

信息销售的最优机制设计

数据要素处理基础

Author: Forliage

Email: masterforliage@gmail.com

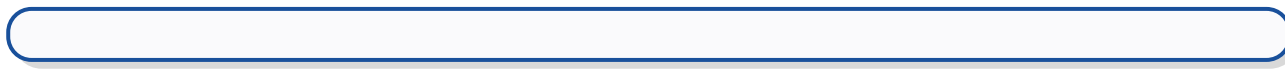
Date: June 29, 2025

College: 计算机科学与技术学院



浙江大学
ZHEJIANG UNIVERSITY

Abstract



Contents

| | | |
|----------|---|---|
| 1 | 引言 (Introduction) | |
| 1.1 | 信息市场的兴起 | 2 |
| 1.2 | 一个具体例子：广告商的困境 | 2 |
| 1.3 | 核心挑战：信息销售为何与众不同 | 3 |
| 1.4 | 研究目标：设计最优机制 | 4 |
| 2 | 问题的形式化 (Formalizing the Problem) | |
| 2.1 | 核心要素：上下文 (Context) (u, μ) | 4 |
| 2.2 | 买方的目标：最大化效用 | 5 |
| 2.3 | 卖方的目标：最大化收益 | 6 |
| 2.4 | 初步尝试：“密封信封”机制 (The "Sealed Envelope" Mechanism) | 6 |
| 2.5 | 示例 | 7 |

1 引言 (Introduction)

1.1 信息市场的兴起

在当今的数字时代，信息本身已成为一种至关重要的商品。其交易规模和速度在人类商业史上达到了前所未有的水平。大型科技公司、数据经纪商（如 Bluekai, Acxiom, Experian）以及专业的咨询机构，其核心业务就是收集、处理并销售各类信息。这些信息的应用场景无处不在：

- **在线广告**: 广告平台向广告商出售用户的人口统计学数据、兴趣标签、历史行为等信息，以帮助广告商实现精准投放，将运动汽车的广告展示给富裕的年轻单身用户，而将家庭MPV的广告推送给有孩子的中年用户。
- **金融信贷**: 银行和金融机构购买个人的信用报告和消费数据，以评估其信用风险，从而决定是否批准贷款以及贷款的利率。
- **商业咨询**: 咨询公司利用其行业洞察和市场分析（即信息），为企业客户的重大决策（如是否进入新市场、是否收购竞争对手）提供建议并收取高额费用。

这些场景的共同点是：存在一个信息的买方（广告商、银行、企业客户）和一个信息的卖方（数据平台、征信机构、咨询公司）。买方需要利用卖方的信息来做出一个更优的决策，从而获得更高的收益。而作为垄断性的卖方，其目标则是设计一个巧妙的“游戏规则”（即机制），来最大化自己从信息销售中获得的收益。

本报告的核心目标，就是深入探讨这个“游戏规则”应该如何设计。我们将建立一个严谨的数学模型，来分析和解答以下问题：

1. 如何量化信息的价值？
2. 最优的信息销售策略（机制）是怎样的？
3. 销售信息与销售实体商品（比如一个面包、一台电脑）的根本区别在哪里？
4. 这些区别又将如何影响机制的设计？

1.2 一个具体例子：广告商的困境

为了让讨论更加具体，让我们始终将一个生动的例子放在心中：

场景: 一家汽车制造商（买方）希望在一个广告位上投放一则广告。它有两种广告素材可选：

- **广告A**: 宣传一款新潮的跑车。
- **广告B**: 宣传一款宽敞的家庭MPV。

广告的效果取决于浏览该广告位的用户特征，而这些特征对汽车制造商来说是未知的。我们称用户的真实类型为一个未知的 **世界状态** ω 。例如， ω 可以是“年轻单身”或“中年有孩”。

