

第5章 専攻と職業のねじれと賃金

本章以降の3章は、本調査のデータを活用した実証分析例を示す。第5章では、日本における大学の専攻選択が賃金水準に与える影響を分析する。特に、大学で学んだ専攻と実際に就業する職種が合致しない場合の経済的影響に焦点を当てる。具体的には、専攻と職業が合致する場合に得られる賃金プレミアムと、合致しない場合に生じる賃金ペナルティを定量的に評価し、専攻と職業の整合性が賃金に与える影響を検証する。

5-1. 専攻と職種のねじれがもたらす賃金ペナルティ

近年、タスクに対する労働市場のリターンが注目される中 (Autor and Dorn, 2013; Deming, 2017)、大学の専攻選択がもたらすリターンも関心を集めている。Altonji ら(2012)は、アメリカの American Community Survey を用いた分析で、大学卒の男性において STEM 専攻が労働市場で高いリターンをもたらすことを示した。特に、電気工学専攻の賃金率が最も高く、一般教養専攻が最も低い。両者の対数賃金差は 56.1%に達し、この差は大学卒と高校卒の賃金差(57.7%)に匹敵する規模である。

STEM 専攻が高いリターンを得る理由として、STEM 専攻特有のスキルが労働市場で特に高く評価されているからなのか、あるいは STEM を専攻する者が他の分野の専攻者に比べて認知能力等が高い(自己選択)からなのかが問われるところである³³。Kinsler and Pavan (2015)は、自己選択の効果も無視できないが、専攻に特有のスキルが専攻ごとのリターンの違いに寄与していることを示している³⁴。

これまで先行研究では、大学で身に着けた専攻固有のスキルがリターンに影響を与えるのは、職種と専攻のマッチングが適切である場合に限られると考えられてきた。大学での訓練が職種に関連している場合には高いリターンが得られるが、関連性がない場合にはその人的資本の価値は低下し、賃金ペナルティが発生する。Kinsler and Pavan (2015)は、アメリカのデータを使い、STEM 専攻者が非 STEM 職種に就いた場合に 30%の賃金ペナルティを被ることを示し、Lemieux (2014)はカナダのデータを分析し、賃金ペナルティの大きさは専攻ごとに異なり、工学専攻では 16%、人文科学専攻で 5.7%となることを示した。

³³ 自己選択とは、個人が自身の能力や特性に基づいて特定のグループを選ぶことを指す。自己選択の結果、STEM 専攻には元々能力の高い学生が集まり、それが賃金リターンの高さに繋がっている可能性がある。一方で、STEM 専攻の学生は他の専攻に比べて、単位取得のためにより多くの勉強時間を要するとされる。この勉強時間の長さが在学中の認知能力向上に寄与し、結果として高い賃金を得ている可能性も考えられる。

³⁴ 学位取得によるリターンを推定する際の課題の一つは、観察不能な特徴に基づく専攻への自己選択バイアスにさらされることである。Kinsler (2015)らは、大学専攻間のリターンの差異を説明するために、セレクション効果と専攻内・専攻間の真の収益差を分離する構造モデルを推定している。

5-2. 文転の発生

STEM 専攻者が高い賃金プレミアムを享受するのは、従来、STEM 職種に就いた場合に限られ、非 STEM 職種においては STEM 専攻で培ったスキルは十分に評価されず、人的資源の浪費とみなされることが一般的だった。しかし Grinis(2019)は、デジタル化やビッグデータの普及がこの状況に変化をもたらしていると指摘している。非 STEM 職種においても STEM スキルの重要性が高まり、STEM 専攻者の文系職種への移行(本調査でいうところの文転のケース)が確認されるようになった。

