

# 幸運は努力量の選択に影響を及ぼすか

渡辺成

## 概要

人々のパフォーマンスは能力、努力、運の三要素によって決定されるものと考えられてきた。能力の高さ、努力量の多さ、運の良さがパフォーマンスに対して正の影響を与えること明らかであろう。その一方で、運の良さが努力量に与える影響は明確でない。もし、人々が自身の能力と運の良さを区別できていないような場合、偶然良いパフォーマンスを発揮できた際には自身の能力を過大評価することになるだろう。能力と努力量が代替的な関係にあると考えられるとき、人々は能力の過大評価によって努力量を減らしてしまうかもしれない。一方で、自身の能力を過大評価することにより、努力に対する期待利得を高く見積もる可能性も考えられる。このとき、幸運は人々の努力量を増やすことになるだろう。このように、運が努力量に影響を与えること自体は想像に難くないものの、どのような性質を持つかは不明瞭である。本研究では、オンラインプログラミングコンテストを開催している AtCoder のパネルデータを用いて、運がコンテスト参加者の努力量に与える影響を分析した。その結果、幸運は平均的には努力量に正の影響を与え、また人々の能力水準によってその影響の大きさが異なることを明らかにした。

## 1 はじめに

人々のパフォーマンスは能力、努力、運の三要素によって決定されるものであると考えられてきた。例えば、Holmstrom (1999) の Career Concerns モデルでは生産性は才能、労働投入量、確率的に決定されるノイズ項 (a stochastic noise term) に依存するという仮定が置かれている。通常、人々は自身の努力量を観察し把握することはできるものの、自身の能力を正確に把握することはできない。このとき、もし人々が自身の能力と運の良さを区別できないならば、偶然良いパフォーマンスを発揮できた際に自身の能力を過大評価する可能性がある。例えば、Benabou and Tirole (2002) による時間的非整合性 (time inconsistency) を組み込んだ個人的意思決定モデルでは、自身の能力を過大評価している人はそうでない人と比べて高い努力量を選択する。これは、真の能力が同じ人を比べたときに、自身の能力を過大評価している人はそうでない人よりも努力の限界生産性を高く見積もるからである。このように、幸運が努力量の選択に与える影響の一つとして、能力の過大評価を引き起こし、そして努力量を増加させるという可能性が考えられる。一方で、Benabou and Tirole (2002) は、個人の利得が特定の閾値を基準に決定される場合 (pass-fail nature) には、自身の能力を過大評価している人は努力量を減少させることを示している。この場合、幸運は能力の過大評価を引き起こし、その結果として努力量を減少させると考えられる。また、Tincani (2018) は学校教育におけるピア効果の分析を行っており、生徒たちの効用がクラス内順位に依存しているとき (Rank Concerns) にはピアの学力の分布が努力量の選択に影響を与え、その効果は順位によって大きく変化すると述べている。例えば、自分と同程度の学力をもつ生徒が多い (少ない) ほど努力の限界生産性が高く (低く) なり、高い (低い) 努力量を選択ようになる。このことから、幸運によって偶然良いパフォーマンスを発揮できたとき、その後を選択する努力量は同程度のパフォーマンスを発揮した人々の数や自身の (学校教育の場合にはクラス内の) 順位に依存して変化すると言えるだろう。以上のように、運が努力量に影響を与えること自体は想像に難くないが、その効果の性質は条件に大きく依存し明確ではない。

本研究の目的は、オンラインプログラミングコンテストを開催している AtCoder のパネルデータを用いて、運がコンテスト参加者の努力量に与える影響を実証的に明らかにすることである。プログラミングコンテストとは、端的に言えば計算機を用いた数学・アルゴリズムに関する試験である。用意された問題に対して、時間内に正しい解答を出力するソースコードを提出することで得点でき、合計得点や正答スピードによって順位付けが行われる。AtCoder のデータが本研究の分析に適している理由として、2つの要因が挙げられる。一つ目は、サービスの自己完結性の高さである。ユーザーは AtCoder のサービスのみを利用して学習を進めていくことが十分可能であり、そのため AtCoder の学習記録のみを用いて計算された指標 (今回の分析では、ユーザーの努力量は「一定期間で正答した問題数」を、運の良さは「予習した問題の類題がコンテストにどれだけ出たか」を基準に定量化している。) や分析結果の妥当性を一定程度保証することができる。二つ目は、データの網羅性である。AtCoder では全てのユーザーの学習記録が公開されており、誰がいつどの問題を解こうとして正解したか否か、を知ることができる。そのため、努力量の指標である「一定期間で正答した問題数」や運の指標である「コンテストで出題された問題のうち、事前に類題を解いていたものの割合」を遡及的に計算することが可能になっている。

