

# 对信息学比赛中选手分数数据的分析

江苏省天一中学 邱天昇

2021 年 1 月 25 日

## 摘要

本文建立了描述信息学比赛的数学模型，并基于该模型研究了过往比赛的选手分数数据。本文通过统计确定了同一名选手的得分波动所服从的分布，基于此从联赛分数推算出了选手整体水平的分布情况，并分析了信息学竞赛选拔流程的效率、回答了有关比赛名次与得分的问题。上一句待完成后更新。本文中得到的结论对信息学竞赛赛制的优化、选手的日常训练和比赛策略制定具有参考意义。

## 1 引言

中国高中信息学竞赛的参赛人数和竞赛水平在最近十年中快速提高；这种迅猛的发展在让竞赛趋于繁盛的同时，也使得选手和教练对竞赛现状的认知难以跟上节拍。

这一情况引起了一些问题，例如：

- 选手对于自己所处的水平段认识不足，从而作出错误的学业规划。
- 出题人对于选手的水平认识不足，导致题目难度和部分分分配失当。
- 选手不了解对手的水平 and 发挥情况，导致选择了错误的考场策略。

本文将利用数学工具，基于过往比赛的选手分数数据来分析信息学竞赛的现状，以为上述问题的解决提供助力。

本文中用到的全部数据和计算程序可以在以下网址下载：

- <https://files.cnblogs.com/files/turboboost/qty-thesis-statdata.zip>
- <https://github.com/TianyiQ/ioi2021-thesis/blob/main/qty-thesis-statdata.zip>

正文分为五个部分：

**第二节** 建立用于描述信息学比赛的数学模型，作为后续分析的基础。

**第三节** 分析同一名选手的得分波动所服从的分布。

**第四节** 利用 NOIP 初赛、复赛的得分数据推算出信息学竞赛选手整体水平的分布情况。

**第五节** 待完成后更新。

**第六节** 待完成后更新。

由全文的目标决定，本文不会对初中信息学竞赛进行研究，因此下文中在提到任何比赛时默认指面向高中生的比赛。

## 2 建立模型

### 2.1 赛程和赛制

在引入模型前，先对信息学竞赛的竞赛流程和比赛形式作简要介绍<sup>1</sup>。

信息学竞赛是一系列比赛的统称。这些比赛整体上呈现“逐级递进”的关系，即下一层比赛的优胜者晋级上一层比赛。这些比赛按照级别从低到高，大致排列为<sup>2</sup>：

- a. 全国联赛 (NOIP/CSP) — 初赛
- b. 全国联赛 (NOIP/CSP) — 复赛
- c. 省队选拔赛
- d. 清华/北大学科营 (THUWC/PKUWC/THUSC/PKUSC)
- e. 亚太地区竞赛 (APIO)
- f. 国家队选拔赛 (CTSC/CTS) — 非正式选手

---

<sup>1</sup>赛程和赛制在近几年有小幅变化，本小节中会尽量兼顾新旧两套机制

<sup>2</sup>后文将用下表中的字母标号来代指对应的比赛

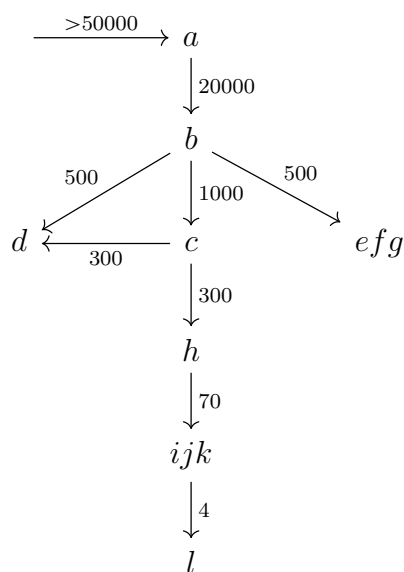


图 1: 信息学比赛间的关系

- g. 全国冬令营 (NOIWC) — 非正式选手
- h. 全国决赛 (NOI)
- i. 清华/北大集训 (CTT)
- j. 全国冬令营 (NOIWC) — 正式选手
- k. 国家队选拔赛 (CTSC/CTS) — 正式选手
- l. 国际奥林匹克竞赛 (IOI)

图1展示了这些比赛间的关系。箭头从低级别比赛指向高级别比赛，表示该低级别比赛的优胜者可以晋级对应的高级别比赛，箭头上标记的数值表示大致晋级人数。

赛制即比赛的进行方式和比赛规则。信息学竞赛中采用笔试、COI 赛制（机试）、IOI 赛制（机试）这三种不同的赛制，表1给出了每种赛制的特点和先前提到的比赛所分别采用的赛制。

	时长	题数	题目类型	反馈机制	对应比赛
笔试	1~2h	数十	选择题、填空题	无反馈	a
COI 赛制	3~5h	3~4	编程题，有多档部分分	无反馈	bcfgkh
IOI 赛制	3~5h	3~4	编程题，有多档部分分	多次提交、有反馈	deijl

表 1: 信息学比赛采用的赛制

## 2.2 数学模型

本小节中将建立用于描述一场信息学比赛的数学模型。

### 2.2.1 基本模型

为了更清晰地界定模型在现实中的适用范围，需要先明确：现实中怎样的对象能被称为一场“比赛”。

**定义 2.1** (现实比赛). 一个**现实比赛**，即特定的人群在同样的规则下测试同一套题目的过程。一个现实比赛被参赛人群、规则和题目这三个要素所确定。

在这一定义下，每年中的  $a \sim l$  这 12 个比赛，自然都是现实比赛。而且，不仅是包含两天考试的一场完整的比赛算作现实比赛，单独拿出其中一天也算现实比赛。

关于“参赛人群”这一概念需要注意两点：

- 参赛人群只是一个宽泛的范围，而不是具体的选手集合。例如我们可以规定参赛人群为“所有学习信息学的同学”，但这一规定并不关注张三、李四、王五是否是这个人群的成员。这样的规定不会给后续的分析带来不利影响，因为我们只关心关于比赛和人群的统计信息，而不关心每名选手的特点。

- 参赛人群不必囊括实际参赛的整个选手群体；例如在 NOIP 初赛 中，“所有报名了初赛的女生”这一参赛群体依然能构成现实比赛。这一点对于后文中跨越不同比赛的分析大有帮助。

接下来定义从现实比赛抽象而来的数学模型。

**定义 2.2** (理想比赛). **理想比赛**  $A$  由二元函数  $\mathbf{H}_A : [0, 1] \times \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}_{\geq 0}$  确定, 其中  $\mathbf{H}_A$  连续且满足

$$\int_0^1 \int_{-\infty}^{+\infty} \mathbf{H}_A(x, \delta) d\delta dx = 1 \quad (1)$$

和

$$\int_{-\infty}^{+\infty} \delta \cdot \mathbf{H}_A(x_0, \delta) d\delta = 0, \quad \forall x_0 \in [0, 1] \quad (2)$$

此时我们把  $\mathbf{H}_A$  称为  $A$  的**综合分布函数**。

接下来将定义：一个理想比赛何时被认为“描述”了一个现实比赛。这也将同时表明综合分布函数的实际含义。

首先约定一下记号：

- $\Pr[A]$  表示事件  $A$  发生的概率。
- $E[X]$  表示随机变量  $X$  的期望值。

**定义 2.3.** 从现实比赛  $B$  可按如下方式确定一个理想比赛  $A$ ：

**步骤 1.** 记  $B$  的参赛选手集合为有限集  $S_B$ ，并在  $B$  的参赛人群（包括人群内部的具体构成）不变的情况下，假想参赛人数  $|S_B|$  趋于无穷。我们之所以能够任意钦定  $|S_B|$ ，是因为——如先前所述—— $B$  的定义并未指明具体的选手集合。

**步骤 2.** 每一名参赛选手  $p$  在比赛  $B$  中的实际得分  $score_p$  是一个随机变量，它被各种偶然因素（如临场发挥）所支配，但是它的分布可以由选手  $p$  和现实比赛  $B$  的三个要素完全确定。假想对每一名选手  $p$  计算其期望得分  $exscore_p = E[score_p]$ ，并取所有选手期望得分的最大值，记作  $M_B$ 。由于参赛人数趋于无穷，每一个个人的特征可以忽略，故  $M_B = \max_{p \in S_B} exscore_p$  仅由  $B$  确定。

**步骤 3.** 从  $S_B$  中等概率随机选取一名选手  $p$ ，并：

- 定义  $[0, 1]$  上的随机变量  $X_B = \frac{escore_p}{M_B}$ 。<sup>3</sup> 易见随机变量  $X_B$  的实际取值与考场上的偶然因素无关，而是由选取  $p$  的方式确定。
- 定义  $\mathbb{R}$  上的随机变量  $\Delta_B = \frac{score_p - escore_p}{M_B}$ 。易见随机变量  $\Delta_B$  的实际取值由选取  $p$  的方式和考场上的偶然因素（如选手临场发挥）共同确定。
- 请注意， $X_B$  和  $\Delta_B$  的定义中所用的  $p$  是同一名随机选择的选手，而不是独立的两次选择。

**步骤 4.** 取  $A$  的综合分布函数  $H_A$  为  $X_B$  与  $\Delta_B$  的联合概率密度函数，从而确定  $A$ 。换句话说，对所有  $x_0 \in [0, 1], \delta_0 \in \mathbb{R}$ ，需要满足<sup>4</sup>

$$\int_0^{x_0} \int_{-\infty}^{\delta_0} H_A(x, \delta) d\delta dx = \Pr[(X_B \leq x_0) \wedge (\Delta_B \leq \delta_0)] \quad (3)$$

由(3)知定义2.2的等式(1)满足；由  $E[\Delta_B] = 0$  知等式(2)满足。从而只要联合概率密度函数  $H_A$  存在且连续， $A$  就符合理想比赛的定义。

对于按上述方式得到的  $A$ ，我们称  $A$  与  $B$  **互相对应**。如果按上述过程得到的  $H_A$  不连续或根本不存在，则认为不存在与  $B$  对应的  $A$ 。

冗长的定义可以用一句话来作直观的总结： $H_A(x, \delta)$  表示真实水平（即期望得分）约为  $x$ （ $x \in [0, 1]$  为按最高分折算后的标准分）、实际表现约为  $x + \delta$ （同样表示标准分）的选手的期望人数占总人数的比例；之所以实际表现会偏离真实水平——以及这里之所以说“期望人数”——是因为考场上的各种偶然因素为比赛结果带来了随机性。

可以看到，理想比赛这一模型只考虑了哪些结果可能出现，而未考虑哪种结果实际出现。而在现实中，能够获知的却只有实际出现的结果——和它恰恰相反。下面定义的概念将处理这一问题。

