

Data Scientist
+86 15004650663
bowen.bai@outlook

游戏服 开服最优策略分析

白 博文

目录

p3	服务器优劣	指标确认
p6		健康分数系统
P9	转服策略	趋势转折点
		测试计划

优劣评判 - 各服务器当前指标确认

我们想要在服务器开放初期确认当前服务器内用户状态是否足够健康，可以切换至下一服务器，我们可以通过当前开放的服务器的指标 **by 开服时间** 和 **by 服务器内累计用户数**，对当前所有服务器的情况进行排序，而后根据各个指标评估出较好表现的服务器，以有初步的认知 - **各个指标到达什么程度，我们可以认为这个服务器的状态是好的。**

加下来两页中各图表：

x轴 为 day since server launch和cumulated AU
y轴 为 右侧指标

这次分析中先只确认各指标 per day since server launch的数据

活跃指标：

- DAU
- 用户每日游玩时长
- 每个服务器留存率(1日，3日，7日，14日)
- 平均玩家拥有角色数量

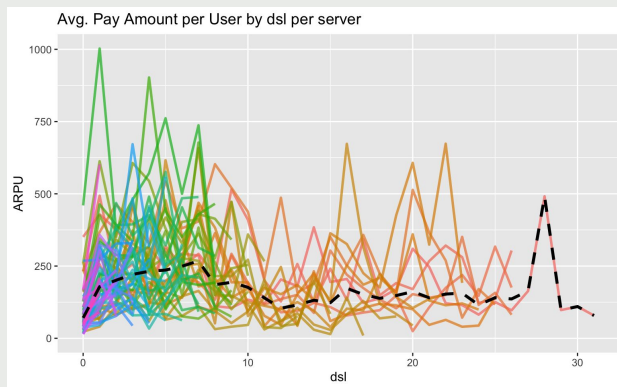
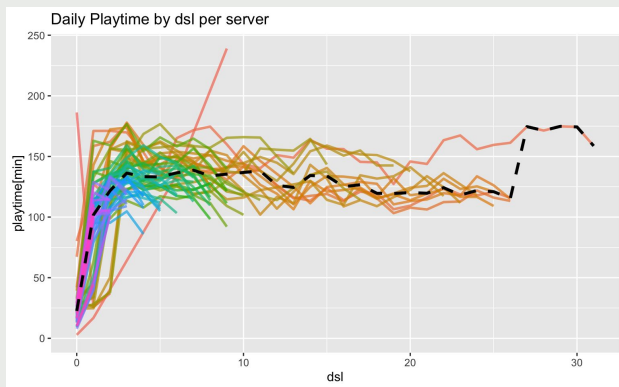
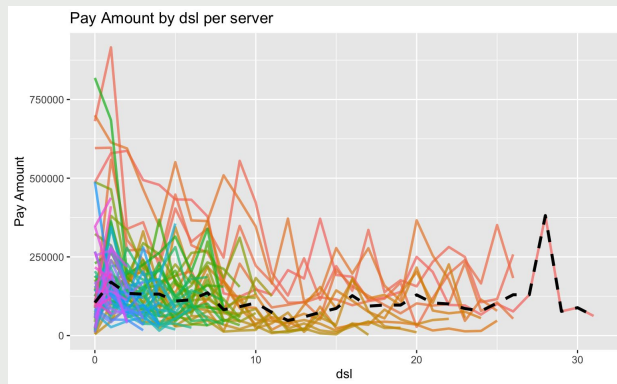
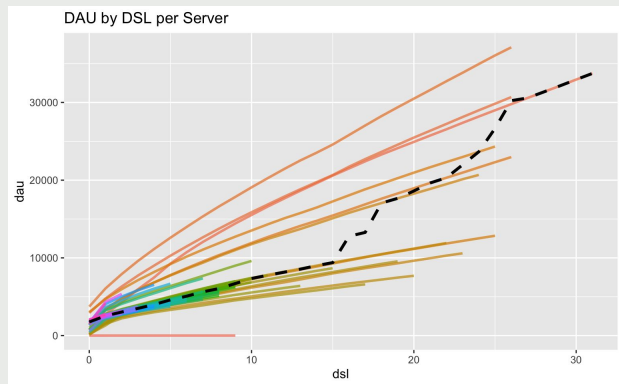
经济相关指标：

- 各服务器付费用户比例（进行至少1次购买用户占DAU比例）
- 各服务器用户总付费额
- 平均用户付费额(ARPU)
- 用户付费额分布
- 多次付费用户 占 付费用户比例

(其他可参考活跃指标 - 数据表未提供)：

- 每日新增用户数
- 玩家间互动频率相关：
 - 社交活动（聊天、组队、交易）发生的频率
- 用户每日打开游戏次数 / 用户每session平均时长

优劣评判 - 指标 per Day since Server Launch (DsL)



DAU (每日活跃用户数) :

反应服务器用户群体规模和活跃程度

中位数曲线表现为持续增长, 表明服务器用户增长稳定。

建议标准:

开服前3天: 快速增长趋势, 10天内达到7500左右

Daily Playtime (每日游玩时长) :

反应用户粘性 (也可参考留存率)

