

# Gunosy

## 2020年5月期 第1四半期決算説明資料



株式会社 Gunosy

東証一部（証券コード：6047）

2019年10月15日

# INDEX

1	Financial Results for FY2020 Q1 2020年5月期 第1四半期 決算の概要	P3
2	FY2020 Outlook 2020年5月期 業績の予想	P10
3	Business Overview by Division 各事業の概況	P12
4	R&D 研究開発とその実装等に関して	P23

1

Financial Results for FY2020 Q1

## 2020年5月期 第1四半期 決算の概要

# 決算のハイライト (1/2)

## 全体のサマリー

- 1 連結売上高は38.7億円、営業利益は2.3億円となり、減益ながらも**増収を達成**。  
(前四半期比較)
- 2 広告宣伝費（単体）は8.5億円と**過去最高の投資水準**。（前四半期は6.5億円）
- 3 主要3メディアのMAU、ADNWのimp数は**過去最高値を達成**。
- 4 ニュースパス**1,000万ダウンロード突破**。

## メディア別サマリー

子会社事業である「digwell」や「VIDPOOL」の成長は不安定ながらも「**グノシー**」「**ニュースパス**」が**堅実に成長**。

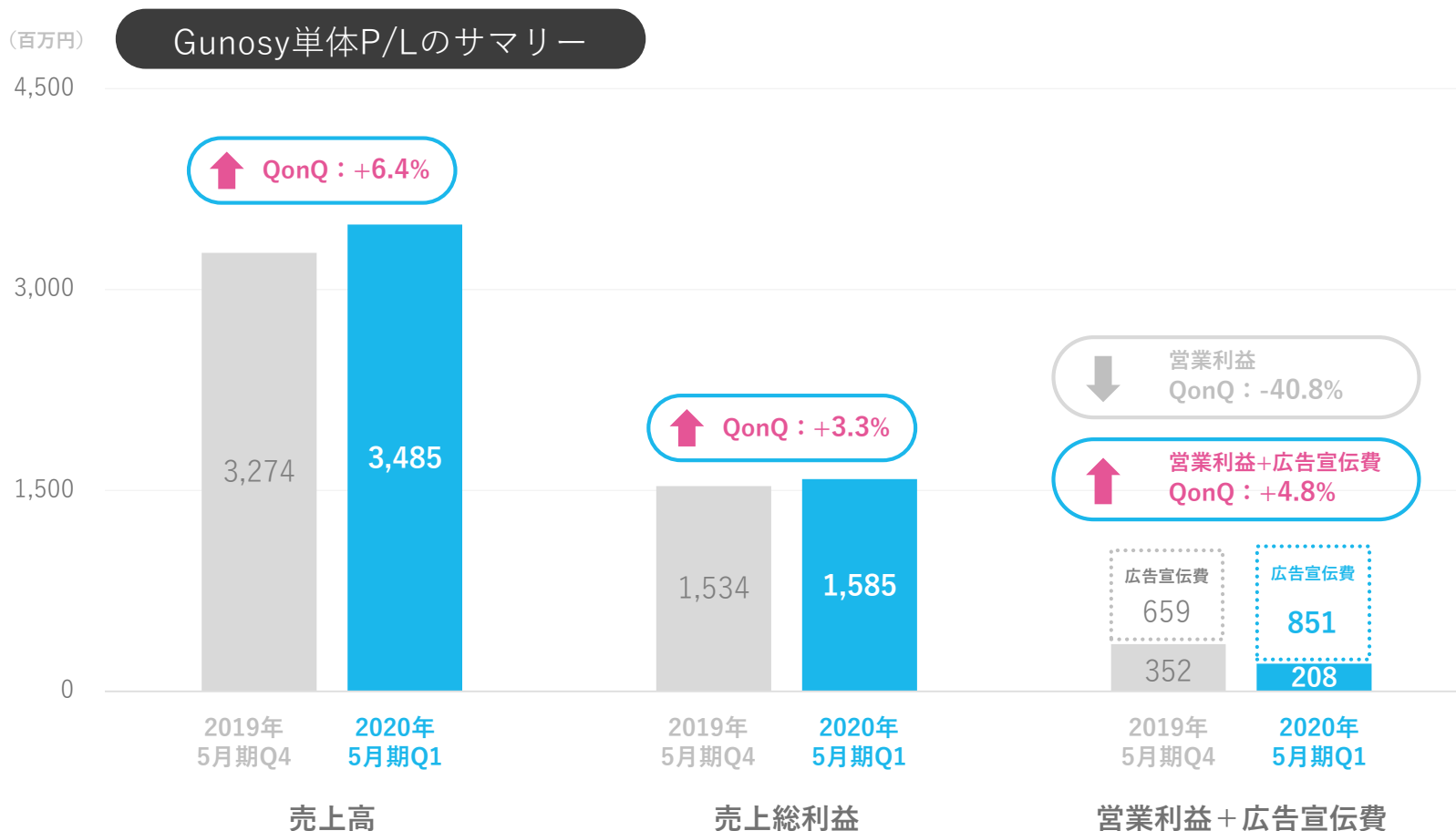
Gunosy単体

子会社

グノシー	ニュースパス	LUCRA	ADNW	子会社 (digwell・VIDPOOL)
 <b>再成長</b> 戦略的投資中	 <b>成長</b>	 <b>維持</b> 投資抑制中	<b>成長</b>	<b>減退</b>

# 決算のハイライト (2/2)

積極的な投資を続け、**Gunosy単体での売上高、売上総利益は計画通り堅実に成長**。  
営業利益は2.0億円と前四半期比で40.8%減となるが、**戦略投資前営業利益ベース**で、  
広告宣伝費を足し戻すと**+4.8%の成長**となる。



# 2020年5月期 第1四半期連結業績

Gunosy

2019年5月期Q3以降の広告市場環境の変化による影響が依然として残る中、着実にアクティブユーザー数を積み上げ、2020年5月期Q1は前四半期比較で、減益ながらも**増収**を達成。

(百万円)