<sup>3</sup> “将每名选手的分数除以最高分数”这一操作，类似于信息学比赛中计算标准分的方式。另外注意到：虽然  $\frac{escore_p}{M_B} \leq 1$ ，但  $\frac{score_p}{M_B}$  可以大于 1

<sup>4</sup>也可以直观地理解为  $H_A(x_0, \delta_0) = \Pr[(X_B \approx x_0) \wedge (\Delta_B \approx \delta_0)]$ ，不写作  $X_B = x_0$  是因为取等概率为 0

**定义 2.4** (分数分布函数). 对理想比赛  $A$  , 定义其分数分布函数  $C_A : \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}_{\geq 0}$  满足

$$C_A(s) = \int_0^1 \mathbf{H}_A(x, s-x) dx, \quad \forall s \in \mathbb{R}$$

**命题 2.5** (分数分布函数的实际含义). 对现实比赛  $B$  和与之对应的理想比赛  $A$  , 假想比赛  $B$  的参赛人数  $|S_B|$  趋于无穷, 等概率随机选取选手  $p \in S_B$  , 则<sup>5</sup>:

$$\Pr \left[ \frac{\text{score}_p}{M_B} \leq r \right] = \int_{-\infty}^r C_A(s) ds, \quad \forall r \in \mathbb{R}$$

证明.

$$\begin{aligned} \Pr \left[ \frac{\text{score}_p}{M_B} \leq r \right] &= \Pr [X_B + \Delta_B \leq r] \\ &= \iint_{\{(x, \delta): x \in [0, 1], \delta \in \mathbb{R}, x + \delta \leq r\}} \mathbf{H}_A(x, \delta) d(x, \delta) \\ &= \iint_{\{(x, s): x \in [0, 1], s \in (-\infty, r]\}} \mathbf{H}_A(x, s-x) d(x, s) \\ &= \int_{-\infty}^r \left( \int_0^1 \mathbf{H}_A(x, s-x) dx \right) ds \\ &= \int_{-\infty}^r C_A(s) ds \end{aligned}$$

□

在上面四个定义中, 涉及到现实情况的部分难免有模糊之处; 实际应用中对这几条定义的执行, 也不可避免地需要作近似处理。但即便如此, 作出这些规定依然能极大地帮助我们厘清思路并发现隐含的前提。

---

<sup>5</sup>也就是说  $C_A$  为随机变量  $\frac{\text{score}_p}{M_B}$  的概率密度函数。和先前类似, 这里也可以直观理解为  $C_A(r) = \Pr \left[ \frac{\text{score}_p}{M_B} \approx r \right]$

### 2.2.2 特殊情况下的模型

在一场现实比赛  $B$  中，每一个选手  $p \in S_B$  的实际得分相比真实水平的“得分偏移量”  $\frac{score_p - \text{true score}_p}{M_B}$  都是一个随机变量。如果所有选手的“得分偏移量”独立同分布，对我们的模型意味着什么？

容易想到，此时随机变量  $\Delta_B$  的概率分布就和任何一个选手的“得分偏移量”的概率分布完全相同。换句话说，在定义2.3的步骤3中，不论我们钦定选取哪一个  $p$ ， $\Delta_B$  取任何一个值的概率都是固定的，且恰好等于在不固定  $p$  的情况下  $\Delta_B$  取这个值的概率。再换句话说<sup>6</sup>：

$$\Pr[(\Delta_B \leq \delta) | (X_B = x)] = \Pr[\Delta_B \leq \delta], \quad \forall (\delta \in \mathbb{R}, x \in [0, 1], \Pr[X_B = x] > 0)$$

即随机变量  $X_B, \Delta_B$  独立。在研究这件事之前，我们需要一对新的定义。

**定义 2.6** (期望值分布函数和偏移量分布函数). 对任意的理想比赛  $A$ ：

- 定义其期望值分布函数  $\mathbf{X}_A : [0, 1] \rightarrow \mathbb{R}_{\geq 0}$  满足

$$\mathbf{X}_A(x_0) = \int_{-\infty}^{+\infty} \mathbf{H}_A(x_0, \delta) d\delta, \quad \forall x_0 \in [0, 1]$$

- 定义其偏移量分布函数  $\Delta_A : \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}_{\geq 0}$  满足

$$\Delta_A(\delta_0) = \int_0^1 \mathbf{H}_A(x, \delta_0) dx, \quad \forall \delta_0 \in \mathbb{R}$$

**命题 2.7** (期望值分布函数和偏移量分布函数的实际含义). 对现实比赛  $B$  和与之对应的理想比赛  $A$ ：

- $\mathbf{X}_A$  为  $X_B$  的概率密度函数。换句话说<sup>7</sup>：

$$\Pr[X_B \leq x_0] = \int_0^{x_0} \mathbf{X}_A(x) dx, \quad \forall x_0 \in [0, 1]$$

<sup>6</sup>和之前类似，这里之所以不写  $\Delta_B = \delta$ ，是因为取等概率为 0

<sup>7</sup>也可以直观地理解为： $\Pr[X_B \approx x_0] = \mathbf{X}_A(x_0)$



- $\Delta_A$  为  $\Delta_B$  的概率密度函数。换句话说<sup>8</sup>:

$$\Pr[\Delta_B \leq \delta_0] = \int_{-\infty}^{\delta_0} \Delta_A(\delta) d\delta, \quad \forall \delta_0 \in \mathbb{R}$$

证明比较显然, 这里略去。下面考虑  $X_B, \Delta_B$  间的独立性带来的性质。

**命题 2.8.** 对现实比赛  $B$  和与之对应的理想比赛  $A$ , 如果  $X_B$  与  $\Delta_B$  独立, 则:

$$\mathbf{H}_A(x_0, \delta_0) = \mathbf{X}_A(x_0) \Delta_A(\delta_0), \quad \forall (x_0, \delta_0) \in [0, 1] \times \mathbb{R} \quad (4)$$

更进一步, (4) 是  $X_B$  与  $\Delta_B$  独立的充要条件。

证明.

$$\begin{aligned} & \Pr[(\Delta_B \leq \delta_0) | (X_B = x_0)] = \Pr[\Delta_B \leq \delta_0], \quad \forall (\delta_0 \in \mathbb{R}, \Pr[X_B = x_0] > 0) \\ \Leftrightarrow & \left( \int_{-\infty}^{\delta_0} \mathbf{H}_A(x_0, \delta) d\delta \right) / \mathbf{X}_A(x_0) = \int_{-\infty}^{\delta_0} \Delta_A(\delta) d\delta, \quad \forall (\delta_0 \in \mathbb{R}, \mathbf{X}_A(x_0) > 0) \\ \Leftrightarrow & \frac{\mathbf{H}_A(x_0, \delta_0)}{\mathbf{X}_A(x_0)} = \Delta_A(\delta_0), \quad \forall (\delta_0 \in \mathbb{R}, \mathbf{X}_A(x_0) > 0) \\ \Leftrightarrow & (4) \end{aligned}$$

最后一步中还需要特别考虑  $\mathbf{X}_A(x_0) = 0$  的情况, 不难自行补全。 □

**定义 2.9** (简单理想比赛). 如果理想比赛  $A$  满足 (4) 式, 则称它是简单的。

由命题2.8, 对于简单理想比赛  $A$ , 从  $\mathbf{X}_A, \Delta_A$  可唯一确定  $\mathbf{H}_A$ , 进而能够确定  $\mathbf{C}_A$ 。

---

<sup>8</sup>也可以直观地理解为:  $\Pr[\Delta_B \approx \delta_0] = \Delta_A(\delta_0)$

**命题 2.10** (简单理想比赛的分数分布函数). 对简单理想比赛  $A$  :

$$C_A(s) = \int_0^1 \mathbf{X}_A(x) \Delta_A(s-x) dx, \quad \forall s \in \mathbb{R}$$

证明显然, 这里略去。

### 2.3 几个关键的假设

为了使得后续分析成为可能, 我们还需要对真实情况作一些近似处理。近似处理的具体方式由本小节的几个假设给出。

**假设 2.11.** 对任何一个信息学(现实)比赛  $B$ , 都存在符合定义2.2的理想比赛  $A$  与其对应。

**假设 2.12.** 对任何一个现实比赛, 如果它的规则基于 COI 或 IOI 赛制, 则它对应的理想比赛是简单的。

**假设 2.13.** 考虑所有基于 COI 或 IOI 赛制的现实比赛, 考察它们对应的理想比赛的偏移量分布, 这些分布应该是相似的, 即它们应该有相同的形式, 即使其中的参数可能有不同的取值。

在给出下一个假设之前, 还需要定义一个概念。

**定义 2.14** (缩放等价). 对简单理想比赛  $A_1, A_2$ , 当存在线性映射  $f(x) = \alpha x + \beta$  ( $\alpha \in \mathbb{R}_{>0}, \beta \in \mathbb{R}$ ) 同时满足以下条件时, 称  $A_1, A_2$  缩放等价, 称  $f$  为  $A_1, A_2$  间的等价映射:

1.  $f(1) = 1$
2.  $\Delta_{A_2}(\alpha\delta) = \Delta_{A_1}(\delta) \cdot \alpha^{-1}, \quad \forall \delta \in \mathbb{R}$
3.  $\bar{\mathbf{X}}_{A_2}(f(x)) = \bar{\mathbf{X}}_{A_1}(x) \cdot \alpha^{-1}, \quad \forall x \in \mathbb{R}$ , 其中

$$\bar{\mathbf{X}}(x) = \begin{cases} 0 & x \notin [0, 1] \\ \mathbf{X}(x) & x \in [0, 1] \end{cases}$$

如果上述映射  $f$  只满足条件1和3, 则称  $A_1, A_2$  弱缩放等价, 称  $f$  为  $A_1, A_2$  间的弱等价映射。

**命题 2.15** (缩放等价的实际含义). 对缩放等价的  $A_1, A_2$  及其等价映射  $f$ , 有以下关系<sup>9</sup>:

$$1. \int_{-\infty}^{\delta_0} \Delta_{A_1}(\delta) d\delta = \int_{-\infty}^{\alpha\delta_0} \Delta_{A_2}(\delta) d\delta, \quad \forall \delta \in \mathbb{R}$$

$$2. \int_{-\infty}^{x_0} \bar{\mathbf{X}}_{A_1}(x) dx = \int_{-\infty}^{f(x_0)} \bar{\mathbf{X}}_{A_2}(x) dx, \quad \forall x \in \mathbb{R}$$

