内	NLP
上垣外 英剛, 張 培楠, 高村 大也, 奥村 学 (2019 年)			AI / AI Lab
EC サイトにおける商品タイトルからの商品名抽出	JSAI2019	国内	NLP
張 培楠 (2019 年)			AI / AI Lab
花札におけるナッシュ均衡戦略の計算	IBIS 2019	国内	機械学習
阿部 拳之 (2019 年)			AI / AI Lab
ハイパーパラメータ最適化における実用的な早期停止アルゴリズムの考察	MLSE 2019	国内	機械学習
芝田 将, 野村 将寛 (2019 年)			AI / AI Lab
Facebook/Ax: Adaptive Experimentation Platform の解説	MLSE 2019	国内	機械学習
野村 将寛, 芝田 将 (2019 年)			AI / AI Lab
ベイズ最適化における代理モデルの性能比較	IBIS 研究会	国内	機械学習
下山 翔, 野村 将寛 (2019 年)			AI / AI Lab
Domain Adaptation Neural Network を用いた広告クリック予測	JSAI2019	国内	機械学習
谷口 和輝, 安井 翔太 (2019 年)			AI / AI Lab
Black-box 最適化に対する Budget を考慮した探索空間の初期化	JSAI2019	国内	機械学習
野村 将寛, 阿部 拳之 (2019 年)			AI / AI Lab
特徴量選択とその応用一位置情報による失業率予測	22 回労働経済学カンファレンス	国内	計量経済学
森脇 大輔 (2019 年)			AI / AI Lab

2020

A Dataset and Baselines for Visual Question Answering on Art	ECCV Workshop VISART V	国際	CV
N. Garcia, C. Ye, Z. Liu, Q. Hu, M. Otani, C. Chu, Y. Nakashima, T. Mitamura (2020 年)			AI / AI Lab
Uncovering Hidden Challenges in Query-Based Video Moment Retrieval	BMVC 2020	国際	CV
M. Otani, Y. Nakashima, E. Rahtu, J. Heikkila (2020 年)			AI / AI Lab
BERT representations for Video Question Answering	WACV 2020	国際	CV
Zekun Yang, Noa Garcia, Chenhui Chu, Mayu Otani, Yuta Nakashima, Haruo Takemura (2020 年)			AI / AI Lab

Evaluating Initialization of Nelder-Mead Method for Hyperparameter Optimization in Deep Learning

ICPR2020 国際 CV

S. Takenaga, S. Watanabe, M. Nomura, Y. Ozaki, M. Onishi, H. Habe (2020 年)

AI / AI Lab

Knowledge-Based Visual Question Answering in Videos

CVPRWorkshop WiCV 国際 CV

Noa Garcia, Mayu Otani, Chenhui Chu, Yuta Nakashima (2020 年)

AI / AI Lab

KnowIt VQA: Answering Knowledge-Based Questions about Videos

AAAI 2020 国際 CV

Noa Garcia, Mayu Otani, Chenhui Chu, Yuta Nakashima (2020 年)

AI / AI Lab

Smart Speaker vs. Social Robot in a Case of Hotel Room

IROS2020 国際 HCI

Junya Nakanishi, Jun Baba, Itaru Kuramoto (2020 年)

AI / AI Lab

Teleoperated Robot Acting Autonomous for Better Customer Satisfaction

CHI 2020 Case Studies 国際 HCI

Jun Baba, Song Sichao, Junya Nakanishi, Itaru Kuramoto, Kohei Ogawa, Yuichiro Yoshikawa, Hiroshi Ishiguro (2020 年)

AI / AI Lab

Mind The Voice!: Investigating the Effects of Voice Pitch, Voice Gender and User Gender for a Teleoperated Robot

CHI 2020 Extended Abstracts 国際 HCI

Sichao Song, Jun Baba, Junya Nakanishi, Yuichiro Yoshikawa, Hiroshi Ishiguro (2020 年)

AI / AI Lab

Please Listen to Me: How to Make Passersby Stop by Humanoid Robot in Shopping Mall

HRI2020 国際 HCI

Yuki Okafuji, Yasunori Ozaki, Jun Baba, Junya Nakanishi, Itaru Kuramoto, Kohei Ogawa, Yuichiro Yoshikawa, Hiroshi Ishiguro (2020 年)

AI / AI Lab

Extracting user traits by decomposing consumption behavior

NetSciX2020 国際 データサイエンス

Matsui Akira (2020 年)

AI / AI Lab

Multi-Source Unsupervised Hyperparameter Optimization

ICMLWorkshop AutoML 国際 機械学習

M. Nomura*, Y. Saito* (* equally contributed) (2020 年)

AI / AI Lab

Counterfactual Cross-Validation: Stable Model Selection Procedure for Causal Inference Models

ICML2020 国際 機械学習

Yuta Saito, Shota Yasui (2020 年)