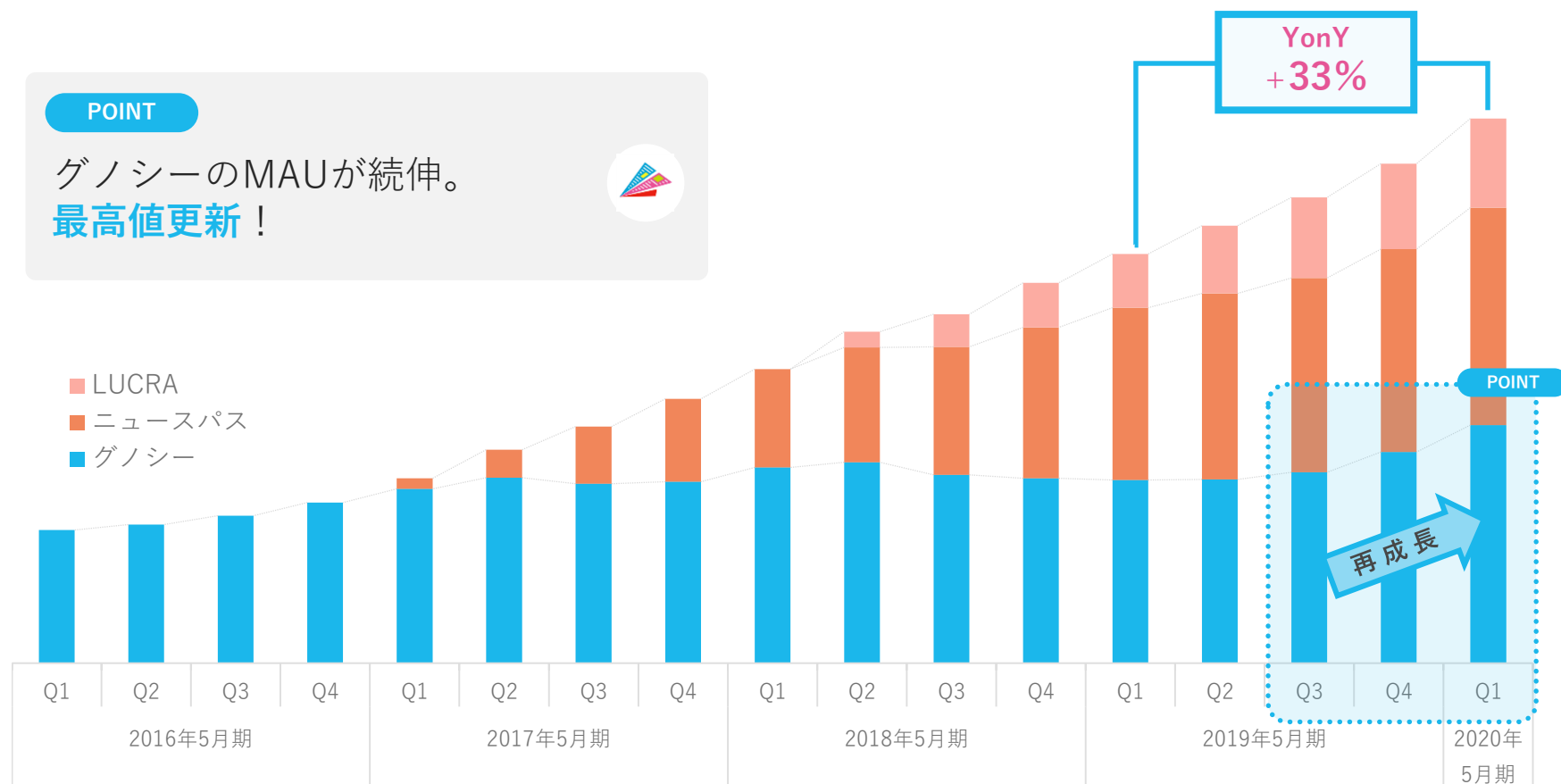
	2020年5月期 Q1	前四半期比較		前年同四半期比較	
		2019年5月期 Q4	QonQ	2019年5月期 Q1	YoY
売上高	3,879	3,835	101.2%	3,700	104.8%
営業利益	232	446	52.1%	792	29.3%
営業利益率	6.0%	11.6%	-	21.4%	-
経常利益	218	445	49.0%	792	27.5%
親会社株主に帰属 する当期純利益	195	292	67.0%	544	35.9%

# アクティブユーザー数(MAU) <sup>\*1</sup>

全体のMAUは前年同四半期比較で**33%増加し過去最高値に**。（「グノシー」**30%増**）  
費用対効果を重視した広告宣伝費の投入により「グノシー」のMAUが引き続き伸長。  
「ニュースパス」と「LUCRA」も引き続き堅調に伸長。