对于弱缩放等价类似。

证明. 先来看关于  $\Delta_{A_1}, \Delta_{A_2}$  的部分:

$$\begin{aligned} \int_{-\infty}^{\delta_0} \Delta_{A_1}(\delta) d\delta &= \int_{-\infty}^{\delta_0} \Delta_{A_2}(\alpha\delta) \alpha d\delta \\ &= \int_{-\infty}^{\alpha\delta_0} \Delta_{A_2}(\alpha\delta) \alpha d(\alpha\delta) \cdot \alpha^{-1} \\ &= \int_{-\infty}^{\alpha\delta_0} \Delta_{A_2}(t) dt \end{aligned}$$

对于  $\bar{\mathbf{X}}_{A_1}, \bar{\mathbf{X}}_{A_2}$  同理, 这里不再重复。 □

**假设 2.16.** 对现实比赛  $B_1$  (对应理想比赛  $A_1$ ) 和  $B_2$  (对应理想比赛  $A_2$ ), 如果

- $B_1, B_2$  的规则都基于 COI 或 IOI 赛制
- $B_1, B_2$  的规则在除了赛制外的各方面均相同
- $B_1, B_2$  的参赛人群相同

---

<sup>9</sup>可以直观理解为: 现实比赛  $B_1$  (对应于  $A_1$ ) 中的分数, 经过  $f: x \mapsto \alpha x + \beta$  的变换之后, 变成了现实比赛  $B_2$  (对应于  $A_2$ ) 中的分数

则  $A_1, A_2$  一定缩放等价。如果  $B_1, B_2$  满足条件2.16和2.16, 则  $A_1, A_2$  一定弱缩放等价。

对这些假设无法予以严格的证明, 但在此可以列举一些感性的理由, 来说明它们大体上是可靠的。

1. 如果假设所有比赛在考查角度上没有差异 (因为我们只关心普遍的统计特征, 所以这种假设是合理的), 那么一名选手的解题能力 (即, 能够在比赛中解出多大难度的题目) 就一定是固定的。

2. 当组题人为一场比赛选择题目、出题人为命制的题目设置部分分时, 他们会有意识地给较难的任务设置较高的分值、给较简单的任务设置较低的分值, 而具体多高、多低, 则取决于他们心中作的判断。虽然不同的人可能作出不一样的判断, 但这些判断应该大体上是“成比例”的。例如: 张三认为算法 2 应当获得三倍于算法 1 的得分、李四认为算法 2 应当获得 2.5 倍于算法 1 的得分, 这两种判断在比例上是大致相符的。

3. 综合1和2, 我们知道了: 每个选手的能力可以看作是不变的; 选手比赛中完成的任务难度与所获分数间的关系, 这一关系在不同比赛之间应该是“成比例”的。所以只要选手集合不变, 不同比赛的“选手期望得分构成的分布”也应该是“成比例”的 (特别地, 这两个分布的最大值也应该是相对应的, 所以在定义2.14中要求  $f(1) = 1$ )。这就为假设2.16关于期望值分布的部分和对  $f(1) = 1$  的要求提供了依据。

4. 根据经验, 一名选手考场发挥的稳定与否与水平高低等因素没有明显的相关性; 所以虽然不同选手的稳定性存在差异, 但是在样本很大时, 这种差异不会给统计结果带来较大的系统性的偏差, 因此我们近似地认为所有选手水平发挥的稳定性是相同的。又因为得分与实际表现出的能力是“成比例”的, 所以所有选手比赛得分的稳定性也是相同的。这为假设2.12和假设2.13提供了依据。

5. 不同的比赛因为比赛天数、试题数目等的不同, 可能导致选手得分稳定性的不同 (一般来说比赛天数越多, 选手得分越稳定)。但如果两场比赛的天数、题数 (算作比赛规则的一部分) 等都相同, 就可以用4中的论证, 来为假设2.16关于偏移量分布的部分提供依据。

6. 真实的比赛中“离散”的特性——比如选择题三分一道——可以在理想化的模型中忽略。这样在人数趋于无穷时，我们很容易想到：其各种统计数据会是“连续”的。因此2.11是一个很自然的假设。

7. 根据经验，在 COI 赛制中表现好的选手，在 IOI 赛制往往表现也很好；反之亦然。因此 COI/IOI 赛制间的差异至多会对选手期望得分的分布起到缩放的作用，而不会带来本质的改变。类似地，选手在 COI/IOI 赛制中发挥稳定性的差异，也只有量的差别而无质的差别。所以，认为 COI/IOI 赛制的比赛有着本质相同（即在缩放后完全相同）的期望值分布、偏移量分布，是合理的。

8. 假设2.12会带来一个问题：如果一名选手的期望得分十分接近 0，但他的分数波动的幅度仍被认为与其他选手相同，就会使他可能考出“负分数”，并使得分数分布函数在负数处的点值非零。由于本文只研究近似的结果，且考虑到该现象并不会十分显著（因为一场比赛中只会有很少的选手期望得分接近 0），所以可以容忍这一不合理的现象。

### 3 偏移量分布的测量

由假设2.13，COI/IOI 赛制下偏移量分布有一定的形式。本节中，将利用过往比赛的分数数据得到偏移量分布的形式。

#### 3.1 数据的获取

数据来自以下三场比赛：

- 2018 年北大集训（字母标号 i）
- 2019 年北大集训（字母标号 i）
- 2020 年北大集训（字母标号 i）

选用它们的原因是，北大集训包含连续进行的四场考试，更多的考试场数使得我们能够更精确地估计每一名选手的期望分数。

这些比赛的参赛情况见表2。

	参赛总人数	正式选手人数	非正式选手人数	选拔人数
北大集训 2018	约 60	50	约 10	15
北大集训 2019	约 70	50	约 20	15
北大集训 2020	约 90	50	约 40	30

表 2: 三场比赛的参赛情况

根据经验判断, 这三场比赛中并非所有选手都全情投入。因此为了保证数据可靠性, 对每场比赛只取总排名<sup>10</sup>中最靠前的  $1.5K \sim 2K$  名选手的数据, 其中  $K$  表示当场比赛的选拔人数。具体地说: 北大集训 2018 取前 30 名、北大集训 2019 取前 30 名、北大集训 2020 取前 50 名。另外为保证比赛之间的统一性, 后文中在计算考试分数标准差时, 每场比赛只取总排名中前 30 名的分数。

### 3.2 数据的加工处理

三场比赛的参赛选手共计 110 人次, 我们将他们视为 110 名不同的选手。三场比赛共计 12 场考试, 我们将它们视为 12 个不同的现实比赛。参加这些现实比赛的共计 440 人次。

虽然这 12 个现实比赛的参赛人群是相同的 (国家集训队选手和精英培训选手), 但它们在题目难度等方面并不相同, 如果直接将它们的数据汇总起来的话, 会使得数据失去意义。为解决这一问题, 我们需对比赛得分进行变换。

**命题 3.1.** 对缩放等价的理想比赛  $A_1, A_2$  及其等价映射  $f(x) = \alpha x + \beta$ , 有

$$\alpha = \frac{\text{Stddev}[C_{A_2}]}{\text{Stddev}[C_{A_1}]}$$

其中  $\text{Stddev}[F]$  表示以  $F$  为概率密度函数的随机变量<sup>11</sup>的标准差。

<sup>10</sup>总排名中按每天标准分总和降序排列

<sup>11</sup>换句话说, 这样的随机变量  $Y$  满足  $\Pr[Y \leq t] = \int_{-\infty}^t F(s)ds, \quad \forall t \in \mathbb{R}$

另外注意到由  $f(1) = 1$  可得  $f(x) = 1 - \alpha(1 - x)$ ，所以不必再考虑  $\beta$  的取值。

证明.

$$\begin{aligned}
 C_{A_1}(s) &= \int_0^1 \mathbf{X}_{A_1}(x) \Delta_{A_1}(s - x) dx \\
 &= \int_{-\infty}^{+\infty} \mathbf{X}_{A_1}(x) \Delta_{A_1}(s - x) dx \\
 &= \int_{-\infty}^{+\infty} (\overline{\mathbf{X}}_{A_2}(\alpha x + \beta) \cdot \alpha) (\Delta_{A_2}(\alpha(s - x)) \cdot \alpha) dx \\
 &= \int_{-\infty}^{+\infty} \alpha^2 \overline{\mathbf{X}}_{A_2}(\alpha x + \beta) \Delta_{A_2}(\alpha s + \beta - (\alpha x + \beta)) d(\alpha x + \beta) \cdot \alpha^{-1} \\
 &= \alpha \int_{-\infty}^{+\infty} \overline{\mathbf{X}}_{A_2}(t) \Delta_{A_2}((\alpha s + \beta) - t) dt \\
 &= \alpha C_{A_2}(\alpha s + \beta), \quad \forall s \in \mathbb{R}
 \end{aligned}$$

设连续型随机变量  $Y_1$  满足其概率密度函数为  $C_{A_1}$ ， $Y_2$  满足其概率密度函数为  $C_{A_1}$ ，则  $\alpha Y_1 + \beta$  与  $Y_2$  同分布。从而<sup>12</sup>  $\text{Var}[Y_2] = \text{Var}[\alpha Y_1] = \alpha^2 \cdot \text{Var}[Y_1]$ ，于是  $\text{Stddev}[Y_2] = \alpha \cdot \text{Stddev}[Y_1]$ 。□

结合等价映射的实际含义和命题3.1，可以得到对前述 12 个现实比赛  $B_{1...12}$  的分数做变换的方法：

**步骤 1.** 记  $B_{1...12}$  对应的理想比赛为  $A_{1...12}$ 。

**步骤 2.** 构造  $A'_{1...12}$  满足  $A_i$  与  $A'_i$  缩放等价，且等价映射为  $f_i(x) = 1 - \frac{1-x}{c \cdot \text{Stddev}[C_{A_i}]}$ 。这里  $c = 4$  为根据实际数据所选取的固定常数，用来避免产生负分数。

---

<sup>12</sup>这里  $\text{Var}[Y]$  表示随机变量  $Y$  的方差

**步骤 3.** 则  $A'_{1...12}$  这 12 个理想比赛完全相同（即它们的综合分布函数相同），且与  $A_{1...12}$  中的每一个缩放等价。

另外须注意，根据定义2.3的步骤2，我们需要对每个现实比赛  $B_i$  确定选手期望分数的最大值  $M_{B_i}$ 。这里可以用实际分数的最大值来近似地代替期望分数的最大值。

因为  $A'_{1...12}$  与  $A_{1...12}$  中的每一个缩放等价，所以我们只需测量  $A'_{1...12}$  的偏移量分布，即可得到结论。现在开始目标将转为测量  $A'_{1...12}$  的偏移量分布；为便于表述，记  $B'_{1...12}$  表示  $A'_{1...12}$  对应的现实比赛。