AI / AI Lab

Dual Learning Algorithm for Delayed Feedback in Display Advertising

SIGIR2020 国際 機械学習

Yuta Saito, Gota Morishita, Shota Yasui (2020 年)

AI / AI Lab

fatigue-aware ad creative selection

SUM2020 国際 機械学習

Daisuke Moriwaki, Shota Yasui, Komei Fujita, Takahiro Hoshino (2020 年)

AI / AI Lab

Adaptive Experimental Design for Efficient Treatment Effect Estimation: Randomized Allocation via Contextual Bandit Algorithm	NeurIPS2020 workshop	国際	機械学習
Masahiro Kato, Takuya, Ishihara, Junya Honda, Yusuke Narita (2020年)			AI / AI Lab
Team Optuna Developers' Method for Black-Box Optimization Challenge 2020	BBO Challenge (NeurIPS2020 Workshop)	国際	機械学習
Masashi Shibata✉, Toshihiko Yanase✉, Hideaki Imamura+, Masahiro Nomura+, Takeru Ohta+, Shotaro Sano+, Hiroyuki Vincent Yamazaki+. (* and + contributed equally) (2020年)			AI / AI Lab
Semi-parametric Efficient Covariate Shift Adaptation	NeurIPS2020	国際	計量経済学
Masahiro Kato, Masatoshi Uehara, Shota Yasui (2020年)			AI / AI Lab
Counterfactual Cross Validation	ICML2020	国際	計量経済学
Yuta Saito, Shota Yasui (2020年)			AI / AI Lab
Unbiased lift-based Bidding System	KDD2020/ADKDD	国際	計量経済学
daisuke moriwaki, yuta hayakawa, isshu munemasa, yuta saito, akira matsui (2020年)			AI / AI Lab
A Feedback Shift Correction in Predicting Conversion Rates under Delayed Feedback	The Web Conference(WWW). 2020	国際	計量経済学
Yasui, Shota, Gota Morishita, Komei Fujita and Masashi Shibata (2020年)			AI / AI Lab
Online Learning for Bidding Agent in First Price Auction	AAAI 2020 Workshop on Reinforcement Learning in Games	国際	計量経済学
Gota Morishita, Kenshi Abe, Kazuhisa Ogawa and Yusuke Kaneko (2020年)			AI / AI Lab
Schema Mapping between Logical and Internal Layers for NoSQL Applications	DISPA	国際	大規模データ処理
善明 晃由, 渡邊 敬之, 涌田 悠佑, 鬼塚 真 (2020年)			メディア / 秋葉原ラボ
Secondary Index を活用する NoSQL スキーマ推薦によるクエリ処理高速化	情報処理学会論文誌	国際	大規模データ処理
涌田 悠佑, 善明 晃由, 松本 拓海, 佐々木 勇和, 鬼塚 真 (2020年)			メディア / 秋葉原ラボ
Emergence of the tradeoff law of social relationships in artificial societies driven by dual memory mechanisms	ALIFE-2020	国際	データマイニング
高野 雅典, 中里 研一 (2020年)			メディア / 秋葉原ラボ
Epidemic modeling of viral music diffusion	NetSciX	国際	データマイニング
武内 慎 (2020年)			メディア / 秋葉原ラボ
A balance between edge- and node-excitation mechanisms realizes the difference of communication systems	NetSciX	国際	データマイニング
高野 雅典, 中里 研一 (2020年)			メディア / 秋葉原ラボ

What We All Need Are Non-trivial Baselines and Sanity Checks	MIRU2020	国内	CV
M. Otani, Y. Nakashima, E. Rahtu, J. Heikkila (2020年)			AI / AI Lab
日本語テキストの属性認識に向けて	MIRU2020	国内	CV
下田 和, 山口 光太, 原口 大地, 内田 誠一 (2020年)			AI / AI Lab
広告素材感情スコア予測のためのドメイン適応	JSAI 2020	国内	CV
大田 和寛 (2020年)			AI / AI Lab
ランク学習を用いた広告クリエイティブの配信優先度の推定	JSAI 2020	国内	CV
岩崎 祐貴, 谷口 和輝 (2020年)			AI / AI Lab
バナー制作のための背景を考慮した自動テキスト配置	JSAI 2020	国内	CV
大峠, 大谷 (2020年)			AI / AI Lab
動画生成のための顔変形モデル	VC 2020	国内	CV
楊 超興, 山口 光太, 斎藤 隼介 (2020年)			AI / AI Lab
自動音声応答におけるユーザー沈黙時の発話誘導	SLUD/ 対話システムシンポジウム 2020	国内	HCI
西山 達也, 李 晃伸, 戸田 隆道, 友松 祐太, 杉山 雅和 (2020年)			AI / AI Lab
Web からの商品特有の体験談抽出手法と商品推薦会話生成システム	HAI シンポジウム 2020	国内	HCI
馬場 惇, 坂田 雄亮 (2020年)			AI / AI Lab
Investigating the Effects of Robot Voice Pitch, Robot Voice Gender, and User Gender on User Perception of Teleoperated Robots	HAI シンポジウム 2020	国内	HCI
Song Sichao, Jun Baba, Junya Nakanishi, Yuichiro Yoshikawa, Hiroshi Ishiguro (2020年)			AI / AI Lab
音声認識誤り検出における文単位のラベルからの単語単位の誤り予測	YANS 2020	国内	NLP
吉村 綾馬, 杉山 雅和, 友松 祐太, 小町 守 (2020年)			AI / AI Lab
対話データからのユーザーの行動予測の検証	YANS 2020	国内	NLP
戸田 隆道, 友松 祐太, 杉山 雅和 (2020年)			AI / AI Lab
チャットボット運用における新規問い合わせ候補の抽出	NLP 2020	国内	NLP
戸田 隆道, 友松 祐太, 杉山 雅和 (2020年)			AI / AI Lab
チャットボット運用効率化のための新規問い合わせ候補抽出システム	JSAI 2020	国内	NLP
戸田 隆道, 杉山 雅和, 友松 祐太 (2020年)			AI / AI Lab