## POINT

グノシーのMAUが続伸。  
最高値更新！

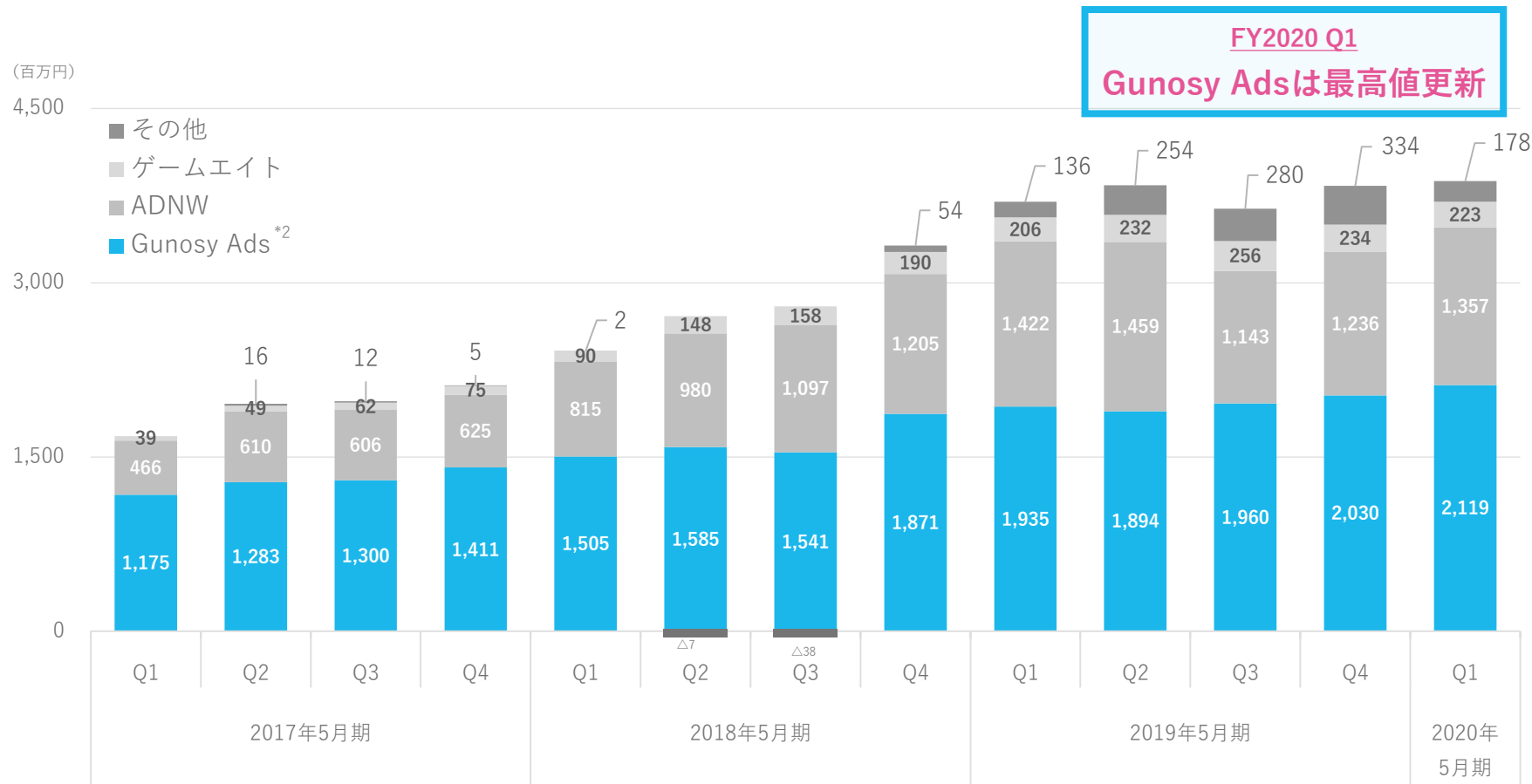


\*1 「グノシー」、「ニュースパス」、「LUCRA」のMAU (Monthly Active User) の各四半期平均

# 売上高構成 <sup>\*1</sup>

Gunosy Adsは、アルゴリズムの改善と積極的な広告宣伝活動により、ユーザー獲得が順調に進行し、**売上増加に貢献**。（前四半期対比4%増）

ADNWは、**2019年5月期Q3の売上減少から回復基調**にある。（前四半期対比10%増）



\*1 「Gunosy Ads」、「ADNW」、「ゲームエイト」は単体での数値。内部取引高調整は「その他」に含む

\*2 Gunosy Adsは「グノシー」、「ニュースパス」および「LUCRA」の合計



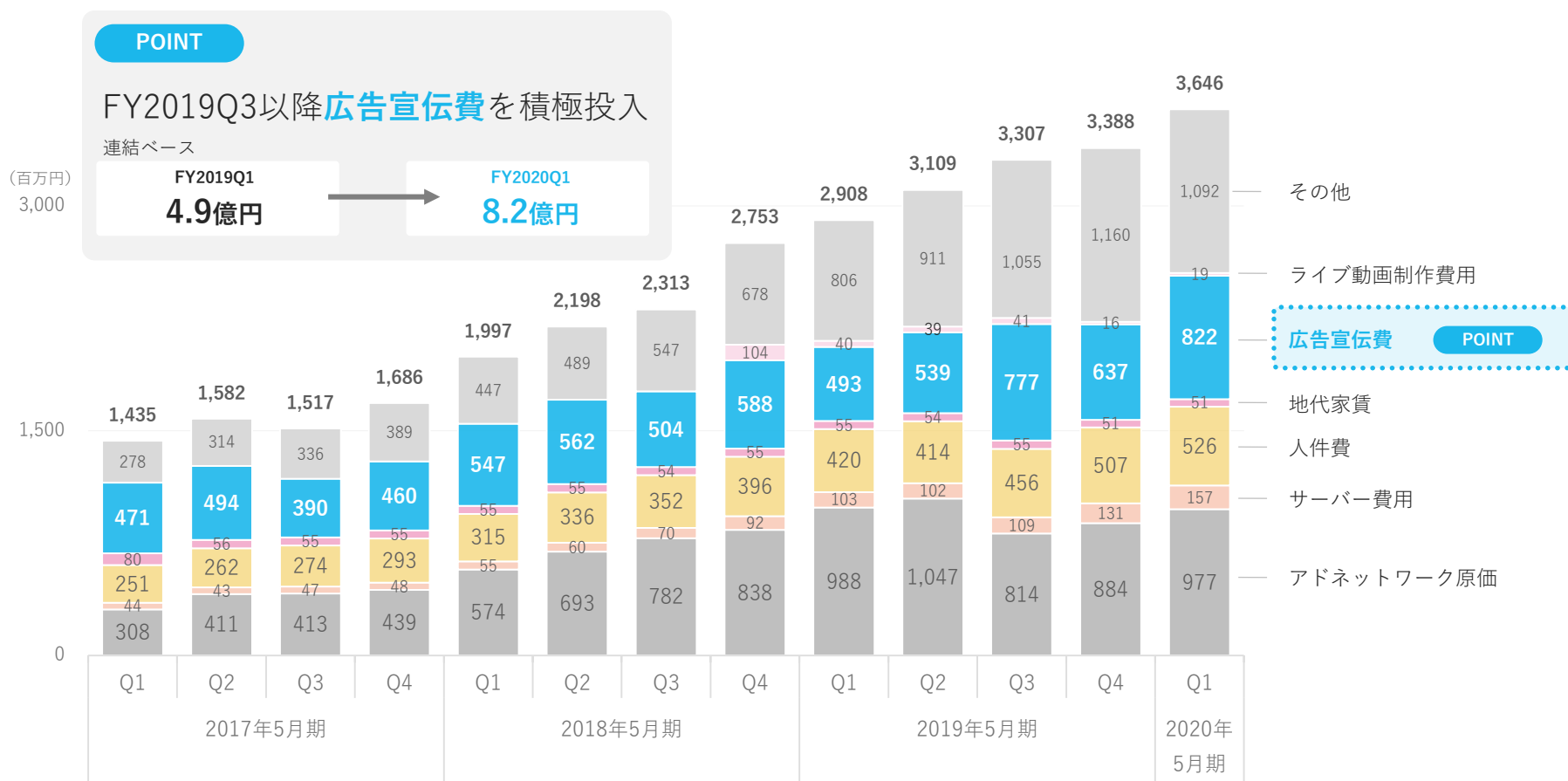
# コスト構造の推移

2019年5月期Q3以降はクーポン訴求のための「広告宣伝費」を積極投入。

ADNW売上増に伴い、「アドネットワーク原価」が連動し前四半期比較で増加。

「人件費」は新規事業の立ち上げに伴う人材採用によるコスト増。

「その他」は、KDDI(株)とのレベニューシェア費用は増加するも、digwell関連費用の減少により、前四半期比較で減少。



2

FY2020 Outlook

2020年5月期 業績の予想

# 2020年5月期 業績予想

上期業績予想に対する進捗率は売上高で51.2%と順調に推移。

営業利益は、Q2でも積極的な広告宣伝費の投入を見込むが、期初上期業績予想（0.6億円）をQ1時点で1.7億円上回る結果となったことも鑑み、**上期業績予想を上方修正**。

**通期業績予想は**期初予想通りの進捗を見込み、**変更なし**。

(百万円)

	2020年5月期 Q1	上期業績予想				通期業績予想	
		2020年5月期 期初予想	進捗率	2019/10/15 修正予想	進捗率	2020年5月期 通期業績予想	進捗率
売上高	3,879	7,579	51.2%	7,579	51.2%	17,054	22.7%
営業利益	232	60	387.4%	160	145.0%	1,000	23.2%
営業利益率	6.0%	0.8%	-	2.1%	-	5.9%	-
経常利益	218	39	559.9%	117	185.5%	960	22.7%
親会社株主に帰属 する当期純利益	195	△12	-	110	177.2%	565	34.6%

3

Business Overview by Division

各事業の概況

## メディア事業

P14～ P18

- 「グノシー」「ニュースパス」は、一定の収益率を確保しつつ、MAUの積み上がりが引き続き好調。
- 「LUCRA」は収益性向上のための施策を準備中。

## 広告事業

P19～ P21

- ADNWは市場環境の変化の影響から回復基調にある。
- 子会社2社（digwell, VIDPOOL）はいまだ業績が不安定。新たなサービス等で立て直しを図る。

## 投資事業

P22

- 着実に投資先を選定、投資を実行。
- インドのオンライン融資仲介サービスプラットフォームを提供するFaircentに出資。



2019年5月期Q3から始めたクーポン訴求を始め、**多彩なキャンペーン企画を継続的に実施**。その結果、今四半期も収益性を確保しながら着実にMAUが積み上がり**過去最高値を更新**。新たなコンテンツとして「Gunosyリサーチ」を販売開始。