现在我们得到了 12 个完全相同的理想比赛  $A'_{1...12}$ ，和每个理想比赛对应的现实比赛的分数数据；而因为  $A'_{1...12}$  完全相同，所以所有这些分数数据可以直接合并。现在我们有了一个理想比赛（记为  $A'$ ，对应现实比赛  $B'$ ）和对应的 440 名选手的分数数据。原先的 110 名选手，每人对应着  $B'$  中的 4 名选手。

对于 110 名选手中的每一位，为了能够对比他在  $B'$  中的期望分数和他的四个“分身”的实际分数，我们还需要估算前者的值。这里可以用该名选手在他所参加的 4 场现实比赛  $B'_i$  中的平均分，来近似地代替在  $B'$  中的期望分数。

综上所述，我们会按如下的流程来加工分数数据：

**步骤 1.** 对 12 场考试中的每一场，将其中每一名选手的分数除以该场考试的最高分<sup>13</sup>，并以此代替原始分数。

**步骤 2.** 对 12 场考试中的每一场，计算总排名前 30 的选手的分数标准差  $\sigma$ （这里的分数是指步骤1中得到的商），然后将其中每个选手的分数  $x$  施以变换<sup>14</sup>  $x \mapsto 1 - \frac{1-x}{4\sigma}$ ，并以此代替原始分数。

**步骤 3.** 对 110 名选手中的每一位，计算他在 4 场考试中的平均分，然后计算他在每场考试中的得分与这一平均分的差。

这样可以对每名选手计算出 4 个差值，共计 440 个值，每个值都表示

<sup>13</sup>即信息学比赛中计算标准分的过程

<sup>14</sup>除以标准差这一步的作用也可简单理解为，消除题目区分度不同所带来的影响



一名选手在一场比赛中实际得分与期望得分的差距。这 440 个值即对应着随机变量  $\Delta_{B'}$  的取值，它们将会是下一小节的分析对象。

### 3.3 拟合的方法和结果

观察上一小节中获得的 440 个数值的分布情况，发现：

- 整个分布大体上对称，且以 0 为对称中心。
- 数值的分布中间稠密、两边稀疏，所有数值的绝对值都小于 1。
- 分布的形状类似钟形曲线。

受此启发，尝试用正态分布曲线来拟合这些数值。具体方法如下：

**步骤 1.** 对于  $t = -1.0, -0.9, \dots, 1.0$ ，计算：落在  $[t - 0.05, t + 0.05)$  中的数值个数与总个数 440 的比值。这个比值记作  $c(t)$ 。

**步骤 2.** 在平面直角坐标系中画出  $t - c(t)$  散点图。

**步骤 3.** 选取合适的参数  $\sigma > 0$ ，以使得函数

$$f(t) = \int_{t-0.05}^{t+0.05} P_{\sigma^2}(x) dx$$

的图像与这些  $t - c(t)$  数据点尽可能贴近。

这里  $P_{\sigma^2}$  表示期望值为 0、方差为  $\sigma^2$  的正态分布（用  $N(0, \sigma^2)$  表示）的概率密度函数，满足

$$P_{\sigma^2}(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp\left(-\frac{x^2}{2\sigma^2}\right)$$

再记

$$R_{\sigma^2}(t) = \int_{-\infty}^t P_{\sigma^2}(x) dx$$

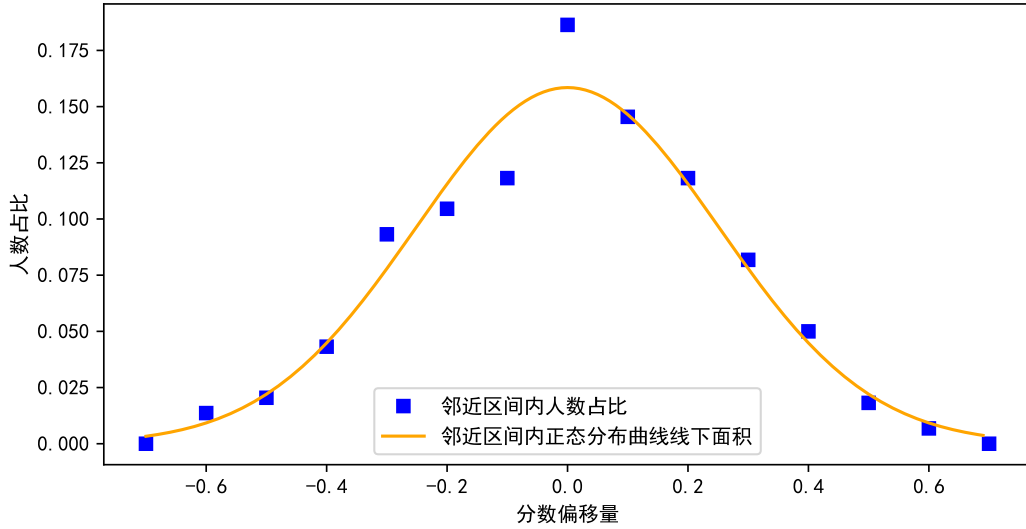


图 2: 散点图和拟合结果

为正态分布  $N(0, \sigma^2)$  的累积分布函数, 则有<sup>15</sup>  $R_{\sigma^2}(t) = \left(1 + \operatorname{erf}\left(\frac{x}{\sqrt{2}\sigma}\right)\right)/2$ , 其中  $\operatorname{erf}$  表示误差函数。

最后注意到

$$\int_{t-0.05}^{t+0.05} P_{\sigma^2}(x) dx = R_{\sigma^2}(t + 0.05) - R_{\sigma^2}(t - 0.05)$$

于是在进行拟合的过程中我们可以方便地计算这一定积分。

图2展示了拟合的结果。可以看到, 除了约 3 个数据点以外, 其余数据点均与曲线贴合紧密。为了验证这些数据是否确实服从正态分布, 还需绘制 Q-Q 图来进行检验。

图3展示了所绘制的 Q-Q 图。注意, 该图的坐标轴经过缩放, 故坐标轴上标注的数值仅能代表相对的比例关系。

图3中有 440 个蓝色叉号, 所有叉号的横坐标、纵坐标非严格递增。其中第  $k$  个叉号 ( $1 \leq k \leq 440$ ) 对应着 440 个数值中的第  $k$  小值  $val_k$ , 叉号

<sup>15</sup>误差函数  $\operatorname{erf}$  没有闭合形式, 这个式子可以视为  $\operatorname{erf}$  函数的定义式

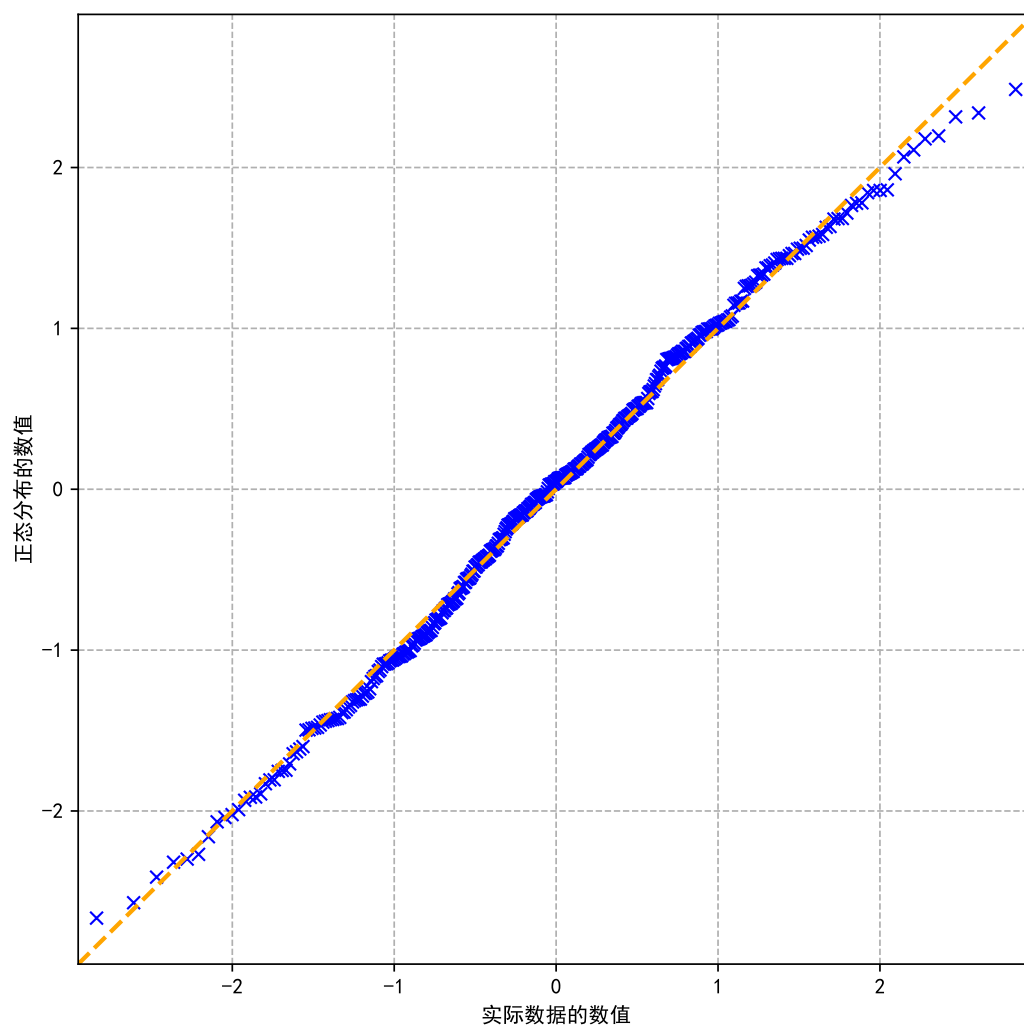


图 3: Q-Q 图，关于比赛分数差值数据和正态分布绘制

的横坐标  $x_k$  等于对应的数值  $val_k$ ，而叉号的纵坐标  $y_k$  等于：440 个服从正态分布  $N(0, \sigma^2)$  的数值中，第  $k$  小值的期望；其中的  $\sigma$  是待定的参数。可以证明  $y_k$  满足  $R_{\sigma^2}(y_k) = \frac{k}{440+1}$ ，于是由这一关系可以求出  $y_k$ 。

如果这 440 个数值服从  $N(0, \sigma^2)$  的话，容易想到应该有  $x_k \approx y_k$ ，也就是说所有叉号落在直线  $y = x$  附近。我们通过选取合适的  $\sigma > 0$  来让叉号尽可能贴近直线  $y = x$ ，最终的结果就是图3。可以看到，叉号与直线紧密贴合，所以这些数据确实服从正态分布<sup>16</sup>。又由假设2.13，这一规律对任何 COI/IOI 赛制的比赛都成立。