一家数据提供商（卖方），例如网站的运营方，掌握了关于该用户的一些精确信息，比如通过用户注册信息知道其年龄和婚姻状况。因此，卖方知道 ω 。

与此同时，汽车制造商（买方）自己也并非一无所知。它可能通过追踪用户在其官网上的浏览记录，得到一些关于用户偏好的线索。例如，用户之前浏览过跑车页面。我们将买方自己掌握的这部分私有信息称为其**私有类型** θ 。

现在，数据提供商（卖方）希望将自己掌握的用户精确信息 ω 。卖给汽车制造商（买方），并尽可能多地收费。而汽车制造商则希望根据卖方提供的信息以及自己的信息 θ ，选择最合适的广告（A或B），以最大化广告带来的销售转化收益。

在这个例子中，所有关键元素都已齐备：卖方、买方、双方的私有信息(ω 和 θ)、买方的决策（投放广告A或B），以及决策的收益。我们的任务就是站在卖方的角度，设计一个最优的销售方案。

1.3 核心挑战：信息销售为何与众不同

如果我们试图将销售实体商品的逻辑直接套用到信息销售上，会立刻遇到障碍。销售信息和销售一个面包有着本质的不同，这些不同点构成了本领域研究的核心挑战。

1. “产品”形态的无限复杂性 (Complex "Bundles")

- **实体商品**：一个面包店主可以决定是单独卖面包，还是将面包和牛奶捆绑销售。产品的组合方式是有限的。
- **信息商品**：一个掌握了 n 比特信息的卖方，能“制造”出无穷无尽的“信息产品”。她可以出售完整 n 比特信息，也可以出售其中的某个子集，甚至可以出售这 n 比特信息的某种函数变换，例如“前两个比特的异或（XOR）值是1”。这种灵活性使得最优机制的设计空间变得异常庞大。

2. 消费前价值未知 (Value is Unknown Before Consumption)

- **实体商品**：一个饥饿的人在买面包之前，就已经很清楚这个面包能给他带来的价值（填饱肚子）。
- **信息商品**：信息的价值恰恰在于其内容本身。在买方真正“看到”信息内容之前，他无法准确评估这则信息对他决策的帮助有多大。这引发了一个严重的承诺问题：如果卖方先把信息透露给买方，买方一旦获知了信息，就没有动力再为此付费了。这在经济学上被称为“霍尔德普问题”（Hold-up Problem）。

3. 价格本身传递信息 (Price Reveals Information)

- **实体商品**：根据经典的机制设计理论（如税收原理），许多复杂的拍卖机制可以被简化为给每种商品或商品组合定一个价格。买方面对的是一个价格菜单，其报价与买方的类型无关。

- **信息商品**：在信息销售中，如果卖方制定的价格依赖于她所掌握的信息 ω ，那么价格本身就成了一个信号，会向买方泄露关于 ω 的信息。想象一下，在我们的汽车广告例子中，如果卖方说：“这则信息我卖1000元”，买方可能会推断“通常只有用户信息价值很高（比如是高净值客户）时，卖方才会定这么高的价”，从而在付费前就免费获得了一部分有价值的信息。

这些挑战决定了信息销售机制的设计必须更加精巧和复杂，简单的“一口价”策略通常远非最优。我们需要一个更通用的框架来描述买卖双方之间可能的互动过程。

1.4 研究目标：设计最优机制

本报告的核心是研究一个垄断卖方（只有一个卖家）如何向一个单一买方销售信息以实现收益最大化。我们将这个问题置于一个通用的博弈论框架下，其中：

- 卖方设计一个交互协议（或称为机制）。
- 卖方承诺会遵守这个协议。
- 买方则是理性的，他会根据自己的利益决定如何参与协议（可能谎报自己的信息，也可能中途退出）。
- 我们还会引入一个更现实的约束：预算限制。即买方和卖方的支付能力都是有限的。

我们的目标是找到那个能为卖方带来最大期望收益的最优机制，并研究这个机制的结构、性质以及计算它的算法。

2 问题的形式化 (Formalizing the Problem)