本研究では、運が努力量の選択に与える因果効果を明らかにするために固定効果法を用いて分析を行った。また、外れ値に対して頑健な分析を行うために分位点回帰も用いている。分析の結果、幸運はコンテスト参加者の努力量を平均的には増加させるものの、その効果の大きさは参加者の能力水準に

よって異なることが明らかになった。

論文の構成は次の通りである。第2節では分析対象である AtCoder に関する予備知識と、使用するデータについて説明を行う。第3節では分析手法と分析結果の説明を行う。初めに(1) 運がパフォーマンスに与える影響と(2) コンテスト前の努力量が運に与える影響を確認した後、(3) 運がコンテスト後の努力量に与える影響を分析し(4) その異質性を検証する。第4節ではこれらの分析結果についての考察、第5節では結論を述べる。

## 2 予備知識とデータ

### 2.1 予備知識

AtCoder では毎週プログラミングコンテストが開催されている。プログラミングコンテストでは通常6問程度の問題が用意されており、参加者たちは問題に対して適切な解答を出力するソースコードを提出することが求められる。各コンテストでは、正答数や正答スピードに基づいて「パフォーマンス」と呼ばれる成績が計算される。そして、過去のコンテストにおけるパフォーマンスに基づいてユーザーの能力指標である「レート」が変動してゆく<sup>\*1</sup>。

開催されるコンテストは問題の難易度によって大きく3種類に分類される。一つ目は初心者向けのコンテストである AtCoder Beginner Contest(ABC) である。ABC ではレートが2000未満のユーザーのみがレート変動の対象となっている。レートが2000以上のユーザーもこのコンテストに参加することはできるが、例え良い成績を収めたとしてもレートに反映されることはない。二つ目は中級者向けのコンテストである AtCoder Regular Contest(ARC) であり、レートが2800未満のユーザーのみがレート変動の対象となっている。三つ目は上級者向けのコンテストである AtCoder Grand Contest(AGC) であり、レートが1200以上のユーザーのみがレート変動の対象となっている。コンテストの種類によって出題される問題のカテゴリーや難易度が大きく異なるため、第3節で述べるようにコンテストの固定効果を含めた分析を行う必要が出てくる。また、例外的ではあるが、コンテストの開催時間内にシステムに不具合が生じた場合は全ての参加者がレート変動の対象から外されることとなる。レート変動が起これなかったコンテストは今回の分析対象から除外している。

AtCoder のデータが本研究の分析に適している理由としては、① サービスの自己完結性の高さ② データの網羅性の高さである。まずは、サービスの自己完結性の高さについて説明を行う。AtCoder では、コンテストの開催時間内・外を問わず過去に出題された全ての問題を自由に解くことができ、解答・解説も閲覧することができる。また、自動採点システムが整備されているため、自身が提出したコードの正否をすぐさま確認することができる。他にも、プログラミング言語である C++ の教材や典型問題を集めた問題集が初心者向けに用意されていることから、ユーザーが AtCoder のサービスのみを利用して学習をすすめることが十分可能であると判断した。このことにより、AtCoder のデータから計算された努力量(コンテスト直前1週間の正答数など)やコンテストにおける運の良さ(コンテストに出題された問題のうち過去1週間以内に類題を解いたものの割合)の指標の妥当性を一定程度保証することができる。もし、多くのユーザーが他のサービスを併用して学習を進めているような場合、AtCoder のデータのみを用いて計算した指標は真の努力量や運の良さを過少に評価してしまうことになってしまうだろう。次に、データの網羅性について説明を行う。まず、学校教育の現場を対象に運と努力量に関する同様の研究を行うことを考えよう。このとき、最も大きな課題の一つは生徒の学習内容の追跡であ