**定理 3.2** (偏移量分布的形式). 对任何基于 COI 或 IOI 赛制的现实比赛，其对应的理想比赛的偏移量分布是期望值为 0 的正态分布。

## 4 选手整体水平的估计

本节将借助联赛初赛（字母标号 a）和联赛复赛（字母标号 b）的分数数据，来估计全国信息学竞赛选手整体水平的分布情况。

选手的“水平”是一个模糊的概念；为了将其量化，我们将用一名选手在联赛复赛中的期望分数来衡量这名选手的水平。

虽然由假设2.16，不同年份的联赛复赛（所对应的理想比赛）是缩放等价的；但它们毕竟不相同，因此“在联赛复赛中的期望分数”这一概念需要澄清。4.1小节将处理这一问题，并完成对复赛分数数据的初步分析。接着，4.2小节将从分数数据中，得到复赛在去除了初赛的筛选所带来的影响后，其（对应的理想比赛的）分数分布函数的表达式。最后，4.3小节将从分数分布计算出对应的期望值分布，这一分布即可体现全国选手整体水平的分布情况。

本节中会多次对现实情况作近似、作假设，于是也会不可避免地带来可观的误差。因此，本节的目标旨在估计而非精准计算，所得的结果仅能反映趋势而不保证精确。

---

<sup>16</sup>注意到，缩放坐标轴和改变  $\sigma$  的取值，这两种操作对图像的改变其实是完全相同的，所以缩放坐标轴不会影响结论的可靠性

	参赛人数	获奖人数	满分	最高分	获奖分数线
NOIP2016 复赛	约 8300	约 5900	600	600	100
NOIP2017 复赛	约 10300	约 6600	600	600	80
NOIP2018 复赛	约 12900	约 8000	600	600	120
CSP2019 复赛	约 13900	约 8800	600	600	80
总计	约 45400	约 29300			

表 3: 4 场比赛的相关数据

#### 4.1 复赛分数数据的获取、加工和拟合

数据来自以下 4 场比赛：

- NOIP2016 — 复赛（字母标号 b）
- NOIP2017 — 复赛（字母标号 b）
- NOIP2018 — 复赛（字母标号 b）
- CSP2019 — 复赛（字母标号 b）

之所以只采用 2016 年到 2019 年的比赛，是出于三个原因：

- 年代过于久远的比赛对当今的参考意义有限。
- 仅有的数据来源为 NOI 官网上的获奖名单公示，故只能取得获奖选手的分数信息。而自 2016 年起 CCF 更改了获奖规则，增加了获奖人数，使得可以获取的数据量大了许多。
- 2020 年的比赛规则有所更改（两天六题改为一天四题），所以假设 2.16 不再能保证 2020 年复赛与其他年份复赛缩放等价。

表 3 展示了关于这 4 场比赛的几项统计数据。

由假设 2.16，这 4 场现实比赛（所对应的理想比赛）是缩放等价的。进而由命题 3.1，这 4 场现实比赛所对应的理想比赛，在对分数作变换（变换方式见 3.2 小节）后，将成为完全相同的理想比赛。

于是，与 3.2 小节类似，数据加工将按以下步骤进行：

**步骤 1.** 将所有比赛中所有选手的分数除以当场比赛的最高分（也就是

计算标准分；注意到最高分等于满分），用以代替原始分数。

**步骤 2.** 去除所有  $< 0.2$  的分数。这是因为在这 4 场比赛中，获奖分数线与最高分的商的最大值为 0.2；这意味着分数低于 0.2 的选手中有一部分未能获奖，于是这些选手中其余部分的数据也失去意义，因此一并剔除。

**步骤 3.** 对每场比赛计算分数标准差  $\sigma$ ，然后对分数作变换  $R: x \mapsto 1 - \frac{1-x}{5.52\sigma}$ ，并用变换结果代替原分数。使用系数 5.52 的理由稍后说明。

**步骤 4.** 对每场比赛计算最低分，取所得的 4 个最低分的最大值  $T$ ，并剔除所有  $< T$  的分数。这一步的理由与步骤 2 中的类似：分数低于  $T$  的部分选手未能获奖，故将这些选手连同已获奖的那些一并剔除。计算可得  $T \approx 0.200$ ，与步骤 2 中的阈值保持一致；这正是系数 5.52 的主要作用。

**步骤 5.** 现在所有这些分数数据属于同一理想比赛  $A$ （满足  $A$  与原先 4 个现实比赛所对应的理想比赛缩放等价），将它们汇集起来即可。注意到我们所取得的并非完整的分数数据，而只是  $\geq 0.2$  的那一部分分数。

本节中我们约定使用理想比赛  $A$  作为衡量选手水平的标尺，也就是说我们将用一名选手在  $A$  中的期望分数，来代表该名选手的水平。后文中如果作为一个现实比赛提到“联赛复赛”，则默认指  $A$  对应的现实比赛。

经过上述加工后，我们得到了 22093 个落在  $[0.2, 1]$  之中的分数数据。由命题 2.5，这些数据应当服从  $C_A$  所描述的概率分布。

接下来我们将确定函数  $C_A: (0, 1) \rightarrow \mathbb{R}_{\geq 0}$ ，满足在任何一个区间  $(a, b)$  上， $C_A$  的定积分在数值上约等于：分数落在  $(a, b)$  中的选手人数，与总人数 45400 的比值。

在对十余种常见函数和常见概率分布进行拟合之后，我们发现对数函数  $f(s) = -\log(s)$  满足前述要求，且与已获得数据的贴合程度大幅好于所尝试的其他函数。此外，不难验证对数函数  $f(s) = -\log(s)$  在  $(0, 1)$  上非负且定积分等于 1，因此是一个合法的分数分布函数。以下将在实际数据和据对数函数计算出的数值之间进行比对，并展示结果。

**步骤 1.** 对于  $t = 0.25, 0.35, \dots, 0.95$ ，计算：落在  $[t - 0.05, t + 0.05]$  中的分数个数与总人数 45400 的比值。这个比值记为  $c(t)$ 。

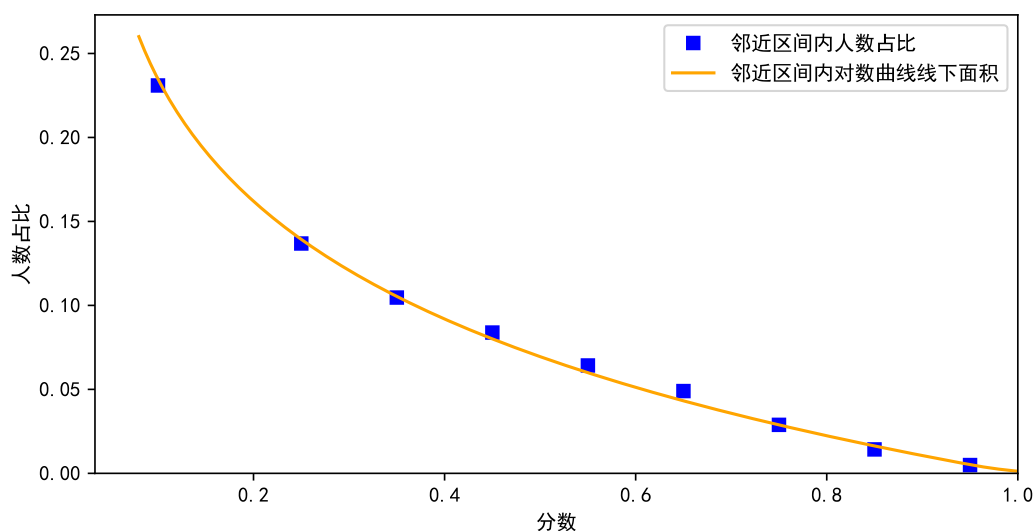


图 4: 散点图和拟合结果

**步骤 2.** 关于  $< 0.2$  的分数段, 我们不了解其中具体的分数分布, 只知道这一部分共有  $45400 - 22093 = 23307$  人, 占比  $\frac{23307}{45400} \approx 0.513$ 。为了与步骤4.1中的数据统一, 我们将数值 0.513 乘以

$$\frac{\int_{0.05}^{0.15} -\log(s)ds}{\int_0^{0.2} -\log(s)ds}$$

以将其换算为分数段  $(0.05, 0.15)$  上的人数占比, 并记作  $c(0.1)$ 。

。

**步骤 3.** 在平面直角坐标系中画出  $t - c(t)$  散点图。

**步骤 4.** 检查函数

$$f(t) = \int_{t-0.05}^{t+0.05} -\log(x)dx$$

的图像是否与  $t - c(t)$  散点图吻合。

图4展示了比对的结果。可以看到全部数据点与曲线贴合紧密, 且算得

残差平方和约为  $9.2 \cdot 10^{-5}$ ，显示出了较好的拟合效果。基于此，我们确定取  $C_A(s) = -\log(s)$ 。

**命题 4.1.**  $C_A(s) = -\log(s)$ ，其中  $s \in (0, 1]$  且  $A$  是根据 4.1 小节中描述的过程所确定的理想比赛。

## 4.2 结合初赛的分析

这一小节将对于复赛所对应的理想比赛  $A$ ，在去除了初赛的筛选性所带来的影响后，计算所得的新的理想比赛（记为  $A'$ ）的分数分布函数。其中，4.2.1 小节将给出初赛分数数据的来源，4.2.2 小节将结合这些数据给出关于初赛的几个假设；第 4 节的其余部分都将依赖于这些假设。4.2.3 小节将计算初复赛（所对应理想比赛）的偏移量分布的标准差，以为 4.2.4 小节中  $C_{A'}$  的计算做好准备。

### 4.2.1 初赛分数数据的获取

分数数据采用 NOIP2018 初赛北京赛区的成绩。该场比赛共 781 人获得非零分数（零分视为缺考），其中 536 人晋级复赛并获得非零分数；该场比赛满分 100 分，最高分 96 分，晋级分数线约为 35 分；全国最高分为 100 分。有关初赛的全部数据获取自官方网站上的成绩公示。

采用该场比赛的原因：后续分析需要分数表上包含选手姓名；而笔者所能找到的其他年份、其他省市的成绩公示，均未包含这一信息。

知道了选手姓名，我们就可以查询该名选手在 NOIP2018 复赛中的得分。通过这种方式，我们获得了 536 名晋级者的初赛和复赛分数。由于官方网站上的成绩公示仅包括获奖选手，这里所使用的北京选手复赛分数是按民间数据测试出的成绩。