## 「マクドナルドの無料クーポン」キャンペーン

4 アプリ合同でのキャンペーン



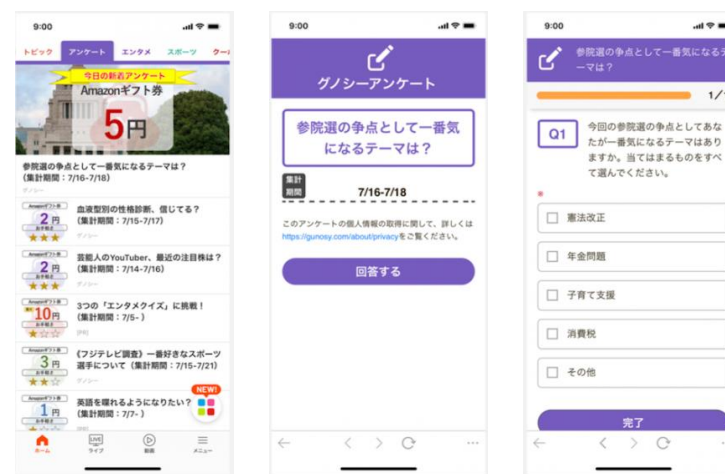
### 【第1弾】

2019年8月14日 10:30～2019年9月10日 23:50

### 【第2弾】

2019年9月20日 10:30～2019年10月17日 23:50

## アンケート商品「Gunosyリサーチ」の販売開始



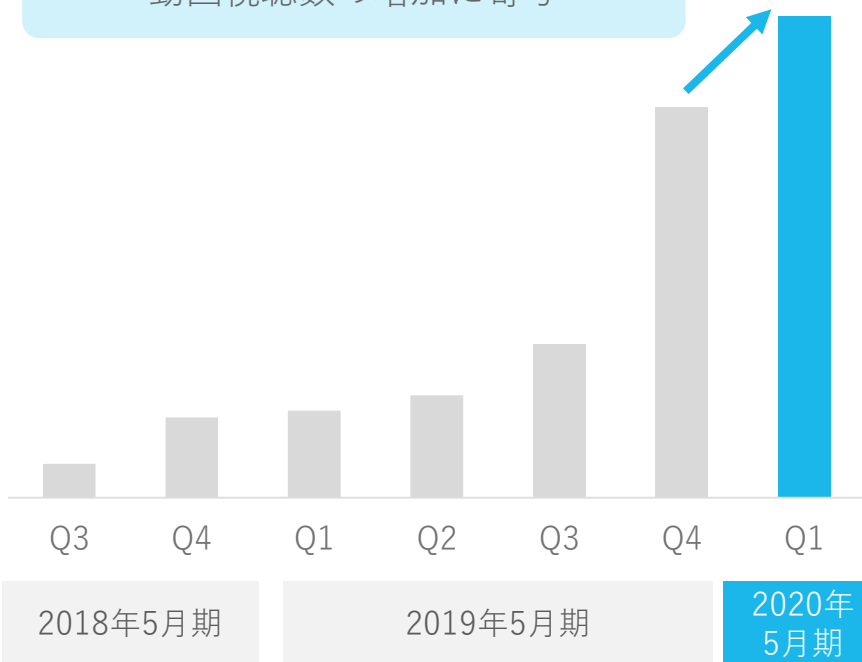
Gunosyリサーチは、自社アンケートツールを利用し、世論調査や企業におけるマーケティング調査、また広告のブランドリフト調査などを目的にした、手軽にリサーチができる新しい商品です。



自社制作の動画コンテンツをさらに拡充。記事以外のコンテンツ消費が進むなか、5G時代に向け動画コンテンツ運用のノウハウを着実に積み上げる。

## 動画視聴完了者数の推移

スポーツ、ニュース、エンターテインメントそれぞれのコンテンツが、動画視聴数の増加に寄与



## 主な動画コンテンツ



QuizKnock

「グノシーQ」と「QuizKnock」の  
コラボ番組「QuizKnockQ」を配信開始

有名サッカークラブを絡めた  
サッカー知識王決定戦を実施

自社  
制作

3LDK

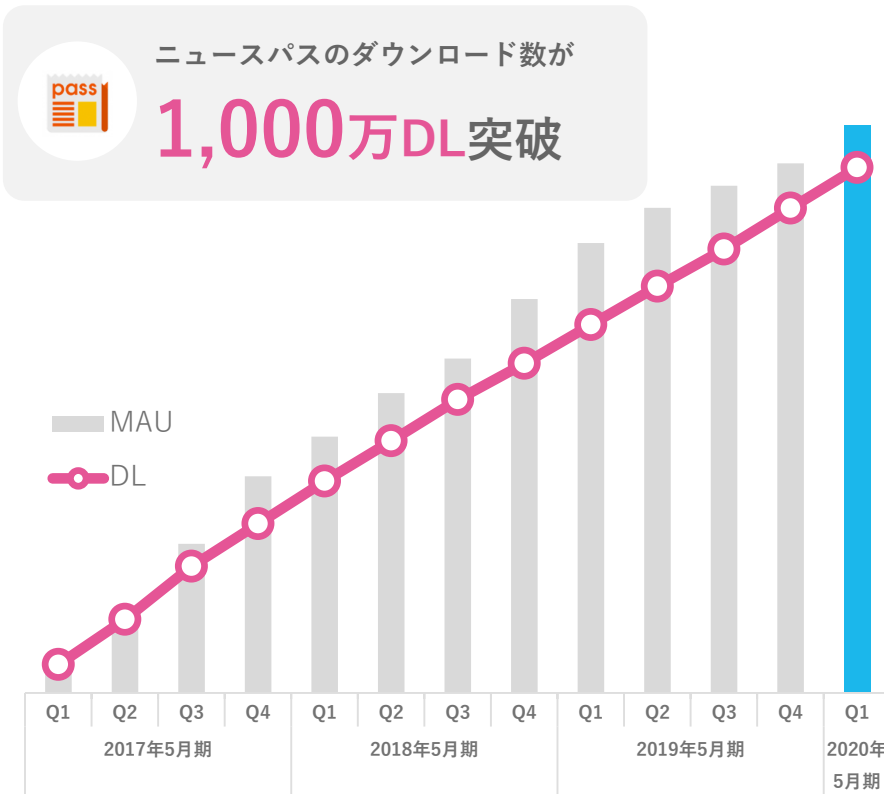
ラブ♥orマナー

「恋愛リアリティー」×「マネーゲーム」  
新感覚バラエティ番組「3LDK」  
**3週間で1,000万再生を突破**  
(2019年9月～)

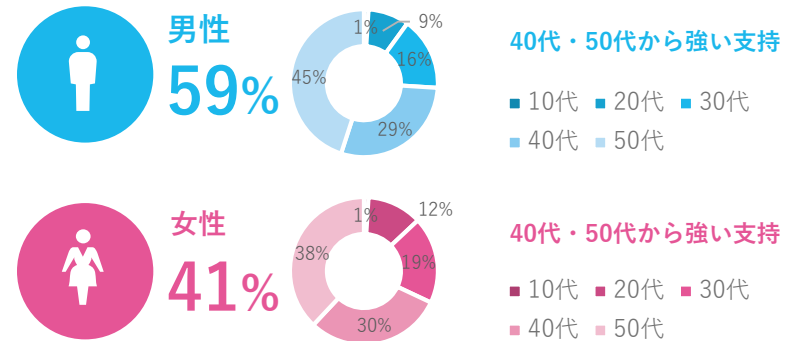


2016年6月1日のリリース以来、順調にユーザー層を拡大し続け**1,000万ダウンロード**を突破。  
日々のアルゴリズムの改善やコンテンツの充実などにより、**MAUも着実に積み上がる**。

MAU・DL数の推移



ユーザーの属性



出所：弊社推計データ

コンテンツの充実



動画タブリリース記念  
**1,000万au WALLETポイント**  
がもらえるキャンペーン実施！

\*注：キャンペーンの詳細に関してはプレスリリースをご参照ください。（<https://gunosy.co.jp/news/180>）

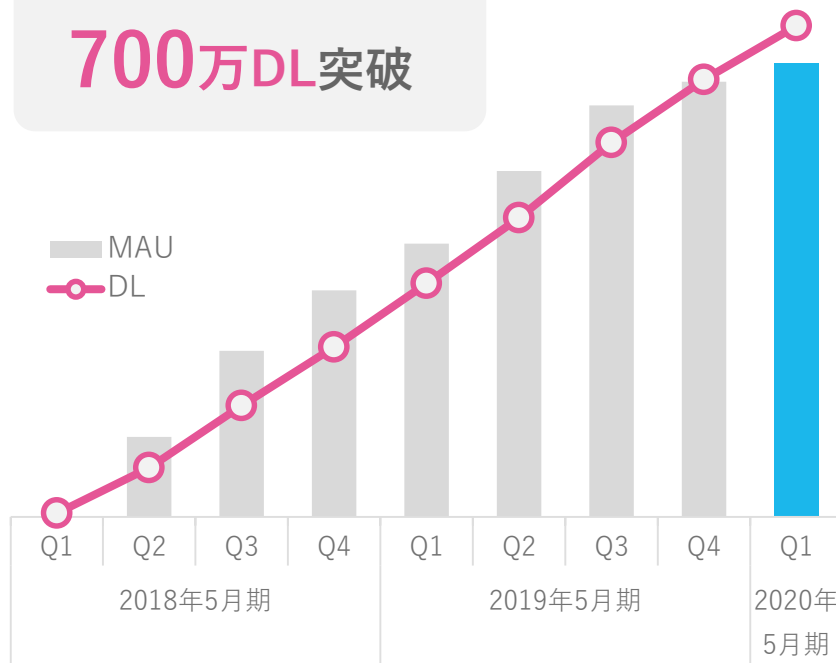


2020年5月期Q1までは700万ダウンロードを突破など順調に成長しているが、**広告主のクライアント層の充実**は課題。足元は**ユーザー獲得投資は抑え、メディアとしての収益性の強化**にむけ様々な施策を検討中。