---

<sup>\*1</sup> 詳しいパフォーマンスとレートの計算方法については AtCoder(2016) を参照せよ。

る。例えば、期末テスト期間中の生徒の努力量を計算するためには、生徒の学習記録を授業時間外まで把握する必要がある。しかし、このようなことは通常不可能である。対照的に、AtCoder では全てのユーザーの全ての学習記録が公開されており、誰がいつどの問題を解こうとして正解したか否か、を知ることができる。このデータセットの網羅性によって、コンテスト参加者の努力量や運の良さといった指標を遡及的かつ正確に計算することが可能になっている。

表 1

	Mean	SD	Min	Q1	Q2	Q3	Max	N
パフォーマンス	694.54	723.77	-1604	222	684	1153	4495	406562
コンテスト直前 1 週間の正答数	7.32	13.87	0	0	3	8	514	406562
コンテスト直後 1 週間の正答数	5.98	13.11	0	0	1	6	528	406562
コンテスト開始時点での総正答数	278.95	511.16	0	25	83	297	28095	406562
コンテスト前のレート	590.35	584.07	0	78	415	970	4229	406562
コンテスト後のレート	618.99	579.50	0	111	465	993	4229	406562
各コンテストの総カテゴリー数	5.52	1.85	2	4	5	7	10	406562
カテゴリー一致数	0.48	0.83	0	0	0	1	8	406562
カテゴリー一致率	0.09	0.15	0	0	0	0.17	1	406562

## 2.2 データ

AtCoder とその関連サイトである AtCoder Problems では全てのユーザーの学習記録が公開されている。今回は 2020 年 4 月 1 日から 2021 年 3 月 31 日までの一年間に開催されレート変動の対象となった 66 個のコンテストに関して、レート変動対象である 406562 人のデータを用いて分析を行う。また、本稿で扱うデータは①パフォーマンスの指標、②努力量の指標、③能力の指標、④運の指標の 4 つに大別される。各項目の要約統計量は表 1 の通りである。

第一に、パフォーマンスの指標として、各コンテストにおいて参加者ごとに計算される「パフォーマンス」を用いる。パフォーマンスは他の参加者のレベルと自身の順位に依存して決定され、他の参加者のレベルが高いほど、また自身の順位が高いほどパフォーマンスは大きい値をとる。

第二に、努力量の指標として、ユーザーの一定期間における問題の正答数を利用する。具体的には、「参加したコンテストの直前 1 週間で正答した問題数」、「参加したコンテストの直後 1 週間で正答した問題数」、「参加したコンテストの開始時点で正答している問題の総数」の 3 つをコンテスト参加者 406562 人に対して計算した。また、「コンテスト直後 1 週間の正答数」については、コンテスト時間内の正答数を除外して計算を行っている。コンテスト時間内の正答数を除外しなかった場合、運が良かった人ほどコンテストでの正答数が多く、そのためコンテスト後の努力量の指標である「コンテスト直後 1 週間の正答数」も多くなってしまふ。このように、運が努力量に与える影響を過大評価してしまうことを防ぐためにコンテスト時間内の正答数は除外した。

第三に、能力の指標については AtCoder で公開されている「コンテスト前のレート」と「コンテスト後のレート」の 2 つを利用する。レートは短期的には運の影響を受けるが、大数の法則により長期的

には能力の指標としての妥当性を失わないと判断した。

最後に、運の指標としては、下記の (1) 式で計算されるカテゴリー一致率を使用する。各問題のカテゴリー分けは AtCoder Tags のデータを用いて行った。AtCoder Tags は AtCoder で出題された問題のカテゴリー分けを有志で行っているサイトである。AtCoder Tags では 18 種類の大分類\*<sup>2</sup>が設定されており、大分類ごとにさらに細分化された小分類\*<sup>3</sup>が設定されている。今回は問題同士の関連性が薄い Easy、Ad-Hoc、April-Fool、Marathon、Other の 5 つの大分類は除外し、その他の大分類に含まれる小分類を基にカテゴリー一致率を計算した。また、このカテゴリー一致率の計算は各コンテストごとに全てのレート変動対象のユーザーに対して行った。

$$\frac{\{ \text{出題された問題のカテゴリー} \} \cap \{ \text{直前 1 週間で解いていた問題のカテゴリー} \} \text{の要素数}}{\{ \text{出題された問題のカテゴリー} \} \text{の要素数}} \quad (1)$$