建议标准:

前3天: 快速增长至稳定水平 (如 130~140 分钟)。

Pay amount (收入) :

衡量玩家整体付费能力

不同服务器之间差异较大, 各服务器总收入建议标准:

前10天保持在中位数 标准125,000/day 左右。

Revenue per AU (每用户收入) :

衡量单个用户付费意愿和能力

建议标准:

前10天保持在中位数 标准 230/day 左右。

这部分的分析可以用于在假设每日进入新用户数可控时, 根据服务器收集用户时间以及时间内用户指标变化来评估当前服务器健康程度。

优劣评判 - 指标 per Cumulated AU

后续可以通过按累计用户数(Cumulative User Count)分析各指标的趋势, 有助于进一步理解用户规模变化对服务器表现的影响。

或许存在规模效应:

累计用户数的增长是否对 DAU、游玩时长、收入等指标产生明显影响, 可反映用户规模对服务器生态的实际作用。

(较小用户基数时, DAU 和收入可能波动较大; 用户基数增大后趋于稳定。)

优化导流策略:

确定导流到每个服务器的最佳累计用户数, 避免过早或过晚切换影响新服务器的表现。

(如果 付费用户比例 在某一累计用户数后趋于平稳, 可作为切换的参考点。)

评估服务器容量:

通过累计用户数分析服务器内生态(如游玩时长和付费)是否随用户数量增长而恶化, 可以帮助设定服务器容量上限。

提升开服切换灵活性:

如果累计用户数达到某一范围内, 收入和用户粘性指标表现稳定, 可灵活调整开服切换策略, 而不必完全依赖时间或单一指标。

优劣评判 - 服务器健康度分数

结合前文提到的指标, 我们可以设计一个综合评分系统, 为服务器打分。

$$S = w_1 \cdot DAU + w_2 \cdot RetentionRate + w_3 \cdot RevenueperAU + w_4 \cdot DailyPlaytime - w_5 \cdot ChurnRate$$

其中

DAU, **RetentionRate**和**DailyPlaytime** 反映活跃性和留存。

- Retention Rate 可以计算D1/3/7, 给予每个rate不同的权重最后计算出一个综合RetentionRate

RevenueperAU 体现用户付费能力

ChurnRate 用于综合所有负面指标

- 比如高流失率, 黑产工作室影响等

在服务器上线后的每一天统计计算该服务器分数:

$$S_{total} = w_1 \cdot S_{day0} + w_2 \cdot S_{day1} + w_3 \cdot S_{day2} + \dots$$

优劣评判 - 服务器健康度分数 - 根据运营目标调整

这一页面中我们假定运营目标为 **付费最大化** 我们可以重新确认指标并对公式进行调整和优化：

1- 重新确认指标:(我们考虑 Revenue = DAU * Paying Rate * Average revenue per Paid AU, 其中DAU受new users 和 retention rate影响)

我们重点关注收入相关指标 以及 可能影响DAU的其他因素指标即：

总收入(Revenue), 每付费用户收入(ARPPU), 付费渗透率 (Paying Rate), 用户留存率 (Retention rate), 付费用户留存率 (PU retention rate)

2- 优化公式结构:根据新的运营目标关注指标, 重新确认分数计算公式

$$S = w_1 \cdot Revenue + w_2 \cdot ARPPU + w_3 \cdot PayingRate + w_4 \cdot RetentionRate + w_5 \cdot PURetentionRate$$

其中我们将计划定义: w1权重最大, 突出总收入的主导地位, w2, w3 用于衡量付费用户质量, w4, w5 体现用户持续付费潜力。

我们可以先通过Pay amount 指标(计算Pay amount by day since server launch)确认比如10天内表现最优服务器id, 通过已有服务器数据计算代入确认当前运营目标下各w参数可用数值。

Note: 数据标准化

因不同指标范围及意义不同, 我们可以数据清洗后通过 $x = (x - x_{min}) / (x_{max} - x_{min})$ 将用到的指标标准化至[0,1]范围内后再进行分数计算

优劣评判 - 服务器健康度分数 - 付费最大化目标分数基准确认

(将遵循上一 页评估方法确认, 如果有时间再回来补充。)

先计算day since launch < 3, 各个服务器三天时间内以下指标均值

总收入(Revenue), 每付费用户收入(ARPPU), 付费渗透率 (Paying Rate), 1day 用户留存率 (Retention rate), 付费用户留存率 (PU retention rate)

进行标准化后, 我们先尝试一组权重:

w1 = 0.4 (考虑总收入占主要比重)

w2 = w3 = 0.2 (付费指标体现用户付费水平)

w4 = w5 = 0.1 (留存体现长期收益, 以及付费用户留存体现高价值用户稳定性)

我们获得各个server的分数如下:

```
dt_score_normalized %>% group_by(server_id) %>%
  summarise(totalscore =
    0.4 * revenue_normalized +
    0.2 * arpu_normalized +
    0.2 * pau_perc_normalized +
    0.1 * retention_1_normalized +
    0.1 * retention_1_pau_normalized,
    .groups = "drop") %>%
  arrange(desc(totalscore))
```