### MAU・DL数の推移

LUCRAのダウンロード数が

**700万DL突破**



### 2020年5月期Q1のサマリー

現在、積極的な投資を控えているが  
MAU・ダウンロード数ともに堅実に進捗。

### 直近の展望

「広告主の層の充実」を注力課題と認識し、  
**様々な施策を検討中**

単価向上

広告主定着率  
向上

投資効果の  
改善



前四半期に続き、2020年3月期Q1も市場環境に起因する広告単価の伸び悩みが売上に影響したが、Q2 - Q3は大型タイトルのリリースが集中。ゲーム攻略領域での**業績回復を見込む**。  
一方で、2020年3月期は成長持続のための準備期間として位置づけ、中長期的な成長に向けて、**ゲーム攻略コンテンツ以外も積極的に展開**する。

## 業績推移\*

## 成長持続のための施策

2020年3月期Q1の業績

前四半期比較

売上高	<b>223</b> 百万円	△ 11 百万円 (95.3%)
営業利益	<b>54</b> 百万円	△ 0.3 百万円 (94.3%)



新規事業チームを組成し、人材採用拡大



海外展開、M & Aや出資、アライアンスなども積極的に検討

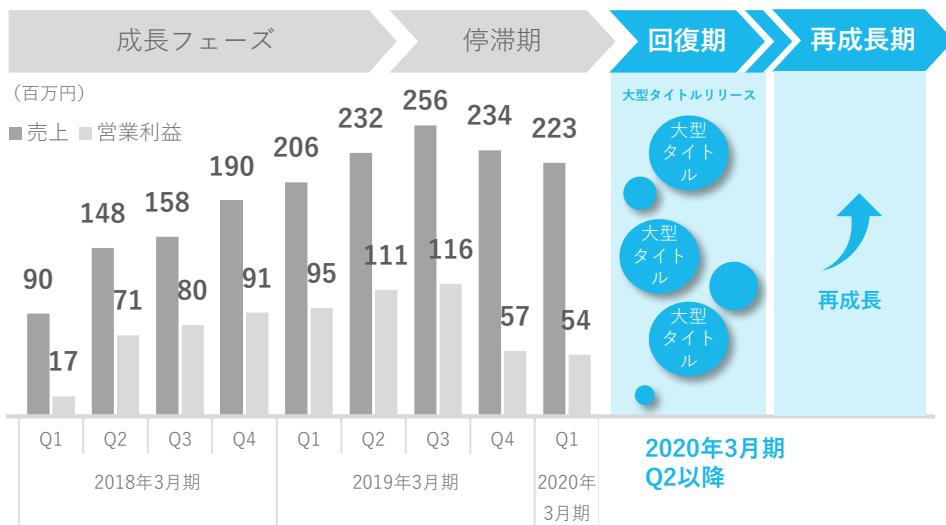


非ゲーム領域メディア「CLABEL」の計画的なコンテンツ増強



今秋大型タイトルリリースに合わせた準備

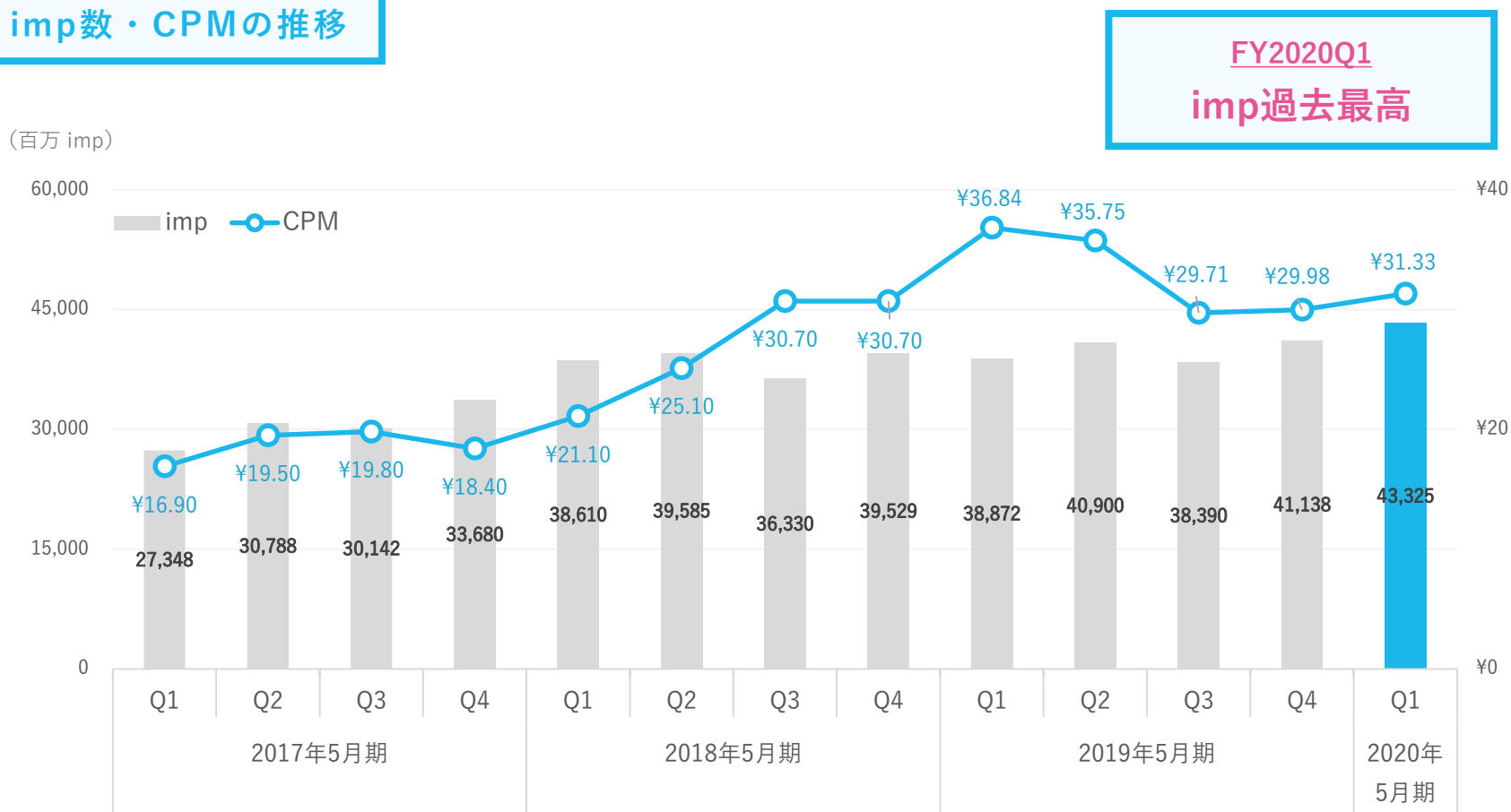
### 業績回復の施策



\* 単体決算数値 (連結調整前)

広告市場環境の変化の影響が落ち着き、広告表示単価（CPM）\*が回復傾向。  
 広告在庫(imp)もQ3の季節要因による減少から回復し、**過去最高を更新**。