### 3 分析結果

#### 3.1 運がパフォーマンスに与える影響

コンテストで出た問題の類題を直前に多く解いていた人ほどコンテストでの正答数が多く、また解答スピードが速くなることが予想される。つまり、運が良いほどパフォーマンスも良くなることが予想される。ここでは、カテゴリー一致率が高くなるほどパフォーマンスも高くなることを確認する。

被説明変数にはあるコンテストにおけるパフォーマンスを、説明変数にはそのコンテストにおけるカテゴリー一致率を含めている。さらに、コントロール変数としてはコンテスト直前 1 週間の正答数、コンテスト開始時点での総正答数、コンテスト直前のレートの 3 つの変数を加えた。また、ここで注意しなければならないのは個人の観測不可能な能力とカテゴリー一致率の相関から生じる内生性の問題である。例えば、優秀な参加者ほど次のコンテストで出る問題を正確に予測し、当該カテゴリーの問題を予習することでカテゴリー一致率を高めることができる可能性がある。この内生性に対処するために個人固定効果 (User FE) をモデルに含めて分析を行った。同様に、各コンテストの特性 (問題数や問題のカテゴリーなど) はカテゴリー一致率に影響を与えることが予想されるため、コンテスト固定効果 (Contest FE) もモデルに含めた。

回帰分析による推定結果は表 2 の (1) 列の通りである。カテゴリー一致率の係数は正の値をとり、統計的に有意である。このことから、予想通り、運が良いほどコンテストにおけるパフォーマンスが高くなることがわかった。また、コンテスト直前 1 週間の正答数、コンテスト開始時点での総正答数、コンテスト直前のレートの係数も正の値をとり統計的に有意である。これらの結果は、事前に多くの問題を解いているほど、また今までに解いた問題が多いほど、そして能力 (レート) が高い人ほど平均的には良いパフォーマンスをとることを示している。

\*<sup>2</sup> 大分類は Easy、Ad-Hoc、Searching、Greedy-Methods、String、Mathematics、Technique、Construct、Graph、Dynamic-Programming、Data-Structure、Game、Flow-Algorithm、Geometry、Interactive、April-Fool、Marathon、Other の 18 種類である。

\*<sup>3</sup> 例えば、大分類の一つである Searching については、全探索、二分探索、三分探索、深さ優先探索、幅優先探索、bit 全探索、ヒューリスティック、その他の 8 種類の小分類が設定されている。

### 3.2 コンテスト前の努力量が運に与える影響

コンテストの参加者たちは事前にコンテストで出題される問題を知ることができない。そのため、次のコンテストで出る問題を正確に予測できない限り、カテゴリー一致率を高める(延いてはパフォーマンスを高める)方法の一つとして多くの問題を事前に解くことが考えられる。ここでは、コンテスト前の努力量が増えることでカテゴリー一致率が上昇することを確認する。

被説明変数にはあるコンテストにおけるカテゴリー一致率を、説明変数にはそのコンテストの直前1週間で正答した問題数を含めている。さらに、コンテスト開始時点での総正答数、コンテスト直前のレートの2つをコントロール変数として加えた。また、3.1の分析と同様に、参加者の観測不可能な能力やコンテストの特性がカテゴリー一致率に与える影響をコントロールするため、個人固定効果とコンテスト固定効果をモデルに含めて分析を行った。

推定結果は表2の(2)列の通りである。コンテスト直前1週間の正答数の係数は正の値をとり、統計的に有意である。このことから、予想通り、コンテスト前の努力量が増えることでカテゴリー一致率が上昇するということがわかった。また、コンテスト開始時点での総正答数、コンテスト直前のレートの係数も正の値をとり統計的に有意である。これらの結果は、今までに解いた問題が多い人ほど、また能力(レート)が高い人ほどコンテストで出題される問題を比較的正確に予想できるようになることを示唆している。

表2

	<i>Dependent variable:</i>	
	パフォーマンス	カテゴリー一致率
	(1)	(2)
カテゴリー一致率	110.3*** (5.482)	
コンテスト直前1週間の正答数	0.731*** (0.066)	0.005*** (0.00008)
コンテスト開始時点での総正答数	0.255*** (0.018)	0.00001*** (0.00000)
コンテスト直前のレート	0.105*** (0.006)	0.00002*** (0.00000)
User FE	Yes	Yes
Contest FE	Yes	Yes
Observations	406,562	406,562