为了能够严谨地分析信息销售问题，我们首先需要建立一个统一的数学语言。

2.1 核心要素：上下文 (Context)(u, μ)

整个信息销售问题可以被一个我们称为上下文（Context）的元组(u, μ)所概括。这个上下文是买卖双方的共同知识（Common Knowledge）

它包含以下核心要素：

世界状态 (State of the World): $\omega \in \Omega$ 。这是一个随机变量，代表了客观世界中一个不确定的、但与决策收益相关的状态。 Ω 是所有可能状态的有限集合。

卖方私有信号 (Seller's Private Signal): 在本模型的基本设定中，我们假设卖方完全知晓世界状态 ω 。所以， ω 就是卖方的私有信息。

买方私有类型 (Buyer's Private Type): $\theta \in \Theta$ 。这也是一个随机变量，代表了买方在交易开始前就拥有的私有信息。 Θ 是所有可能类型的有限集合。 θ 可以包含多种信息：

1. 买方关于 ω 的信号： θ 可能是 ω 的一个不完美的、带有噪声的观测。
2. 买方的偏好： θ 也可以代表买方自身的效用函数差异。我们统一用 θ 来表示买方所有的私有信息。

买方行动 (Buyer's Actions): $a \in A$ 。这是买方在获得信息后可以选择的决策集合， A 是一个有限集。

效用函数 (Utility Function): $u(\theta, \omega, a) \rightarrow \mathbb{R}$ 。这个函数描述了买方的收益。当买方的私有类型是 θ ，世界真实状态是 ω ，且买方采取了行动 a 时，他获得的收益是 $u(\theta, \omega, a)$ 。这个函数是整个模型的核心，它将信息和行动的价值联系了起来。

联合概率分布 (Joint Probability Distribution): $\mu(\omega, \theta)$ 。这是一个在 $\Omega \times \Theta$ 上的联合概率分布，是所有参与者的共同知识。 $\mu(\omega, \theta) = \Pr(\text{世界状态} = \omega, \text{买方状态} = \theta)$ 。这个分布描述了卖方和买方私有信息之间的相关性。如果 $\mu(\omega, \theta) = \mu(\omega)\mu(\theta)$ ，我们称卖方和买方信号独立。否则，称之为相关。例如，如果富有的买方（一种 θ ）更有可能是跑车爱好者（一种 ω ），那么 ω 和 θ 就是相关的。

2.2 买方的目标：最大化效用

一个理性的买方，其目标是在其所知信息的约束下，选择一个行动 a 来最大化自己的期望效用。

无额外信息时的期望效用 (Status Quo Utility)

在与卖方交易之前，类型为 θ 的买方只知道自己的 θ 。他需要基于 θ 对 ω 形成一个后验信念。根据贝叶斯法则， ω 的条件概率分布是 $\Pr(\omega|\theta) = \mu(\omega, \theta)/\mu(\theta)$ ，其中 $\mu(\theta) = \sum_{\omega'} \mu(\omega', \theta)$ 。因此，他的最优决策是选择一个 a 来最大化期望效用：

$$U_{\text{prior}}(\theta) = \max_{a \in A} \mathbb{E}_{\omega \sim \mu(*|\theta)}[u(\theta, \omega, a)] = \max_{a \in A} \sum_{\omega \in \Omega} \frac{\mu(\omega, \theta)}{\mu(\theta)} u(\theta, \omega, a)$$

这是买方的保留效用 (Reservation Utility) 或外部选项 (Outside Option)，即他不参与交易所能获得的最低保证效用。

拥有完全信息时的期望效用 (Full Information Utility)

假设一个理想情况，卖方免费将信息 ω 完整地告诉了买方。那么对于每一个可能的 ω ，买方都可以选择最优的行动 a 。他此时的期望效用是：

$$U_{\text{post}}(\theta) = \mathbb{E}_{\omega \sim \mu(*|\theta)}[\max_{a \in A} u(\theta, \omega, a)] = \sum_{\omega \in \Omega} \frac{\mu(\omega, \theta)}{\mu(\theta)} \max_{a \in A} u(\theta, \omega, a)$$