Grinis は、従来の職業分類に依存しない分析を行うために、イギリスのオンライン求人情報を活用し、求人内容の説明文をもとに「STEM 業務」と「非 STEM 業務」に再分類した。その結果、STEM 業務の約 35%が非 STEM 職種に分類され、逆に非 STEM 職種の求人のうち約 15%が STEM 業務を含むことが明らかになった。また、STEM 業務に対する賃金プレミアムは STEM 職種と非 STEM 職種の間で有意な差がないことも示され、STEM スキルが幅広い職種で評価されていることが示唆された³⁵。このことから、STEM 専攻者が非 STEM 職種に移行しても、そのスキルが高く評価されるため、賃金ペナルティが発生しないか、あるいはごく小さい可能性が示唆される。

一方で、文転の増加が望ましいかについては議論の余地がある。Grinis (2019) の分析によれば、STEM 職種の求人広告の約 6 割は STEM スキルを必要とする業務を含むのに対し、非 STEM 職種ではその割合が 3 割にとどまる。さらに非 STEM 職種で求められる STEM スキルの多くは、必ずしも STEM の学位取得者でなければ対応できないものではない。こうした業務は本来、非 STEM 専攻者が担うべきものであるが、非 STEM 専攻者に対する十分な教育が大学で行われていないため、結果として非 STEM 職種に STEM 専攻者が採用される状況が生じている。このような状況は、人的資源の非効率な活用を招いていると考えられる。

Grinis (2019) は、この問題を改善するためには、大学の非 STEM 分野における STEM 教育を強化することが重要だと指摘している。このような取り組みにより、非 STEM 専攻の学生も必要な STEM スキルを習得し、多様な業務に対応できるようになることが期待される³⁶。

³⁵ Grinis(2019)は、大学の STEM 分野で習得されるスキルや知識(例:システムエンジニアリング)や、STEM 教育が必要な技術(例:C++やデザインソフトウェア)を STEM 密度(STEM density)が高いキーワードとして定義している。このSTEM密度に基づいて、求人情報を STEM または非 STEM に分類する機械学習アルゴリズムを設計し、応募に必要な専攻要件が明示された求人情報に適用してテストしたところ、分類精度が 90%以上であることを確認した。このアルゴリズムを用いて Burning Glass Technologies が収集した 2012 年 1 月から 2016 年 7 月までのイギリスにおける約 3,300 万件のオンライン求人広告を分類した。

³⁶ Grinis (2019) は、求人条件から採用担当者が実際には STEM と非 STEM の知識・スキルを融合した業務内容を求めていることが伺えると指摘している。このような、STEM 業務を含む非 STEM 職種を「ハイブリッド職」と呼び、従来の STEM 職種と非 STEM 職種の間位置する職種と位置付けている。

5-3. 途中文転者の増加

Deming and Noray (2020) は、STEM 専攻者が一定期間 STEM 分野でキャリアを積んだ後に他分野へ転換する現象(本調査でいうところの途中文転)について取り扱っている。2009-2017 年の American Community Survey を使った分析により、コンピューターサイエンス、工学の専攻者がコンピューター・エンジニアリングの職業に就く割合は、26歳時点の59%から50歳時点では41%に減少していることを示している。このようなキャリア途中での職種の大規模な転換は、従来の経済学の先行研究では注目されてこなかった。というのも、これまでは経験を積んだ熟練労働者こそ新しい技術に適応しやすく、技術革新は彼らに有利に働くと考えられてきたためである(Caselli 1999; Autor, Levy, and Murnane 2003)。

しかし、Deming らは、特に技術革新が急速に進む分野(コンピューターサイエンスや工学など)においては、高い学習能力を持つ労働者ほど早期にその分野を離れて、より学習効率の良い他分野に移行する傾向があることを示している³⁷。これは、これらの分野においてスキルの陳腐化が速く、日々学習を重ねても陳腐化に打ち勝つ十分な人的資本の蓄積が得られないためである。

労働者の専攻と職種が合致しない場合、労働市場では賃金ペナルティを伴うが、STEM 職種に居続ければ賃金の伸びが鈍化するため、労働者が賃金低下を防ぐために非 STEM 職種への転向(文転)を選択することは合理的な戦略となる。