除此以外，在 4.2.4 小节中，还将使用 CSP2019 初赛的全国分数数据，这些数据从官方网站上各省市发布的成绩公示汇总得到。CSP2019 初赛报名人数 48812 人，由于个别省份仅公示了晋级选手或未缺考选手的分数，最终收集到 47264 人的数据。



全国分数数据的来源之所以采用 CSP2019, 是因为自 2019 年起才有完整的初赛分数公示。

#### 4.2.2 关于初赛的几个假设

不同于复赛, 信息学联赛的初赛是分省考试、分省排名的, 这会给本文的分析带来很大困难。为了规避这一问题, 我们作如下假设:

**假设 4.2.** 每一年的联赛初赛为全国统一考试、统一排名, 全国范围内分数最高的若干名选手晋级复赛。

作出这一假设, 意味着忽略不同省市间选手水平和竞争激烈程度上的差异, 并用全国整体的选手水平和竞争激烈程度来代替之。即使如此, 我们一般也并不能直接用一个地区的数据来“代表”全国的数据, 而是只有在所研究的量与地域没有明显关联时 (例如 4.2.3 小节中研究同一名选手的初赛得分与复赛得分间的关系) 才能这样做。

在给出下一个假设前, 先对 2018 北京初赛的分数做一点分析。

**步骤 1.** 将 536 名晋级选手按初赛分数分组: 分数在  $[30, 40)$  中的、在  $[40, 50)$  中的、……、在  $[90, 100)$  中的, 分别分为一组, 共计 7 组。

**步骤 2.** 对每一组计算初赛平均分和复赛平均分。

**步骤 3.** 对每一组, 以复赛平均分为横坐标、初赛平均分为纵坐标, 将数据点画在二维平面上, 并将这些数据点连成折线图。

所得的折线图如图 5 所示。可以看到, 这些数据点近似地连成一条直线; 这提示我们, 初赛分数与复赛分数之间存在一个线性的对应关系。

基于这一观察, 我们作出如下假设:

**假设 4.3.** 记现实比赛  $B_1$  为联赛初赛, 取参赛人群为实际晋级复赛的全体选手; 记现实比赛  $B_2$  为联赛复赛; 则  $B_1, B_2$  对应的理想比赛缩放等价。

注意: “取参赛人群为实际晋级复赛的全体选手”这一规定, 只限制了参赛人群, 而并未要求这些选手在理想比赛中的分数也一定得达到晋级的

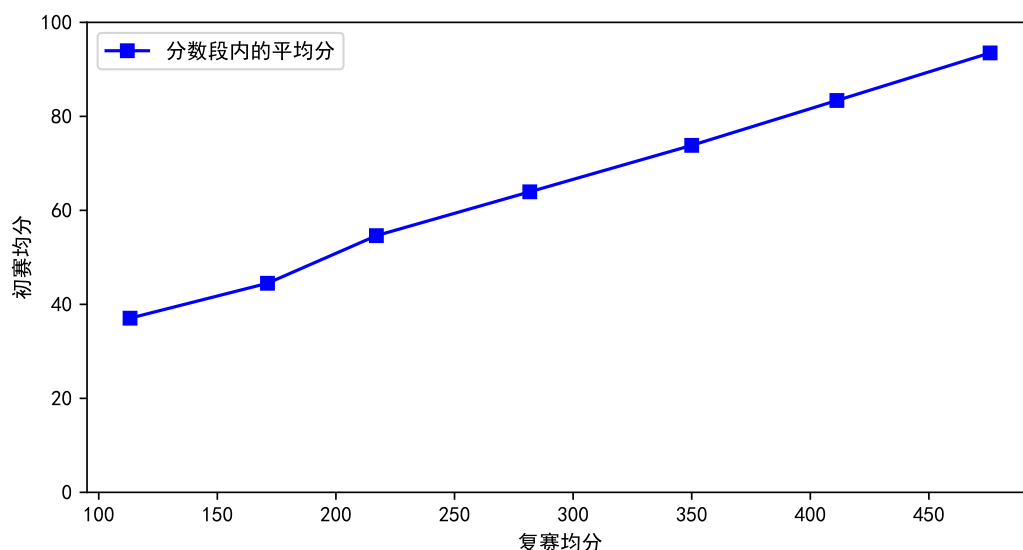


图 5: 平均分折线图

标准。也就是说, 虽然我们只取那些在现实中达到了晋级分数线的选手, 但在构造对应的理想比赛时, 我们忽略现实中发生了什么, 仍然只考察每名选手分数波动的概率分布和他的期望分数。

关于这一假设需要作几点说明:

1. 2.3小节中, 我们在为假设2.16予以辩护时, 断言了“一名选手的水平是固定的, 不会随比赛的改变而改变”。但是, 由于考察内容的不同, 一名选手在  $B_1$  和  $B_2$  中的能力差异可能较大, 故上述断言在将初赛 (即  $B_1$ ) 加入考虑范围后似乎不再成立。

2. 为了使前述断言仍然成立, 在4.2小节内, 我们需暂时改变命题2.3中“期望得分”这一概念的所指, 将其改为: 一名选手在  $B_1, B_2$  中 (在按最高分和标准差折算后) 期望分数的平均值。这会改变从现实比赛构造理想比赛的方式, 并使得  $B_1, B_2$  所对应理想比赛的期望值分布和偏移量分布发生变化, 变化后  $B_1, B_2$  所对应的理想比赛分别记作  $F_1, F_2$  (所以  $A$  和  $F_2$  的区别, 就是概念更改前和更改后的区别)。显然, 此时  $F_1, F_2$  的期望值分布在经过缩放后是相同的。

3. 这样更改后,  $\Delta_{B_2}$  的值也发生了变化。原先  $\Delta_{B_2}$  的取值等于选手实际表现与真实能力 (即期望表现) 的差; 现在它的值还要在此基础上加上选手在复赛单项上的能力与初、复赛综合能力的差。但是, 只要“单项能力减综合能力”这一随机变量服从正态分布, 新的  $\Delta_{B_2}$  也一定服从正态分布——因为服从正态分布的独立随机变量之和依然服从正态分布。另一方面, 假如在原先定义下的随机变量  $\Delta_{B_1}$  服从正态分布, 则对新的  $\Delta_{B_1}$  可做与刚才类似的论证。

4. 关于  $F_1, F_2$  间的缩放等价性, 第2条对期望值分布的缩放等价予以了说明, 第3条对偏移量分布的缩放等价予以了说明; 这些说明都有一些感性的成分, 它们仅用作对假设4.3含义的澄清, 而并非尝试对其予以证明。需要注意, 由于我们对概念的修改, 关于  $F_1, F_2$  的期望值分布、偏移量分布所作的一切讨论, 在4.2小节之外均没有意义。但是  $F_1, F_2$  的分数分布不会受这一修改的影响, 故4.2小节计算出的分数分布函数会在后续分析中直接使用。

#### 4.2.3 计算偏移量分布的参数

先前已经说明, 理想比赛  $F_2$  的偏移量分布为正态分布  $N(0, \sigma^2)$ 。这一小节将基于4.2.1小节中获得的数据, 来测量该分布的标准差  $\sigma$ 。

**引理 4.4.** 独立随机变量  $X_1, X_2$  分别服从分布  $N(0, \sigma_1^2), N(0, \sigma_2^2)$ , 则  $X_1 + X_2$  服从分布  $N(0, \sigma_1^2 + \sigma_2^2)$ 。

证明见维基百科相应条目 [1], 这里不再重复。

由假设4.3, 在对  $F_1$  作线性的缩放变换  $T$  之后, 可以使其与  $F_2$  相同; 此时两者的偏移量分布均为  $N(0, \sigma^2)$ 。又注意到对现实比赛  $B_1, B_2$ , 其对应的随机变量  $\Delta_{B_1}, \Delta_{B_2}$  应当是独立的 (这里认为在定义2.3的步骤3中  $B_1, B_2$  共用同一个表示选手的随机变量  $p$ ), 所以由引理4.4,  $\Delta_{T[B_1]} + \Delta_{B_2}$  服从正态分布  $N(0, 2\sigma^2)$ 。因此, 选手在  $T[F_1]$  和  $F_2$  中的分数之差, 这一随机变量服从标准差为  $\sqrt{2}\sigma$  的正态分布; 只要测出它的标准差, 即可得到  $\sigma$  的取值。

容易想到以下测量方式：

**步骤 1.** 对  $F_1$  的分数作线性变换，使得变换后它的期望值、偏移量分布与  $F_2$  相同。

**步骤 2.** 对先前提到的 536 名选手，计算每名选手在  $F_2$  中的分数和在变换后的  $F_1$  中的分数之差。

**步骤 3.** 这 536 个差值应该服从正态分布，那么计算这些值的标准差即可。

但一个问题是，这 536 个差值并非真正服从正态分布。如果一名选手考出了大幅低于自己期望分数的分数，那么他进入这 536 人之列的机会就会大大降低；换句话说，这 536 个数据的取样方法是有选择性的，而且选择的方式倾向于实际分数高于期望分数的选手，因此这些数据不能代表整体的分布。

假如我们召集那些没有晋级的选手，让他们也参加复赛考试并记录他们的分数，再把这些分数和原有的 536 个数据汇总，就能获得完整、有代表性的数据。但实际上，我们也可以“假装”已经获得了未晋级选手的数据，并对全体数据进行分析；如果这个过程中“碰巧”没有用到任何一个未晋级选手的数据，我们事实上就在只凭借已有的 536 个数据的情况下完成了测量。以下给出一个这样的测量方式。