信息的价值 (Value of Information)

对一个类型为 θ 的买方而言，信息 ω 的全部价值 $\xi(\theta)$ ，就是拥有信息前后他能获得的最大

期望效用之差：

$$\xi(\theta) = U_{post}(\theta) - U_{prior}(\theta) \geq 0$$

这个差值 $\xi(\theta)$ 是非负的，因为拥有更多信息总不会让决策变得更差。 $\xi(\theta)$ 代表了类型为 θ 的买方愿意为获得完整信息 ω 所支付的最高价格。如果价格超过 $\xi(\theta)$ ，他宁愿不要这个信息，自己根据 θ 去猜。

2.3 卖方的目标：最大化收益

卖方的目标是设计一个销售机制，从买方那里榨取尽可能多的价值。其总的期望收益 (Revenue) 是所有类型的买方支付的金额的期望值：

$$\text{Revenue} = \sum_{\theta \in \Theta} \mu(\theta) \cdot t(\theta)$$

其中 $t(\theta)$ 是卖方最终从类型为 θ 的买方那里收取的期望费用。显然，卖方收取的费用不能超过信息的价值，即 $t(\theta) \leq \xi(\theta)$ 。卖方的挑战在于，她并不知道买方的真实类型 θ ，所以她无法为每种类型“量身定做”一个价格 $\xi(\theta)$ 。她必须设计一个对所有类型都有效的机制。

2.4 初步尝试：“密封信封”机制 (The "Sealed Envelope" Mechanism)

在深入复杂的机制之前，我们先分析一个最直观、最简单的方案，并看看它有什么问题。

机制描述：

1. 卖方知道了真实的 ω 。
2. 她将 ω 的值写在一张纸条上，放入一个信封。
3. 她给这个信封定一个固定的、公开的价格 t 。
4. 买方看到价格 t 后，自行决定是否购买。

买方的决策：一个类型为 θ 的买方，其购买此信封的价值是 $\xi(\theta)$ 。根据理性人假设，他会做出如下决策：

1. 如果 $\xi(\theta) \geq t$ ，他会购买。购买后，他的净效用是 $\xi(\theta) - t$ 。
2. 如果 $\xi(\theta) < t$ ，他不会购买。他不购买的净效用是 0。为简化讨论，我们假设在 $\xi(\theta) = t$ 时买方会购买。）

卖方的收益：卖方的期望收益是价格 t 乘以所有会购买的买方类型的概率之和：

$$\text{Revenue}(t) = t \cdot \sum_{\theta \text{ s.t. } \xi(\theta) \geq t} \mu(\theta)$$

卖方的任务就变成了选择一个最优的价格 t^* 来最大化这个收益函数 $\text{Revenue}(t)$ 。这本质上是一个经典的垄断定价问题。

“密封信封”机制的缺陷：这个机制看起来简单，但它忽略了一个关键问题：卖方在得知 ω 之后，可能会希望根据 ω 的不同来调整价格 t 。

一个失败的改进尝试：卖方可能会想：“对于不同的 ω ，信息 ω 对买方的价值可能是不同的。我为什么不根据 ω 来定价呢？”，即设置一个价格函数 $t(\omega)$ 。

这恰恰是信息销售的微妙之处。一旦卖方这么做了，价格本身就携带了关于 ω 的信息。

假设在广告例子中， $\omega = \text{年轻单身}$ 时信息价值高，卖方定价 $t(\text{年轻单身}) = 1000$ 元； $\omega = \text{中年有孩}$ 时信息价值低，卖方定价 $t(\text{中年有孩}) = 100$ 元。买方过来一询价，卖方报价“1000元”。此时，即使买方一分钱没付，他也立刻能推断出 ω 极有可能是“年轻单身”。他已经免费获得了信息，为什么还要付费呢？