5-4. 日本の先行研究

欧米の先行研究では、STEM 専攻者が高い賃金プレミアムを得る傾向がみられるのに対し、日本では社会科学専攻の賃金プレミアムが相対的に高いとする研究が多い。例えば大谷(2004)は、ある国立大学の学部卒業生を対象としたアンケート調査を用いた分析から、社会科学系学部卒の男性が工学部や文学部卒と比べて最も高い所得を得ていることを示している。これには、社会科学系学部出身者が金融・保険業などの高賃金産業に長期間従事し、その結果として勤続年数と年齢が賃金上昇に寄与していることが影響していると指摘されている。

浦坂・西村・平田・八木(2010)は、様々な偏差値ランクの大学卒業生を対象にウェブアンケート調査を実施し、理科系と文科系の賃金差を検証している。この調査で、理科系には医学部が含まれ、文科系には社会科学系と人文科学系が含まれている。分析結果によると、偏差値 50 未満および 50-59 の大学では理科系の賃金が文科系を上回る賃金を得ているが、偏差値 60 以上の大学では賃金差がみられないことが示されている。

大藤・荒井(2022)は、専攻を 15 個に細分化して賃金プレミアムを分析している³⁸。法学・政治学

³⁷Deming and Noray (2020) は、STEM 専攻者がキャリアの初期段階では高い賃金プレミアムを享受するものの、STEM 職種に長期間留まるとその賃金プレミアムが低下する傾向があると指摘している。この現象は、STEM 分野のスキルが技術進歩により陳腐化しやすく、賃金の伸びが緩やかになる一方で、他分野の労働者が賃金面で追いついてくることによるものである。その結果、STEM 専攻者がキャリア中期以降に非 STEM 職種へ転換(途中文転)することは、賃金の成長を維持する合理的な戦略と考えられる。

³⁸ 分析には、東京大学経営・政策研究センターによる 2009 年「大学教育についての職業人調査」の個票データを用いている。ここでは、就職先企業の属性をコントロールした場合の結果を説明している。

専攻と薬学専攻で賃金プレミアムが確認されたが、企業の属性情報を共変量として加えた分析では、法学・政治学専攻の賃金プレミアムは有意性を失った。つまり、法学・政治学専攻の高い年収は専攻自体の教育効果によるものではなく、これらの専攻に優秀な学生が多く集まり、彼らが高収入の業界や企業に就職する傾向が主な要因であると結論付けている。言い換えれば、観察された法学・政治学専攻の賃金プレミアムは、選択バイアスの影響を強く受けている可能性がある。

他の先行研究が大学卒業生の専攻の賃金プレミアムに注目しているのに対し、安井(2019)は、大学院卒業生の賃金プレミアムについても検討している³⁹。この研究では、大学の文学部卒を基準とし、賃金プレミアムを推定しており、男性の場合、大学卒業生では社会科学専攻に賃金プレミアムがみられる一方、自然科学専攻では確認されなかった。さらに、大学院卒業生では、社会科学と自然科学のどちらにも賃金プレミアムが認められたが、特に社会科学専攻のプレミアムの方が大きいことがわかった。このことから、学部卒と大学院卒の両方において、自然科学より社会科学の方が賃金プレミアムが大きい傾向が示されている。

5-5. 専攻の賃金プレミアムに関する分析

本節では、本調査を用い、ミンサー型賃金関数を適用して専攻の賃金プレミアムを推定する。一般に、年齢や学歴といった観察可能な属性のみを共変量として用いると、観察されない人的資本が誤差項に含まれるため、欠落変数バイアスが生じる可能性がある。例えば、STEM 専攻者が文系専攻者よりも高い人的資本を持つ場合には、自己選択の影響により STEM 専攻の賃金プレミアムが実際より過大に推定されるリスクがある。この問題を回避するために、本分析では政府統計や一般的なアンケート調査から得られるデータに加えて、認知能力に関する情報(例:高校や大学の偏差値、両親の学歴)や、非認知能力(例:性格特性)を共変量に加え、欠落変数バイアスの低減を図った。