A tibble: 78 x 2

server_id <int>	totalscore <dbl>
1	0.8354380
2	0.7361857
5	0.6713522
26	0.6543502
3	0.5504286
19	0.4746731
4	0.4650462
20	0.3696567
24	0.3596936
8	0.3436556

server_id <int>	revenue <dbl>	arpu <dbl>	pau_perc <dbl>	retention_1 <dbl>	retention_1_pau <dbl>
1	550966.67	385.565976	0.21422004	0.5506622	0.7330508
2	645133.33	315.490738	0.13385083	0.4179822	0.7045455
3	487621.67	187.148300	0.10290386	0.4030324	0.6819788
4	316995.67	194.045330	0.11354231	0.4471112	0.6532258
5	635895.67	354.298922	0.09902134	0.3660943	0.6061947
6	129806.00	141.688365	0.10480483	0.4357634	0.6585366
7	173389.00	105.024420	0.08477773	0.4033904	0.6483516
8	120279.67	190.328533	0.08123853	0.4351527	0.9090909
9	93838.00	83.214689	0.07031979	0.3747372	0.6875000
10	124661.00	194.770280	0.07233659	0.3443607	0.6590909

其中当前服务器1, 2, 5, 26 分数与其他服务器分数出现断层, 我们考虑在当前运营目标(付费最大化)下, 这四个服务器有较好的表现。

后续可以再确认这四个服务器开服初期其他指标情况, 将这四个服务器的指标均值设立为该运营目标下的健康服务器标准。

基于这四个服务器, 我们确认该运营目标下健康服务器标准为开服3天内平均每日指标:

revenue = 599548

arpu = 416.8

paid AU percentage = 13.2%

1D retention = 39.6 PAU 1D retention = 65.0%

转服标准 - 趋势转折点

考虑通过当前服务器的数据确认一些转折点，当达到某个 阈值或区间时，特定指标有显著负面趋势变化，我们在达到这个阈值或区间时将新用户导入新服务器。

用户行为转折点：

- 当 DAU 接近某一 阈值时，用户session length和留存是否明显下降。（以这个为例我们确认是否存在转折点）
- 留存率低于某一比例时，切换至新服。

付费转折点：

- 当活跃人数超过一定数量，ARPU 是否开始下降。
- 服务器收入增长率下降至一定比例下，切换到新服。

转服标准 - 趋势转折点 - DAU

当 DAU 接近某一阈值时, 用户session length和留存是否明显下降。

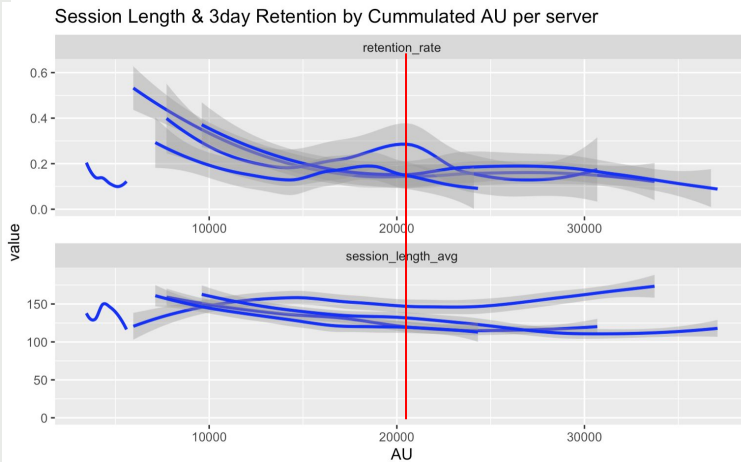
计算从服务器开服起始, 累计去重DAU作为X轴, 纵轴为想确认的目标, 用户每日平均游玩总时长和3日留存率。

我们选取前文提到以付费最大化 为目标得分最高的服务器 1, 2, 5, 26, 观察其表现(由于26服务器开服时间太短, 我们加入得分仅次于26的服务器 3)

上图为实际指标变化, 下图为使用局部加权回归后生成的平滑曲线。

我们观察到在累计DAU = 20000左右时, 大部分大部分服务器的Session length出现显著下降趋势, 同时3D retention 也即将趋于平稳。

即我们可以考虑以服务器累计DAU = 20000作为转服标准。



转服标准 - A/B 测试计划 - 服务器用户容量

从历史数据中发现各个服务器数据差异较大, 或许不足以直接得出策略, 我们可设计以下实验:

- A/B 测试

对不同服务器, 设置不同的开服阈值(例如, 累计AU = 15000, 20000, 25000等)。

收集到足够用户后, 确认Retention, session length、revenue、ARPU等指标, 通过假设性检验进行验证, 不同的开服阈值是否对用户游戏内指标显著影响, 以及怎样的阈值会获得较高的LTV。

- 模拟玩家行为模型

基于历史数据, 通过SVM或者随机森林算法 建立玩家行为的LTV预测模型。

- 动态开服策略试验

例如, 新增用户数加速时, 提前切换新服; 留存率下降时, 延后切换新服。

Bowen BAI - Data Scientist

+86 15004650663

bowen.bai@outlook

Thank you!