这个简单的例子揭示了设计信息销售机制的核心困难：任何与卖方私有信息 ω 相关的机制元素（如价格、信息披露的颗粒度等），都可能成为泄露信息的渠道。买方可以利用这些渠道进行“投机”，在不完全付费的情况下获取信息。

因此，我们需要一个更强大、更通用的框架来描述和分析所有可能的、包含复杂交互的销售协议。

2.5 示例

为了更具体地理解 $\xi(\theta)$ 的计算和“密封信封”机制的收益，我们可以用Python写一个简单的模拟。

场景设定：

- 世界状态 $\Omega = 0, 1$
- 买方状态 $A = 0, 1$
- 买方类型 $\Theta = 0, 1$
- 联合分布 $\mu(\omega, \theta)$:
 - $\mu(\omega = 0, \theta = 0) = 0.4$
 - $\mu(\omega = 1, \theta = 0) = 0.1$
 - $\mu(\omega = 0, \theta = 1) = 0.1$
 - $\mu(\omega = 1, \theta = 1) = 0.4$
 - 这表明 θ 是 ω 的一个强信号， $\theta = 0$ 暗示 $\omega = 0$ ， $\theta = 1$ 暗示 $\omega = 1$ 。
- 效用函数 $u(\theta, \omega, a)$ ：假设效用只和 ω 与 a 是否匹配有关， θ 只影响买方的先验信念。
 - $u(\omega, a) = 10$ 如果 $\omega = a$ (行动正确)
 - $u(\omega, a) = 0$ 如果 $\omega \neq a$ (行动错误)

以下是实现的Python代码，完整的程序在同级目录下的program1.py程序。

```

1  import numpy as np
2  import matplotlib.pyplot as plt
3
4  class Context:
5      def __init__(self):
6          self.Omega = [0, 1]
7          self.Theta = [0, 1]
8          self.A = [0, 1]
9
10         self.mu_joint = np.array([[0.4, 0.1], # theta=0: mu(w
11                                     =0|t=0)=0.4, mu(w=1|t=0)=0.1
12                                     [0.1, 0.4]]) # theta=1: mu(w
13                                     =0|t=1)=0.1, mu(w=1|t=1)
14                                     =0.4
15
16         self.mu_theta = np.sum(self.mu_joint, axis=0) # [0.5,
17                                     0.5]
18         self.mu_omega = np.sum(self.mu_joint, axis=1) # [0.5,
19                                     0.5]
20
21         self.mu_cond_w_given_t = self.mu_joint / self.mu_theta
22
23     def u(self, omega, action):
24         return 10.0 if omega == action else 0.0
25
26     def calculate_xi(context, theta):
27
28         expected_utilities_prior = []
29         for action in context.A:
30             utility = 0
31             for omega_idx, omega in enumerate(context.Omega):
32                 prob_w = context.mu_cond_w_given_t[omega_idx, theta
33                     ]
34                 utility += prob_w * context.u(omega, action)
35             expected_utilities_prior.append(utility)
36
37         u_prior = np.max(expected_utilities_prior)
38         best_action_prior = np.argmax(expected_utilities_prior)
39
40         u_post = 0
41         for omega_idx, omega in enumerate(context.Omega):