## imp数・CPMの推移



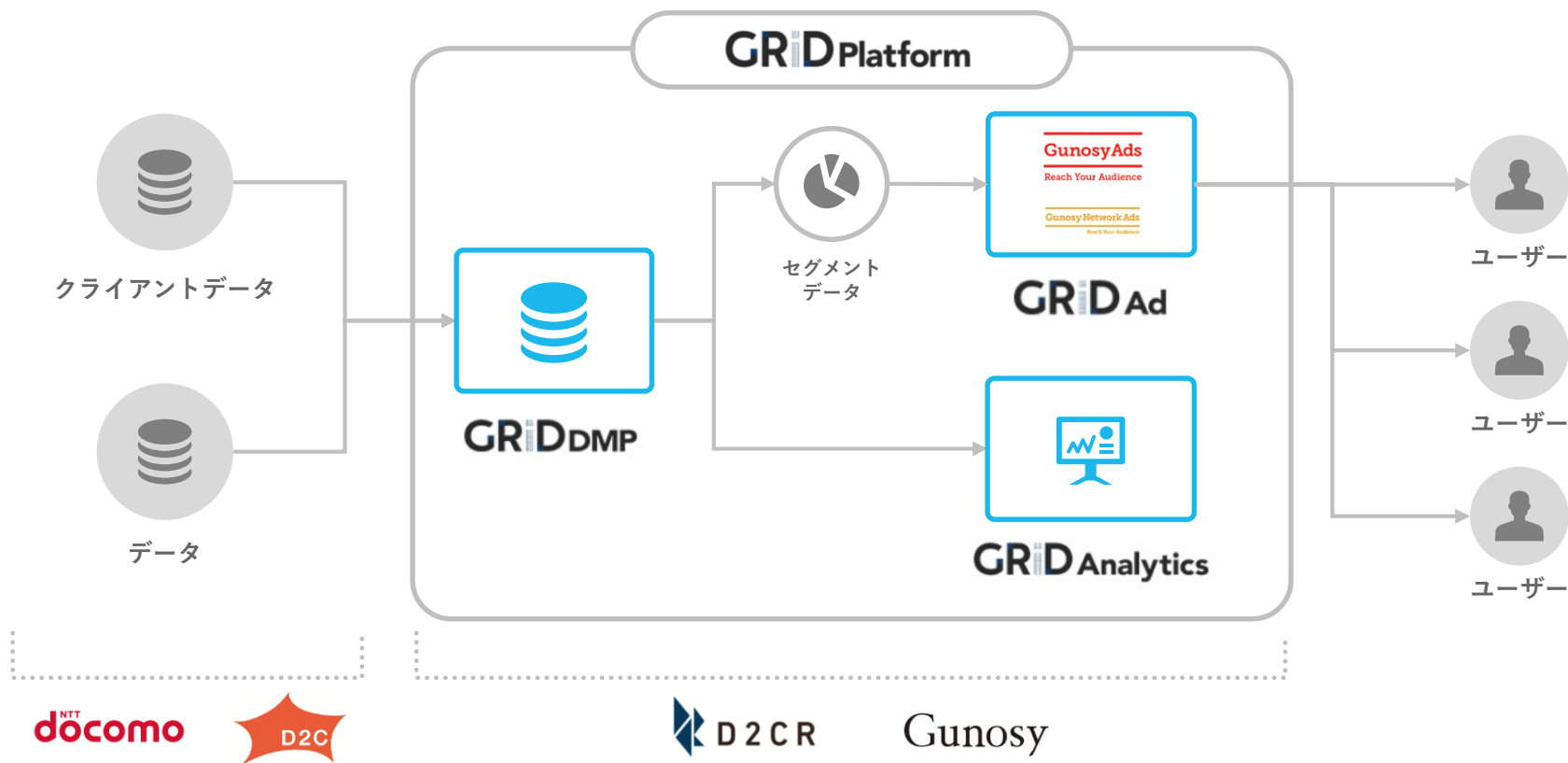
**FY2020Q1  
imp過去最高**

\* CPM : Cost Per Mille。 広告1,000回表示あたりの単価

# 「GRID Platform for docomo Ads」を提供を開始 Gunosy

(株)D2C R、(株)D2Cと協業し、(株)NTTドコモが保有する会員情報などのデータを活用したアドネットワークであり、Gunosy Ads / Gunosy Network Adsでの配信が可能。

取得したデータをGRID DMPに蓄積し、**個人を特定しない**形で分析結果を活用することで、**ユーザーに適切な広告配信**を行うことが可能。



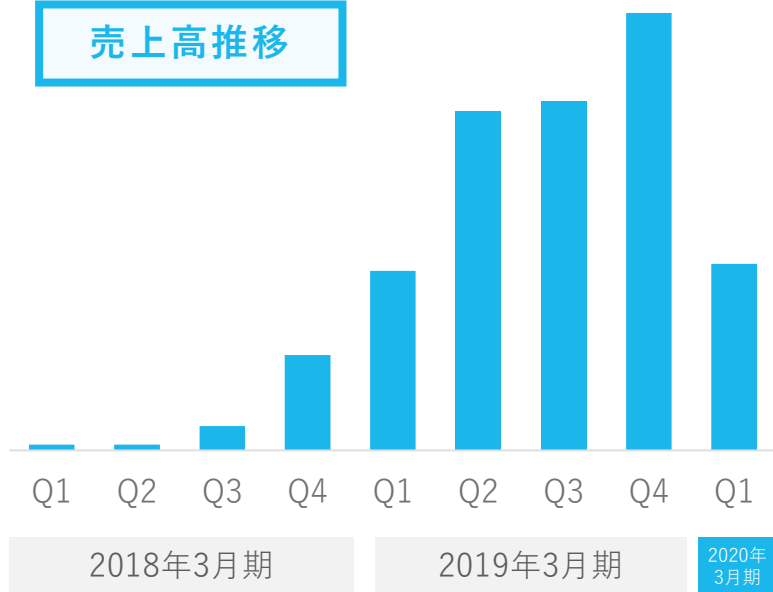
プレスリリース : <https://gunosy.co.jp/news/184>

- ・ **digwell**は、急激な市場環境の変化により、特にWEB向け広告事業は影響が大きく、減収減益。現在はアプリ向け広告事業により注力し、業績回復を見込む。
- ・ **VIDPOOL**は、サイバーエージェント向けメディアレップ事業に今後は注力。VIDPOOLを通じてGunosy広告商品の販売拡大を狙う。



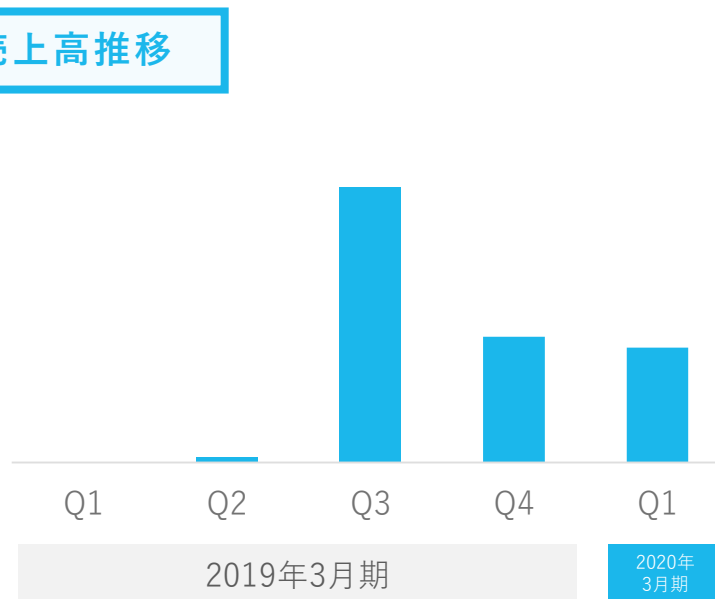
成果報酬型広告サービス

売上高推移



動画アドネットワークサービス

売上高推移



個人間での少額・短期・高頻度の貸付を行うことができる  
サービスプラットフォームを提供するFaircentに投資。（2019年8月投資実施）

Press Release

# Gunosy

## Gunosy Capital、インドで P2P レンディングプラットフォーム を提供する Fairassets Technologies に投資

株式会社 Gunosy（本社：東京都港区、代表取締役 CEO：竹谷祐哉、以下 Gunosy）は、投資育成事業を行う子会社のコーポレートベンチャーキャピタル Gunosy Capital Pte. Ltd.（所在地：シンガポール共和国、代表取締役：木村新司、以下 Gunosy Capital）が、P2P レンディングプラットフォームでインド最大の Fairassets Technologies India Pvt. Ltd.（以下 Faircent）に投資を行ったことをお知らせいたします。