AI チャットボットのためのチューニング支援システム	SLUD/ 対話システムシンポジウム 2020	国内	NLP
友松 祐太, 戸田 隆道, 杉山 雅和 (2020 年)			AI / AI Lab
自動質問応答における連続発話からの類義クエリ抽出	SLUD/ 対話システムシンポジウム 2020	国内	NLP
戸田 隆道, 友松 祐太, 杉山 雅和 (2020 年)			AI / AI Lab
自動生成された広告文の人手評価における評価指標と支援ツールの提案	JSAI 2020	国内	NLP
澤井 悠, 張 培楠, 吉本 暁文 (2020 年)			AI / AI Lab
インターネット広告におけるキーワードに基づく広告文の自動生成	JSAI 2020	国内	NLP
脇本 宏平, 川本 峻嶺, 張 培楠 (2020 年)			AI / AI Lab
スタイル制御を考慮した多様な広告文生成	言語処理学会 2020	国内	NLP
川本 峻嶺, 張 培楠 (2020 年)			AI / AI Lab
GPS の位置情報により計測された店舗への来店者数土岐商との関連性に関する一考察	JSAI 2020	国内	データサイエンス
深見俊和, 森脇大輔 (2020 年)			AI / AI Lab
コロナと位置情報	行動経済学会	国内	行動経済学
森脇大輔 (2020 年)			AI / AI Lab
Nudging Preventive Behaviors in COVID-19 Crisis: A Large Scale RCT using Smartphone Advertising	慶應義塾大学経済研究所 ディスカッション・ペーパー	国内	経済学
森脇大輔, 原田宗一郎, ジュアンシュナイダー, 星野崇宏 (2020 年)			AI / AI Lab
機械学習におけるハイパラメータ最適化手法: 概要と特徴	電子情報通信学会論文誌	国内	機械学習
尾崎嘉彦, 野村将寛, 大西正輝 (2020 年)			AI / AI Lab
深層学習のハイパラメータ最適化における Nelder-Mead 法の初期値評価	PRMU	国内	機械学習
竹長 慎太郎, 渡邊 修平, 野村 将寛, 尾崎 嘉彦, 大西 正輝, 波部 斉 (2020 年)			AI / AI Lab
Q-Learning for Off-Policy Evaluation in Two-Player Zero-Sum Markov Games	ゲームプログラミング ワークショップ	国内	計量経済学
阿部 拳之, 金子 雄祐 (2020 年)			AI / AI Lab
Online Learning for Bidding Agent in First Price Auction	ゲーム理論ワークショップ 2020	国内	計量経済学
Gota Morishita, Kenshi Abe, Kazuhisa Ogawa and Yusuke Kaneko (2020 年)			AI / AI Lab
メタデータを利用したソーシャルメディア内グループのネットリスク検知	情報処理学会論文誌	国内	データマイニング
西口 真央, 鳥海 不二夫, 高野 雅典 (2020 年)			メディア / 秋葉原ラボ

編集

Editors

Member

編集 (50音順)

石黒 祐輔 (株式会社 QualiArts)
定近 美玖 (AI事業本部)
杉山 仁則 (株式会社 CAM)
関本 育久 (技術広報ユニット)
高橋 佳那 (AI事業本部)
田爪 裕子 (AI事業本部)
玉川 奨 (株式会社 CyberZ)

友松 祐太 (株式会社 AI Shift)
前田 英行 (秋葉原ラボ)
牧野 結美 (技術人事本部)
松井 美帆 (秋葉原ラボ)
峰岸 啓人 (技術人事本部)
山田 翔也 (技術人事本部)
山本 まゆ (株式会社 MG-DX)

デザイン

柴 尚子 (Design Factory)
新聞 絵美 (Design Factory)