Note: \*p<0.1; \*\*p<0.05; \*\*\*p<0.01

### 3.3 運がコンテスト後の努力量に与える影響

#### 3.3.1 OLS による推定

事前に解いていた問題の類題がコンテストに多く出題された状況を考えよう。この運が良いコンテスト参加者はどのような努力量を選択するだろうか。ここでは、カテゴリー一致率がコンテスト後の努力量に与える影響を明らかにする。

被説明変数にはあるコンテストの直後 1 週間で正答した問題数を、説明変数にはそのコンテストにおけるカテゴリー一致率を含めている。さらに、コントロール変数として、コンテストにおけるパフォーマンス、コンテスト直前のレート、コンテスト直前 1 週間の正答数、コンテスト開始時点での総正答数の 4 つの変数を加えた。さらに、これまでの分析と同様に、内生性に対処するため個人固定効果とコンテスト固定効果をモデルに含めて分析を行った。

OLS による推定結果は表 3 の通りである。左列には説明変数に「パフォーマンス」を加えていない推定結果を、右列には説明変数に「パフォーマンス」を加えた推定結果を記載している。どちらのモデルでもカテゴリー一致率の係数は正の値をとり、統計的に有意である。このことから、幸運はコンテスト後の努力量を平均的に増加させるということがわかった。また、パフォーマンス、コンテスト直前のレート、コンテスト開始時点での総正答数の係数は負の値をとり、コンテスト直前のレートの係数は正の値をとっている。パフォーマンスの係数が負の値をとっていることから、「良い成績をとった」というフィードバックは平均的には努力量を引き下げる効果を持つことがわかる。コンテスト直前のレートの係数が負の値をとる理由としては難易度の高いコンテストでは典型問題が出題されづらいことやレートが高くなると AtCoder 以外のサービスも利用して学習を行うようになることが、コンテスト開始時点での総正答数の係数が負の値をとる理由としては今までに解いた問題が多い人ほど未習の問題が少なくなるという要因が考えられる。一方で、コンテスト直前 1 週間の正答数の係数が正の値をとっていることは、直前 1 週間で多くの問題を解いている人ほどその後の 1 週間でも多くの問題を解くという短期的なトレンドを反映していると言える。

#### 3.3.2 分位点回帰による推定

しかし、ここで注意しなければならないのは被説明変数の外れ値の影響である。図 1 より、一部のユーザーのコンテスト直後 1 週間の正答数が極端に大きな値をとっていることが読み取れる。このとき、3.3.1 で推定した平均効果はそれらの値から大きく影響を受けてしまっている可能性がある。ここでは、外れ値の影響に頑健な分析として分位点回帰を追加的に行う。3.3.1 の分析と同様に、モデル 1 では「パフォーマンス」を説明変数に加えず、モデル 2 では「パフォーマンス」を説明変数に加えて分析を行った。

分位点回帰による推定結果は表 4 の通りである。まずモデル 1 の推定結果について、コンテスト後 1 週間の正答数の .10 分位点と .25 分位点と .50 分位点は幸運から負の影響を、.90 分位点は幸運から正の影響を受けることがわかった。モデル 2 の推定結果について、コンテスト後 1 週間の正答数の .10 分位点と .25 分位点と .50 分位点は幸運から負の影響を受ける一方で、.75 分位点と .90 分位点は有意水準 5% で統計的に有意な影響を受けるとは言えないことがわかった。以上より、幸運は努力量に平均的には正の影響を与えるが、分位点によってその影響は大きく異なり負の影響も与えうるといえる。

表 3

	<i>Dependent variable:</i>	
	コンテスト直後 1 週間の正答数	
	(1)	(2)
カテゴリー一致率	2.541*** (0.556)	2.590*** (0.556)
パフォーマンス		-0.0004*** (0.00000)
コンテスト直前のレート	-0.0018*** (0.0002)	-0.0018*** (0.00002)
コンテスト直前 1 週間の正答数	0.342*** (0.011)	0.342*** (0.011)
コンテスト開始時点での総正答数	-0.017*** (0.001)	-0.017*** (0.0001)
User FE	Yes	Yes
Contest FE	Yes	Yes
Observations	406,562	406,562