```

```

36         prob_w = context.mu_cond_w_given_t[omega_idx, theta]
37
38         best_utility_for_omega = 0
39         for action in context.A:
40             best_utility_for_omega = max(best_utility_for_omega
41                                         , context.u(omega, action))
42
43         u_post += prob_w * best_utility_for_omega
44
45     xi = u_post - u_prior
46     return xi
47
48 def sealed_envelope_revenue(t, xi_values, mu_theta):
49     revenue = 0
50     for theta_idx, xi in enumerate(xi_values):
51         if xi >= t:
52             revenue += t * mu_theta[theta_idx]
53     return revenue
54
55 if __name__ == "__main__":
56     ctx = Context()
57
58     xi_values = [calculate_xi(ctx, theta) for theta in ctx.
59                 Theta]
60
61     prices_to_test = np.linspace(0, max(xi_values) + 1, 1000)
62     revenues = [sealed_envelope_revenue(t, xi_values, ctx.
63                                     mu_theta) for t in prices_to_test]
64
65     max_revenue = np.max(revenues)
66     optimal_price = prices_to_test[np.argmax(revenues)]
67
68     plt.figure(figsize=(10, 6))
69     plt.plot(prices_to_test, revenues)
70     plt.title("Revenue of Sealed Envelope Mechanism vs. Price (
71               t)")
72     plt.xlabel("Price (t)")
73     plt.ylabel("Expected Revenue")
74     plt.axvline(x=optimal_price, color='r', linestyle='--',
75                 label=f'Optimal Price t* = {optimal_price:.2f}')
76     plt.grid(True)

```

```

72 plt.legend()
73 plt.show()

```

● 对于买方类型 $\theta=0$:

无信息时的最优行动是 $a=0$, 期望效用 $U_{\text{prior}} = 8.00$
 有信息时的期望效用 $U_{\text{post}} = 10.00$
 信息的价值 $\xi(\theta) = 2.00$

对于买方类型 $\theta=1$:

无信息时的最优行动是 $a=1$, 期望效用 $U_{\text{prior}} = 8.00$
 有信息时的期望效用 $U_{\text{post}} = 10.00$
 信息的价值 $\xi(\theta) = 2.00$

“密封信封”机制分析:

最优定价 $t^* = 2.00$
 最优定价 $t^* = 2.00$
 最优定价 $t^* = 2.00$
 最优定价 $t^* = 2.00$
 可获得的最大收益 = 2.00

最优定价 $t^* = 2.00$
 可获得的最大收益 = 2.00
 最优定价 $t^* = 2.00$
 最优定价 $t^* = 2.00$
 可获得的最大收益 = 2.00

最优定价 $t^* = 2.00$
 可获得的最大收益 = 2.00

最优定价 $t^* = 2.00$
 可获得的最大收益 = 2.00
 最优定价 $t^* = 2.00$
 最优定价 $t^* = 2.00$
 可获得的最大收益 = 2.00

Figure 1. Result

代码运行结果如下:

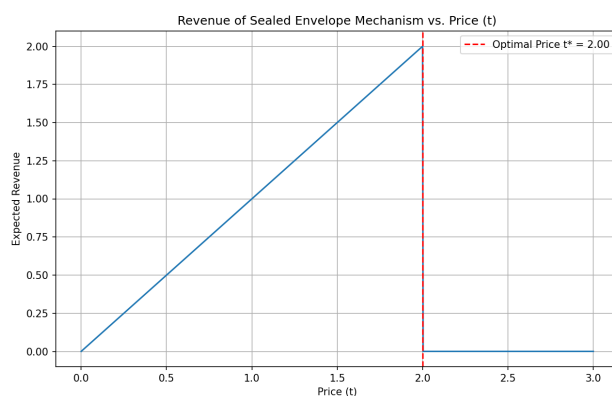


Figure 2. Visualization

在这个特定的例子中, 两种类型的买方 $\theta = 0$ 和 $\theta = 1$ 恰好具有相同的信息价值 $\xi(\theta) = 2.0$ 。因此, 卖方最优的定价就是 $t^* = 2.0$, 此时两种类型的买方都会购买, 卖方的总收益为

$$t^* \times (\mu(\theta = 0) + \mu(\theta = 1)) = 2.0 \times (0.5 + 0.5) = 2.0$$

这个简单的代码示例，将前面定义的抽象概念（上下文、效用、信息价值）转化为了可计算的实体，并直观地展示了最简单的“密封信封”机制是如何运作和优化的。然而，正如我们所分析的，这个简单机制的背后隐藏着深刻的缺陷，这促使我们必须进入下一章，探索更一般、更强大的机制。