**步骤 1.** 对  $F_1$  的分数作线性变换，使得变换后它的期望值、偏移量分布与  $F_2$  相同。

**步骤 2.** 对先前提到的 536 名选手，计算每名选手在变换后的  $F_1$  中的分数和在  $F_2$  中的分数之差。（前者减后者）

**步骤 3.** 取出这些差值中前 35 大的值，则这些值可以视为：某一组服从正态分布的 781 个数（781 即初赛参赛人数），其中前 35 大的值。通过测量这些值可以得到正态分布的标准差。

在第3步中，之所以说这 35 个值为 781 个数中的最大值，是因为：

- 计算发现第 35 大的差值约等于 0.26，高于初赛晋级分数线经过变换后的值。又因为复赛分数不可能小于 0，所以任何一个未达到晋级分数线

的选手，其两试分数差值不可能达到 0.26。（计算发现 35 人中最底的初赛分数为 53 分，比晋级分数线高出近 20 分）

- 因此，除了 536 名晋级选手之外，其余选手不可能进入 35 人之列，故只考虑已有的 536 个数据是充分的。

在前述过程的步骤1中需要作分数变换，以下给出具体步骤。

**步骤 1.** 对于复赛分数  $s \in [120, 600]$ （120 为官方分数公示所覆盖的最低分数），计算该分数在全国范围内的排名  $c$ ，并将  $s$  映射到  $t \in [0, 1]$ ，满足

$$\frac{\int_t^1 -\log(x)dx}{\int_{0.186}^1 -\log(x)dx} = \frac{c}{N}$$

其中  $N = 8044$  为复赛不低于 120 分的选手总数，0.186 为最低分数 120 依4.1小节中的变换  $R$  映射到的值。

**步骤 2.** 对于低于 120 分的复赛分数，我们将  $[0, 120)$  均匀地映射到  $[0, 0.186)$  上去。以上两个步骤所描述的映射方式，保证了分数分布呈对数曲线，与命题4.1一致。

**步骤 3.** 计算北京初赛排名前 25% 选手（共 195 名）的分数标准差  $\sigma_1$ ，再对映射后的复赛分数计算北京选手前 195 名的分数标准差  $\sigma_2$ 。然后对于初赛分数  $s \in [0, 100]$ ，将其映射到  $1 - (1 - \frac{s}{100}) \cdot \sigma_2 / \frac{\sigma_1}{100}$ 。由命题3.1，这一映射方式保证了映射后两个理想比赛相同。这一步中只取前 25% 的理由：对于初赛期望分数离晋级分数线较近的选手，这些选手中有相当一部分未能进入复赛，故复赛在相应分数段的分布会比真实情况稀疏；只有把考察范围限制在分数足够高的选手，才能避免这一问题。

设得到的 35 个差值按降序排列为  $d_1, \dots, d_{35}$ ，考虑如何由此推断全体差值的标准差  $\sqrt{2}\sigma$ 。

这里采用最大似然估计，即选取一个  $\sigma$  以最大化：在全体差值服从  $N(0, 2\sigma^2)$  的条件下，测量得到  $d_1, \dots, d_{35}$  的概率。注意到这个概率实际上必定等于 0，但可以通过取极限规避这一问题。下式给出  $\sigma$  的计算方式，其中  $u_1, \dots, u_{781}$  表示随意排列的 781 个差值， $v_k$  表示  $u_1, \dots, u_{781}$  中的第  $k$

大值。

$$\begin{aligned}
& \lim_{\epsilon \rightarrow 0} \arg \max_{\sigma \in \mathbb{R}_{>0}} \Pr [v_k \in [d_k - \epsilon, d_k + \epsilon], \forall 1 \leq k \leq 35] \\
&= \lim_{\epsilon \rightarrow 0} \arg \max_{\sigma \in \mathbb{R}_{>0}} \binom{781}{35} \cdot 35! \cdot \prod_{k=1}^{35} (R_{2\sigma^2}(d_k + \epsilon) - R_{2\sigma^2}(d_k - \epsilon)) \cdot R_{2\sigma^2}(d_{35})^{746} \\
&= \lim_{\epsilon \rightarrow 0} \arg \max_{\sigma \in \mathbb{R}_{>0}} (2\epsilon)^{-35} \cdot \prod_{k=1}^{35} (R_{2\sigma^2}(d_k + \epsilon) - R_{2\sigma^2}(d_k - \epsilon)) \cdot R_{2\sigma^2}(d_{35})^{746} \\
&= \lim_{\epsilon \rightarrow 0} \arg \max_{\sigma \in \mathbb{R}_{>0}} \prod_{k=1}^{35} \frac{R_{2\sigma^2}(d_k + \epsilon) - R_{2\sigma^2}(d_k - \epsilon)}{2\epsilon} \cdot R_{2\sigma^2}(d_{35})^{746} \\
&= \arg \max_{\sigma \in \mathbb{R}_{>0}} \left( \prod_{k=1}^{35} R'_{2\sigma^2}(d_k) \right) \cdot R_{2\sigma^2}(d_{35})^{746} \\
&= \arg \max_{\sigma \in \mathbb{R}_{>0}} 746 \cdot \log(R_{2\sigma^2}(d_{35})) + \sum_{k=1}^{35} \log(P_{2\sigma^2}(d_k))
\end{aligned}$$

至此，问题完全转化为一个最优化问题。最优化方法采用 SciPy 提供的 BFGS 算法的实现 [2]，算得  $\sigma \approx 0.109$ 。

图6中的橙色曲线展示了差值的概率分布，35 条蓝色竖线表示实际测得最大的 35 个差值在其中的位置。

**命题 4.5.**

$$\Delta_{T[F_1]}(\delta) = \Delta_{F_2}(\delta) = P_{\sigma_F^2}(\delta), \quad \forall \delta \in \mathbb{R}$$

其中“缩放变换” $T$  满足  $T[F_1] = F_2$ ，常数  $\sigma_F$  约等于 0.109。

#### 4.2.4 消除初赛对分数分布的影响

这一小节将计算初赛分数线映射为复赛分数后的值，并借助该值计算出：消除初赛的筛选性带来的影响后（即假想初赛并未淘汰一人，所有选手都晋级复赛），复赛的分数的分布函数。

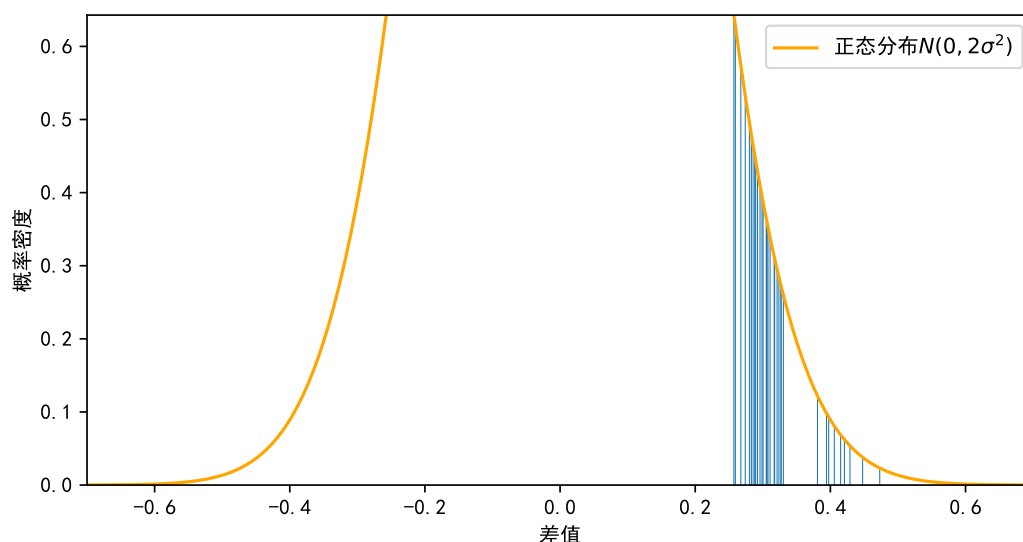


图 6: 差值的分布情况

在4.2.1小节中，已经得到了 CSP2019 初赛参赛选手的分数数据。由表3中的数据知，在 2016 到 2019 四年中，平均每年的初赛晋级人数约为 11350；因此我们选择 CSP2019 初赛全国第 11350 名的分数，作为假设4.2中的“全国统一晋级分数线”。

这里之所以对晋级人数而不是晋级率取平均数，是因为初赛的参赛选手总数受收费、政策等无关因素影响过大，而晋级复赛的人数与复赛获奖的人数呈固定比例，因而相对可靠。

最终算得分数线为 63 分。作为参照，CSP2019 初赛中，浙江、山东、江苏实际的分数线<sup>17</sup>分别为 72.5, 60, 53。

下面将这一分数线映射为复赛分数。为了与4.2.3小节保持一致，这里仍然使用同样的计算方式，并同样采用北京的数据。

我们将计算 CSP2019 初赛中，北京排名前 195 名的分数标准差  $\sigma_1$ ，再对（按4.2.3小节中的方式）映射后的 NOIP2018 复赛分数计算北京选手前 195 名的分数标准差  $\sigma_2$ 。然后对于 CSP2019 初赛分数  $s \in [0, 100]$ ，将其

<sup>17</sup>这里给出的是全省分数线，省内各市的分数线可能高于全省分数线

映射到  $1 - (1 - \frac{s}{100}) \cdot \sigma_2 / \frac{\sigma_1}{100}$ 。这一计算过程基于如下假设：2019 年北京选手整体水平，与 2018 年大体相同。

对分数线 63 施加上述变换，得到其对应的复赛分数为  $h \approx 0.1035$ 。另一方面，由命题 4.5 可知，任何一名选手的初赛、复赛的（变换后）实际分数之差服从概率分布  $N(0, 2\sigma_F^2)$ 。从而，如果假想所有初赛选手都参加了复赛，则对于复赛实际分数为  $t$  的选手  $p$ ，其初赛分数达到 63 的概率为  $1 - R_{2\sigma_F^2}(h - t)$ 。

需要注意，这样得到的概率，是在获得具体的期望值分布前的先验概率。假如已知全体选手的期望分数分布情况，我们可以用贝叶斯公式得到前述选手  $p$  的期望分数取每一个值的概率，进而得到  $p$  的初赛分数取每一个值的概率，也就是后验概率。简便起见这里采用先验概率，即使它相比后验概率略失精确。

记  $F'_2$  为现实比赛  $B_2$  在消除初赛的筛选性带来的影响后所对应的理想比赛，则由以上讨论可得：

$$C_{F'_2}(s) \propto \frac{C_{F_2}(s)}{1 - R_{2\sigma_F^2}(h - s)} = \frac{-\log(s)}{1 - R_{2\sigma_F^2}(h - s)}, \quad \forall s \in (0, 1]$$

上式中之所以使用“正比于”而不是“等于”，是因为分数分布函数表达的是分布“密度”，而不是样本“数量”。计算出对应的比例系数后得到：

$$C_{F'_2}(s) = \gamma \frac{-\log(s)}{1 - R_{2\sigma_F^2}(h - s)}, \quad \forall s \in (0, 1]$$

其中常数  $\gamma \approx 0.549$ ，它使得  $C_{F'_2}$  在  $[0, 1]$  上的定积分等于 1。

图 7 分别展示了以下三个函数的图像：

蓝色  $f(s) = -\log(s)$ ，即  $C_{F_2}(s)$  或  $C_A(s)$ 。

红色  $f(s) = \frac{-\log(s)}{1 - R_{2\sigma_F^2}(h - s)}$

橙色  $f(s) = \gamma \frac{-\log(s)}{1 - R_{2\sigma_F^2}(h - s)}$ ，即  $C_{F'_2}(s)$ 。