*Note:* \*p<0.1; \*\*p<0.05; \*\*\*p<0.01



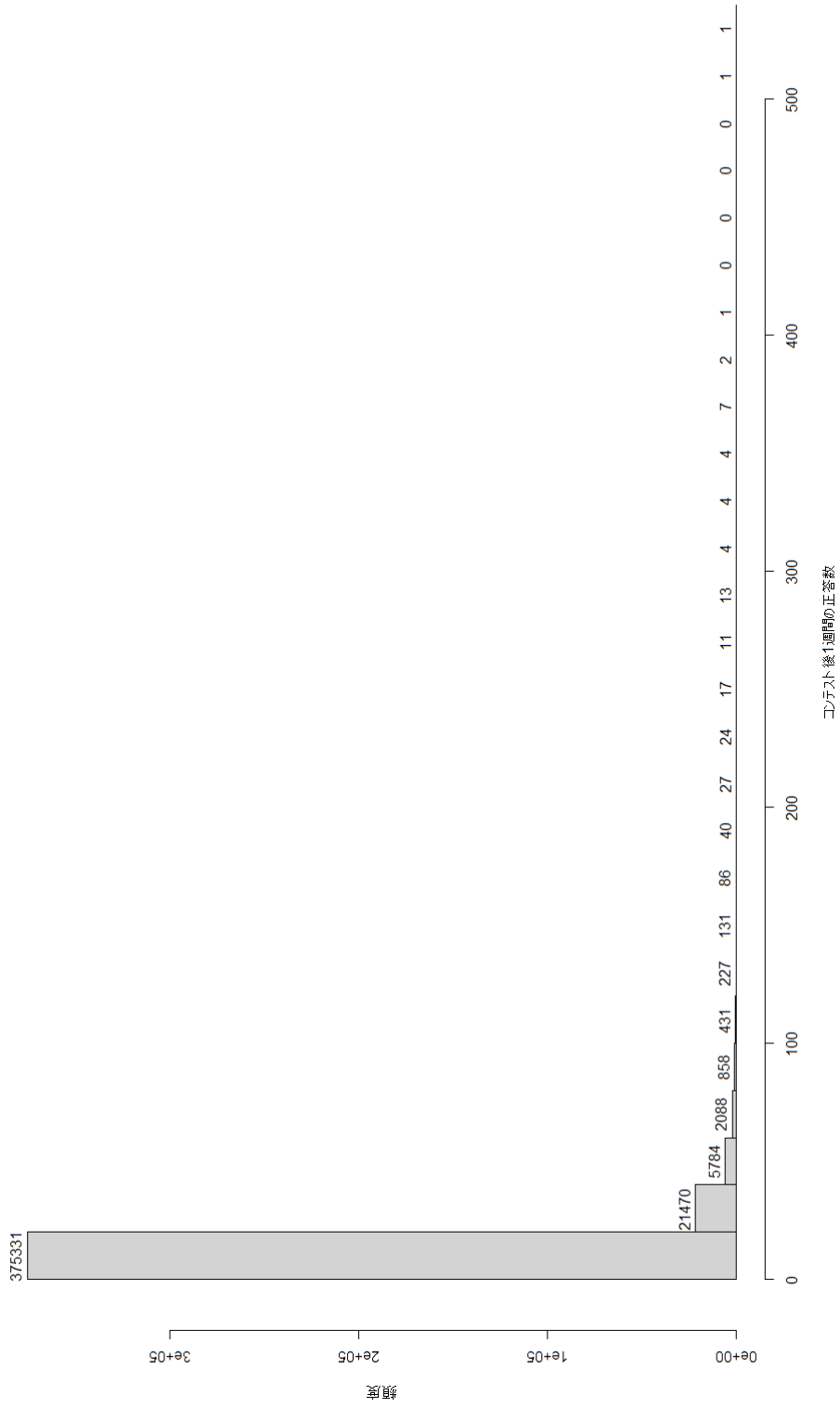


図 1

表 4

	<i>Dependent variable:</i>									
	モデル 1					モデル 2				
	.10	.25	.50	.75	.90	.10	.25	.50	.75	.90
カテゴリー一致率	-0.28*** (0.017)	-1.33*** (0.042)	-0.95*** (0.133)	-0.07 (0.188)	0.72** (0.345)	-0.29*** (0.016)	-1.33*** (0.045)	-0.95*** (0.143)	-0.10 (0.182)	0.60* (0.359)
パフォーマンス						-0.0001*** (0.00000)	0.00001*** (0.00000)	0.00002*** (0.00000)	0.0002*** (0.00002)	0.0008*** (0.00003)
コンテスト直前のレート	-0.0001*** (0.00000)	-0.0003*** (0.00001)	-0.0002*** (0.00000)	-0.0002*** (0.00002)	0.00004 (0.00007)	-0.0001*** (0.0000)	-0.0003*** (0.00001)	-0.0002*** (0.0000)	-0.0004*** (0.00003)	-0.0009*** (0.00006)
コンテスト直前 1 週間の正答数	0.05*** (0.002)	0.23*** (0.002)	0.51*** (0.003)	0.80*** (0.005)	1.11*** (0.008)	0.05*** (0.002)	0.23*** (0.002)	0.51*** (0.003)	0.80*** (0.004)	1.10*** (0.008)
コンテスト開始時点での総正答数	0.0002*** (0.00001)	0.0014*** (0.00003)	0.0022*** (0.00005)	0.0038*** (0.00008)	0.0054*** (0.00015)	0.0002*** (0.00001)	0.0014*** (0.00003)	0.0022*** (0.00004)	0.0039*** (0.00009)	0.0056*** (0.00015)
User FE			No					No		
Contest FE			No					No		
Observations			406,562					406,562		

*Note:* \*p<0.1; \*\*p<0.05; \*\*\*p<0.01