### 【Faircent への投資背景】

近年インドでは個人間での融資サービス事業が急成長しており、2023年までに約5,000億円に達する（※1）との見解があります。その背景には、インドの金融市場の経済悪化により、金融機関の貸し渋りが起こった（※2）ため、個人間融資の信用を創造する市場の成長が期待され、市場自体が伸びていることにあります。Faircentは個人や個人事業主間で、少額・短期・高頻度の貸付を行うことができるサービスプラットフォームを提供しており、当該分野で一番最初にライセンスを取得し、現在業界最大手の会社です。インドソフトウェア・サービス協会（NASSCOM）によると、フィンテックのソフトウェアやサービス市場は、2020年には全世界で450億米ドルにまで拡大すると見込まれて（※3）います。インドは最も融資が

2019年8月16日  
プレスリリース画像

会社名	Fairassets Technologies India Pvt. Ltd.
本社	インド ハリヤーナー州、グルグラム
代表者	Rajat Gandhi
設立	2013年3月
事業内容	オンライン融資仲介サービス

プレスリリース：<https://gunosy.co.jp/news/187>

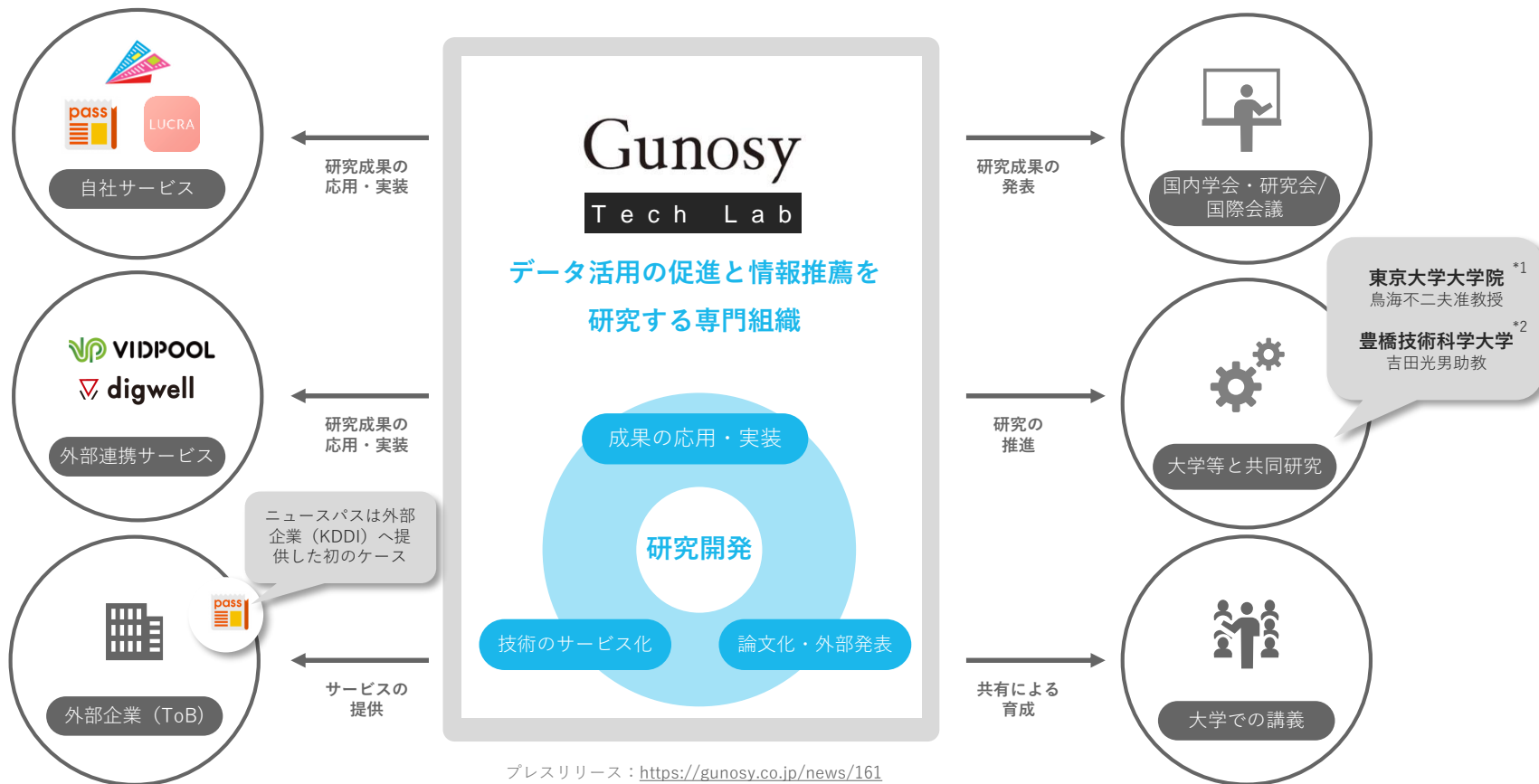
4

R&D

## 研究開発とその実装等に関して

# 「Gunosy Tech Lab」の概要

2019年1月に示した中長期ビジョンに沿い、単なるスマホメディア企業としての未来ではなく、IoTや5Gが発展する近未来に向けて、更なる**データ活用の促進と情報推薦を研究する専門組織**として設立。研究成果を、**自社サービスでの実装**、**外部企業への提供**（サービス化）、**論文発表**などでアウトプット。



プレスリリース : <https://gunosy.co.jp/news/161>

\*1: 東京大学大学院 工学系研究科システム創成学専攻 鳥海不二夫准教授  
\*2: 豊橋技術科学大学 情報・知能工学系 計算社会学 吉田光男助教



# 「Gunosy Tech Lab」を設立した背景

当社では機械学習・自然言語処理の技術を用いたアルゴリズムを基軸とした「エンジニアリング力」を最大の強みとしており、その強みをより強固なものとするために設立。

## 当社成長サイクル

「エンジニアリング力」があることにより、アルゴリズムの改善やクーポン訴求などの様々な施策を迅速に実装・検証が可能になり「サービスのクオリティ」の向上が図れる。



2019年3月設立



# 「Gunosy Tech Lab」の直近のテーマ

機械学習を主軸とした技術を駆使し、O2O施策へのデータ活用や、これまで培ってきたターゲット層の異なるアプリ群のデータを活用し、**スマホ領域以外の分野で活かせる研究と課題解決**を目指す。

1 様々なコンテンツフォーマットにおける深層学習 / 機械学習技術を用いた推薦アルゴリズムの強化

2 O2O施策へのデータ活用の研究開発

3 スマートフォン以外のデバイスにおける快適なユーザー体験の研究開発

4 アルゴリズムの外部企業への提供

5 複数企業間での効果的なデータ連携方法

# 機械学習を活用した入札機能「UOP」をリリース

Gunosy

「Gunosy Ads」において、**機械学習を活用した入札機能「UOP」**をリリース。(2019年9月30日公表)

「UOP」は機械学習を活用したユーザー毎に最適な入札を行うことで、**広告配信の効率を最大化**する機能。

より注力できる環境の提供が可能になりました。β版導入されたクライアント様の中には運用コストが導入前より大幅に軽減し、クリエイティブ POCA をより高速にまわすことで全体の効果改善を実現した事例がございます。

**3. App 案件の最低入札単価**  
これまで最低入札単価は一律 CPC20 円(ネット)としておりましたが、App 案件のキャンペーンで自動入札を利用した際に CPC10 円(ネット) に設定されます。β版での試験導入でインストール CPA が大幅に改善しております。

■実績

【改善事例】ジャンル：美容 / 競標目標：初回申込				【改善事例】ジャンル：コスメ / 競標目標：商品購入			
利用金額	CPA	導入前	導入後	利用金額	CPA	導入前	導入後
¥170,000	¥7,400	¥130,000	¥330,000	¥13,000	¥7,800	¥115,000	¥6,600