由 4.2.2 小节中的讨论知， $C_A$  与  $C_{F_2}$  相同。同理，如果定义  $A'$  为：复赛在去除初赛影响后对应的理想比赛（这里采用按原本的方式解读的定义 2.3），



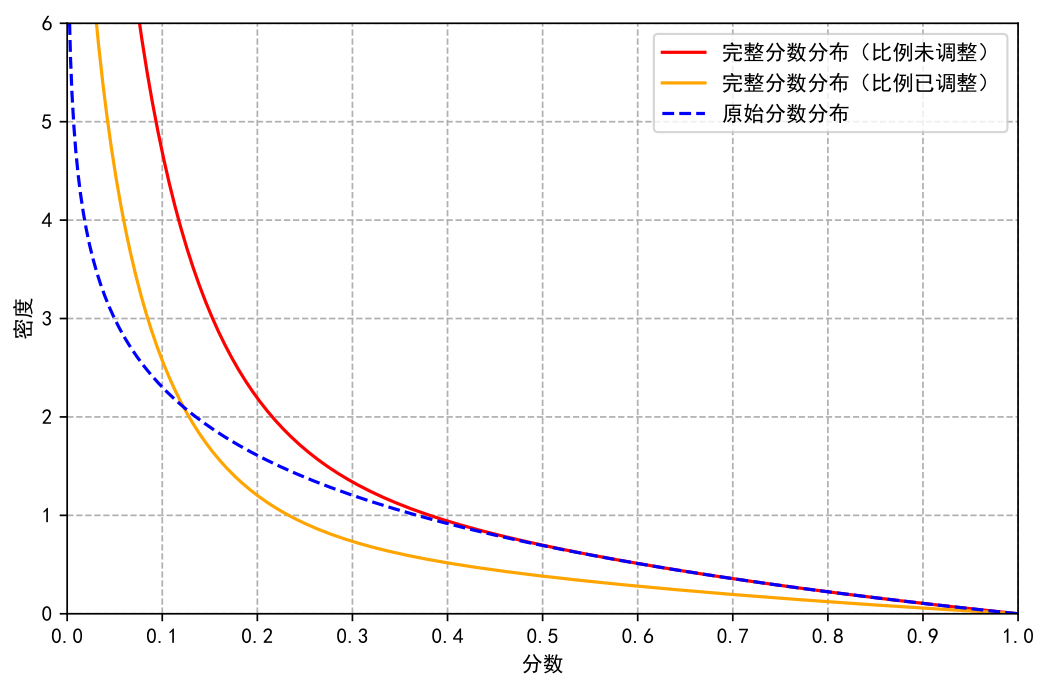


图 7: 消除初赛影响前后的分数分布函数

则  $C_{A'}$  亦与  $C_{F'_2}$  相同。因此有以下命题：

**命题 4.6.**

$$C_{A'}(s) = \gamma \frac{-\log(s)}{1 - R_{2\sigma_F^2}(h - s)}, \quad \forall s \in (0, 1]$$

其中常数  $\gamma \approx 0.549$ ，且  $A'$  为复赛在去除初赛影响后对应的理想比赛。

### 4.3 从分数分布还原期望值分布

在4.2.4小节中得到了  $C_{A'}(s)$  的表达式；这一小节将由此计算  $\mathbf{X}_{A'}(x)$ 。

由假设2.12， $A'$  是简单理想比赛；又根据命题2.10，可从  $\mathbf{X}_{A'}$  和  $\Delta_{A'}$  计算出  $C_{A'}$ 。这一小节将给出从  $C_{A'}$  和  $\Delta_{A'}$  逆推出  $\mathbf{X}_{A'}$  的方法。

根据定理3.2，存在  $\sigma > 0$  使得

$$\Delta_{A'}(\delta) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp\left(-\frac{\delta^2}{2\sigma^2}\right), \quad \forall \delta \in \mathbb{R}$$

进而由命题2.10得

$$C_{A'}(s) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \int_0^1 \mathbf{X}_{A'}(x) \exp\left(-\frac{(s-x)^2}{2\sigma^2}\right) dx, \quad \forall s \in \mathbb{R} \quad (5)$$

在进行逆推之前，先测量  $\sigma$  的值。我们获取了 CSP2019 复赛全体选手的民间分数（零分选手被去除，共计 12108 人获得非零分数），并按以下步骤进行测量：

**步骤 1.** 将每名选手每一天的分数除以当天最高分（两天最高分均为满分 300 分），再将每一天的所有分数做变换，以使得两天的分数分布分别呈对数曲线状。具体变换方式与4.2.3小节中相同；经过变换后，两天分别对应的理想比赛应当与  $A'$  相同。

**步骤 2.** 对每名选手计算两天分数之差，计算所有这些差值的标准差  $\sigma_0$ 。

与4.2.3小节中类似，同一名选手的单日分数（变换后的分数），应该服从标准差为  $\sigma_1 = \frac{\sigma_0}{\sqrt{2}}$  的正态分布。记 CSP2019 复赛第一天、第二天，这两个现实比赛分别为  $D_1, D_2$ ，则  $\Delta_{D_1}, \Delta_{D_2}$  服从正态分布  $N(0, \sigma_1^2) = N(0, \frac{\sigma_0^2}{2})$ 。记现实比赛  $D$  为 CSP2019 复赛（两天综合），则有  $\Delta_D = \frac{\Delta_{D_1} + \Delta_{D_2}}{2}$ 。进而由引理4.4：

$$\begin{aligned} \text{Stddev}[\Delta_D] &= \frac{\sqrt{\text{Stddev}[\Delta_{D_1}]^2 + \text{Stddev}[\Delta_{D_2}]^2}}{2} \\ &= \frac{\sqrt{2}\sigma_1}{2} \\ &= \frac{\sigma_0}{2} \end{aligned}$$

得到  $\sigma = \frac{\sigma_0}{2}$ 。换句话说：同一名选手在 CSP2019 复赛中（变换后）的分数波动，服从标准差为  $\sigma = \frac{\sigma_0}{2}$  的正态分布。

最终算得  $\sigma \approx 0.078$ 。

从  $C_{A'}$  和  $\Delta_{A'}$  逆推出  $\mathbf{X}_{A'}$  难以精确地实现，因此这里只能近似地计算  $\mathbf{X}_{A'}$  在许多个离散的点处的点值。

我们将区间  $(0, 1]$  作 500 等分，并设立 500 个未知数  $x_{1 \dots 500}$ ，分别表示在 500 个分点处  $\mathbf{X}_{A'}$  的取值。另一方面，我们在(5)中将  $s$  取遍每一个分点，由此得到 500 个等式限制；注意到仅凭  $x_{1 \dots 500}$  无法表示出(5)中的定积分，因此定积分被换成离散的求和。在作了这样的“离散化”之后，原先的等式显然不再成立，因此改为最小化所有每一个等式两端之差的平方和。为了避免无意义的结果，我们额外加入了关于序列  $x_{1 \dots 500}$  非负性和“光滑性”的限制；后者通过序列  $x_{1 \dots 500}$  的高阶差分来表示。

上述问题最终归结到了一个二次规划模型的求解；可以证明其为凸二次规划，因此任何一个极值点都是最值点。最优化方法采用 SciPy 提供的信赖域算法的实现 [2]。用于计算的程序和最终算得的点值  $x_{1 \dots 500}$ ，可以在本文开头的链接中找到。

观察所得的 500 个点值，发现：

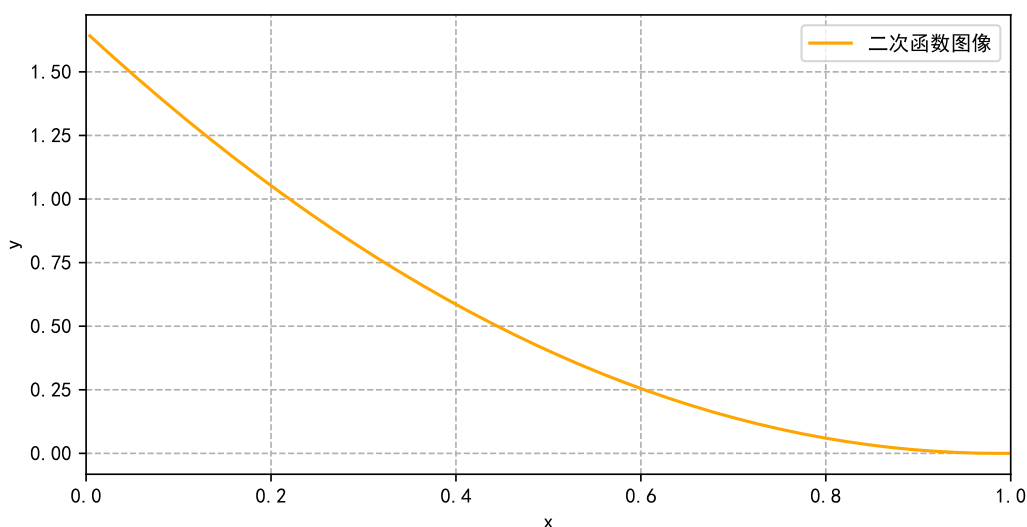


图 8: 二次函数  $f(x) = ax^2 + bx + c$

1. 在与 0 紧邻的位置处，点值明显大于其他位置。
2. 在其余位置处，点值构成一条平滑的曲线。计算发现这些点值近似地符合二次函数  $f(x) = ax^2 + bx + c$ ，其中  $a \approx 1.697, b \approx -3.352, c \approx 1.655$ 。图8展示了该函数的图像。

至此，我们得到了函数  $\mathbf{X}_{A'}$  的表达式。

**定理 4.7.** 对于  $x \in (\epsilon, 1]$  有  $\mathbf{X}_{A'}(x) = ax^2 + bx + c$ ，其中  $a \approx 1.697, b \approx -3.352, c \approx 1.655$ ， $\epsilon$  为小常数， $A'$  为复赛在去除初赛影响后对应的理想比赛。

最后，如前文所说，本节的目标旨在估计而非精准计算，所得的结果仅能反映趋势而不保证精确；这对上述定理也同样成立。

## 5 致谢

感谢中国计算机学会提供交流和学习的平台；  
感谢国家集训队高闻远教练的指导；

感谢教导过我的老师、教练们；  
感谢清芷等同学与我讨论本文内容。

## 参考文献

- [1] Wikipedia: Sum of normally distributed random variables,  
[https://en.wikipedia.org/wiki/Sum\\_of\\_normally\\_distributed\\_random\\_variables](https://en.wikipedia.org/wiki/Sum_of_normally_distributed_random_variables)
- [2] SciPy Documentation: `scipy.optimize.minimize`,  
<https://docs.scipy.org/doc/scipy/reference/generated/scipy.optimize.minimize.html>