### 3.4 運がコンテスト後の努力量に与える影響 (レート別)

ここでは、参加者の能力 (レート) によって幸運が努力量に与える影響が異なる可能性を検討する。

レート別の運の影響を推定するため、レートダミーを作成して分析を行う。2.1 で述べた通り、AtCoder のコンテストは問題の難易度によって 3 つに分けられる。本節ではそれぞれのコンテストにおけるレート変動対象を決定する閾値を基に、0-1999 ダミー・2000-2799 ダミー・2800-ダミーの 3 つのレートダミーを作成して分析を行った。被説明変数にはコンテスト直後 1 週間の正答数を、説明変数にはカテゴリー一致率、カテゴリー一致率とレートダミーの交差項を含んでいる。コントロール変数としては、コンテストにおけるパフォーマンス、コンテスト直前 1 週間の正答数、コンテスト開始時点での総正答数、レートダミーを加えた。また、これまでの分析と同様にユーザー固定効果とコンテスト固定効果も含めて推定を行っている。また同時に、外れ値に対処するため「コンテスト直後 1 週間の正答数に 1 を足して\*4対数をとったもの」を被説明変数においた分析も行った。

推定結果は表 5 の通りである。カテゴリー一致率の係数は正の値をとり、カテゴリー一致率とレートダミーの交差項は負の値をとり統計的に有意である。この結果から、幸運はレートが低位から中位の人々の努力量に平均的に正の影響を与えるが、レートが高くなるほどその影響は少なくなり、高レートの人々の努力量には平均的に負の影響を与えることがわかった。

表 5

	<i>Dependent variable:</i>	
	コンテスト後の努力量	log(コンテスト後の努力量 +1)
	(1)	(2)
カテゴリー一致率	2.61*** (0.34)	0.65*** (0.02)
カテゴリー一致率 * 2000-2799 ダミー	-1.55*** (1.06)	-0.47*** (0.06)
カテゴリー一致率 * 2800-ダミー	-11.16*** (3.04)	-1.24*** (0.22)
Control Variables	Yes	Yes
User FE	Yes	Yes
Contest FE	Yes	Yes
Observations	406,562	406,562

Note:

\*p<0.1; \*\*p<0.05; \*\*\*p<0.01

\*4 コンテスト直後 1 週間の正答数の値は 0 をとりうるので、対数変換を行えるよう 1 を足した。

## 4 考察

最初に、3.1 と 3.2 の分析結果について考察を述べる。3.1 の「運が良いほどコンテストのパフォーマンスが高くなる」という結果と 3.2 の「コンテスト前の努力量が増えることでカテゴリー一致率が上昇する」という結果は事前の予想と整合的である。