Gunosy Ads では、引き続きプロダクトの改善を行い、クライアント様・代理店様の広告効果の最大化に努めてまいります。

【本機能の活用に関するお問い合わせ先】  
株式会社 Gunosy 広告担当 [ad-info@gunosy.com](mailto:ad-info@gunosy.com)

2019年9月30日  
Gunosy「お知らせ」より

お知らせ：<https://gunosy.co.jp/news/190>

## ① サービスの概要

ユーザーごとの行動や広告の特徴、およびクリックやコンバージョンなど多様なデータを考慮し、効率的な入札単価を決定する自動入札機能。

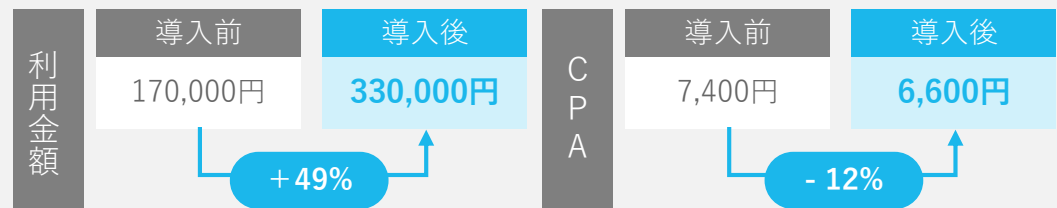
## ② UOPの導入メリット

広告効果の改善

運用コストの削減

App案件の最低入札単価の改善

## ③ 改善事例 (ジャンル：美容)



「KDD2019」に引き続き、推薦システムにおいて最も権威ある国際会議と言われている「RecSys 2019」にて「推薦システムのためのマルチリービング手法を提案した当社論文がShort Paperとして採択。」

Greedy Optimized Multileaving for Personalization

### 3.2 Assigning Credit

To solve the second challenge, we propose a new definition for the credit function:

$$\delta(O_{k,r}, I) = -|J| \cdot \text{rank}(O_{k,r} | J) \leq \text{rank}(O_{k,r} | I). \quad (3)$$

If there is no item  $O_{k,r}$  in ranking  $J$ , then the credit value is  $-|J| + 1$ . We call this credit personalization credit.

This definition is interpreted as considering a mutual interaction with input rankings, and gives credit to multiple rankings per click. Because relative ranking orders are used instead of the rankings' absolute position, the credits are calculated without position noise. For example, we set  $J_1 = [1, 2, \dots, 99, 100, 101, 102]$ ,  $J_2 = [1, 2, \dots, 99, 101, 102]$ ,  $J_3 = [1, 2, \dots, 99, 102, 100, 101]$ , and  $O_{k,r} = [1, 2, \dots, 99, 102, 101, 100]$ . When 101 is clicked, the personalization credit values are  $\delta(101, J_1) = -2$ ,  $\delta(101, J_2) = -1$ , and  $\delta(101, J_3) = -3$ . Conversely, the inverse credits are  $\delta(101, J_1) = 1/101 = 0.0099$ ,  $\delta(101, J_2) = 1/100 = 0.01$ , and  $\delta(101, J_3) = 1/102 = 0.0098$ . Each absolute inverse credit value is much smaller and closer than personalization credits.

## 4 EXPERIMENTS

### 4.1 Offline Experiment Settings

In the offline experiment, we simulated user clicks, and evaluated several methods, which are compared below:

- TDM: Described in Section 2;
- GOM-I: GOM, using the inverse credit (2); and
- GOM-P: GOM, using the personalization credit (3).

These experiments assumed a practical environment that requires a low computation cost to generate rankings in real-time; therefore, we did not use OM for the performance comparisons. We used TDM for the performance comparison described in Section 4 because TDM has been examined in online setting (6).

#### Algorithm 1: User click simulation in personalized setting

```
input: the number of rankers n, ranking length l
win = 0
for i = 1, ..., numeval do
  Select ranking index r randomly from 1 to n
  for k = 1, ..., numclick do credit[k] = 0;
  for j = 1, ..., numclick do
    InitialRanking = generateRankingRandomly()
    for k = 1, ..., n do I_k = Shuffle(InitialRanking);
    Get MultileavedRanking O from J
    Select one item from I_r at the top x% position
    randomly
    Click item in O and update sum of credit for all I
  end
  win += [(kcredit[k] > credit[r])]
end
accuracy = win/(numeval * (n - 1))
return accuracy;
```

The simulation steps are shown in Algorithm 1. We fixed the constant values  $\text{numeval} = 100$ ,  $\text{numclick} = 100$ , number of output rankings = 10, and click bias probability  $\epsilon = 0.05$ . We evaluated the accuracy over the number of rankers 2, 3, ..., 20 when the ranking length was fixed at 10. We also evaluated the accuracy of ranking lengths 5, 15, ..., 195 when the number of rankers was fixed at 3.

RecSys '19, September 16–20, 2019, Copenhagen, Denmark

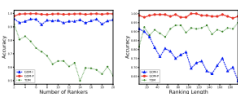


Figure 1: Accuracy versus the number of rankers for the fixed ranking length fixed at 10 using the random click simulation (averaged over 100 runs).

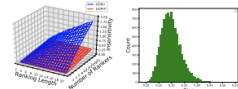


Figure 2: Accuracy versus the ranking lengths for the fixed number of rankers fixed at 3 using the random click simulation (averaged over 100 runs).

Next, we evaluated insensitivity and bias. Insensitivity  $\sigma_i$  was divided by the square of the average credit  $\mu_i^2$ , because the insensitivity is proportional to it.

### 4.2 Offline Experiment Results and Discussion

Figure 1 shows that GOM-P and GOM-I were more accurate compared to TDM. When the number of rankers increased, TDM's accuracy decreased. TDM credit caused this inaccuracy.

Figure 2 shows that the GOM-P and TDM methods had higher accuracy compared to GOM-I. When the ranking length increased, GOM-I's accuracy decreased. The noise of the inverse credit at the ranking's deep position of the ranking index caused this inaccuracy. In contrast, TDM and GOM-P were stable over the ranking lengths.

Figure 3 shows the insensitivity for the number of rankers and the ranking length. GOM-P was sensitive compared to GOM-I in these cases; therefore, personalization credit achieved high sensitivity over the number of rankers and ranking lengths. This sensitivity resulted in the higher accuracy of GOM-P.

Figure 4 shows the bias distribution of GOM-P, which appears to be a normal distribution. The ideal bias distribution is that all biases are the same value at some point. The standard deviation of GOM-P was 0.039422, and the mean was 0.298570.

Interestingly, we found that hyperparameter  $\alpha$  did not affect the accuracy, insensitivity, or standard deviation of bias. This means

実際の論文 (抜粋)

プレスリリース: <https://gunosy.co.jp/news/185>

原文: <https://arxiv.org/pdf/1907.08346.pdf>

Gunosy Tech Lab設立以来  
主要国際会議にて2本目の採択

国際会議

Gunosy  
Tech Lab

RecSys 2019

にて、論文採択

その他直近の主要な研究業績

- WI'19 [査読あり] 2019年10月  
: IEEE/WIC/ACM International Conference on Web Intelligence  
Algorithms and System Architecture for Immediate Personalized News Recommendations)
- ABCSS2019 @ WI2019 [査読あり] 2019年10月  
: The 4th International Workshop on Application of Big Data for Computational Social Science  
Atom Sonoda, Yoshifumi Seki, and Fujio Toriumi Analysis of Factors that affect Users' Behavioral Changes in News Service)

本資料に含まれている将来の見通しに関する記述は、本資料作成時点において入手可能な情報を基にした判断及び仮定に基づいて作成されたものであり、その正確性を保証するものではありません。また、本資料には独立した公認会計士または監査法人による監査を受けていない財務数値が含まれています。

実際の業績は、これらの判断及び仮定に含まれる様々な不確定要素、リスク要因の変更や経済環境の変動などにより、見通しと大きく異なる可能性がありますことをご了承ください。

# Gunosy

情報を世界中の人に最適に届ける