次に、3.3 の分析結果について考察を述べる。3.3.1 ではカテゴリー一致率が上昇するほどコンテスト後の努力量が平均的に増加するという結果が得られた。まず、「パフォーマンス」を含んでいないモデル (1) について、自身の能力評価が高く更新されたことでその後の努力量が増えた可能性が考えられる。具体的には、幸運の影響で高いパフォーマンスを発揮できた参加者は自身の能力を高く評価し、その結果として努力の限界生産性を高く見積り、高い努力量を選択するということである。これは Benabou and Tirole (2002) のモデルと整合的である。一方で、モデル (2) ではコンテストにおけるパフォーマンスがコントロールされていたことを思い出そう。Benabou and Tirole (2002) のモデルに従うと、能力への自己認識が同一の参加者は運の良さにかかわらず同一の努力量を選択するはずである。もし人々がパフォーマンスを自身の能力の指標として認識しているならば、モデル (2) でパフォーマンスが同一の人々を比較したときには幸運は努力量に影響を与えないはずである。それにもかかわらず、幸運は努力量に正の影響を与えている。また、3.3.2 では分位点によって幸運が努力量に与える影響は大きく異なり、特に中央値以下に設定した分位点では幸運が努力量に負の影響を与えることがわかった。もし運が良かった人々が努力によって一致率を上昇させることが容易であると信じている、つまり努力の限界生産性を高く見積もっているならば、幸運はその後の努力量を引き上げる。一方で、もし人々が良いことが起きた後には揺り戻しが起こると思っている、つまり平均への回帰を信じているならば、運が良かった参加者は次のコンテストでカテゴリー一致率が低くなることを予想して努力の限界生産性を低く見積もり低い努力量を選択するようになる。これらのように、参加者たちの運に対する認識の違いによって、幸運が努力量に与える影響が大きく異なることがわかる。

最後に 3.4 の分析結果について考察を述べる。3.4 では幸運はレートが低位から中位の参加者の努力量に正の影響を与え、レートが高くなるほどその影響は小さくなり、高レートの参加者たちには負の影響を与えるということがわかった。この結果は先ほどの 3.3 における考察と整合的である。コンテストへの参加回数が少ない初心者たちは、努力量がカテゴリー一致率に与える影響 (の分布) を十分に学習することができていない。そのため、運よくカテゴリー一致率が高い値をとった場合には、レートの低い初心者ほど自身の努力の限界生産性を高く見積もってしまう。その結果、運が悪かった参加者と比べて高い努力量を選択することになるだろう。一方で、高レートの人々は豊富なコンテスト経験を通じて、努力量がカテゴリー一致率に与える影響 (の分布) を比較的正確に学習している。もし、偶然カテゴリー一致率が高い値をとったとしても、自身の努力の限界生産性を高く見積もってしまうことは少ないと考えられる。さらに、運が良かった高レートの参加者が、コンテストを通じて学習してきた分布をもとに揺り戻しを予想して、運が悪かった参加者と比べて低い努力量を選択するという可能性も考えられる。これらのことから、幸運はレートが低い参加者に対しては努力量を引き上げる効果を持つが、レートが増えるにつれその効果は小さくなり、高レートの参加者たちに対しては負の影響を与えることを説明できる。

## 5 結論

本稿ではプログラミングコンテストを開催している AtCoder のパネルデータを用いて、運が努力量に与える影響を分析した。その結果、幸運は平均的には努力量を引き上げる効果をもち、その効果の大きさはコンテスト参加者の能力水準によって異なることがわかった。また、レートが低位から中位の参加者に対しては幸運は努力量を引き上げる効果があるものの、レートが高くなるほどその影響は小さくなり、高レートの参加者たちの努力量は引き下げることがわかった。幸運が努力量に与える影響の大きさを決定する要因としては、参加者たちの運に対する認識の違いが考えられる。

## 参考文献

- [1] AtCoder (2016) 「AtCoder's Rating System(英語)」, <<https://atcoder.jp/posts/261>> (参照 2021-11-28)
- [2] BENABOU, R and TIROLE, J. (2002), "Self-Confidence and Personal Motivation", *The Quarterly Journal of Economics*, **117**(3), 871-915.
- [3] HOLMSTROM, B. (1999), "Managerial Incentive Problems: A Dynamic Perspective", *The Review of Economic Studies*, **66**(1), 169-182.
- [4] TINCANI, M. (2018), "Heterogeneous Peer Effects in the Classroom", Working Paper.