専攻のプレミアムに関しては、専攻を STEM と非 STEM の 2 種類に分類した場合と、17 個の専攻に分けた場合について検討する。また、専攻と職種のマッチングが賃金に与える影響を分析するために、以下の 5 つのグループに分類し、それぞれのグループにおける賃金プレミアムの差異を計算する。

1. ずっと理系: STEM 専攻+現職が STEM 職種
2. 文転: STEM 専攻+初職が STEM 職種、現職が非 STEM 職種
3. 初職理転: 非 STEM 専攻+初職が STEM 職種+現職が STEM 職種
4. 途中理転: 非 STEM 専攻+初職が非 STEM 職種+現職が STEM 職種
5. ずっと文系: 非 STEM 専攻+初職が非 STEM 職種、現職が非 STEM 職種

³⁹ 利用データはリクルートワークス研究所の「ワーキングパーソン調査」の個票データである。ここでは、能力の代理変数、高校の経験、就業形態、職種、業種、企業規模、都道府県をコントロールした結果を示している。女性の推定結果は、大学卒業生においては男性と同様に、社会科学専攻に賃金プレミアムが存在するが、自然科学専攻には確認されず、大学院卒業生については、社会科学、自然科学には賃金プレミアムが確認されず、人文科学のみに賃金プレミアムが確認されている。

この分析を通じて、専攻と職種の組み合わせが賃金に与える影響を明らかにするとともに、キャリアチェンジが賃金に与える影響を検証する。

5-5-1. 推定モデル

川口(2011)は、日本のデータを用いてミンサー型の賃金関数を推定する際には、賃金率を自然対数に変換すること、学歴をダミー変数として導入すること、潜在経験年数プロファイルを2次関数で近似することなどを提案している。本分析はこの提案に基づき(1)式のようにミンサー型賃金関数を修正し、STEM専攻の賃金プレミアムを推定する。

$$\ln(Y_i) = \beta_0 + \beta_1STEM_i + \beta_2educ_i + \beta_3X_i + \beta_4X_i^2 + Z_i\gamma + u_i$$

従属変数は賃金率 Y_i の自然対数である。説明変数には定数項 β_0 と、STEM専攻を表すダミー変数 $STEM_i$ (個人が最終学歴でSTEMを専攻した場合に1)、学歴 $educ_i$ 、経験年数 X_i と経験年数の二乗 X_i^2 、性別、認知能力、非認知能力、勤め先企業の産業や企業規模などの共変量の行ベクトル Z_i 、観察できない個人の選好や属性を含む誤差項 u_i からなる線形関数を用いて、STEM専攻の賃金プレミアムを推定する。

STEM専攻の賃金プレミアム β_1 とは、STEM専攻者が非STEM専攻者に比べて追加的に得る賃金の上乗せ分を指す。ただし、式(1)を最小二乗法(OLS)で推定する場合 β_1 には欠落バイアスが生じる可能性がある。例えば、個人のIQ(知能指数)は賃金に影響を与える要因の一つと考えられるが、本調査では観察できない。仮にIQが高い人ほどSTEM専攻を選ぶ傾向がある場合、説明変数である $STEM_i$ と誤差項 u_i が相関し、 β_1 に上方バイアスがかかる可能性がある。これはIQが高い個人がSTEM専攻を選んで高賃金を得る傾向があるため、STEM専攻の効果が過大に評価されることを意味する。

5-5-2. データ

図表5-1は、推定に用いたデータの記述統計を示している。本節の分析では、従属変数である賃金率として、月給から算出した1時間当たり労働所得を用いている⁴⁰。日本の先行研究は年収を用いたものが多いため、比較のために年収も併せて利用している。賃金率と年収のいずれも上下1%を分析対象から除外している。1時間当たり労働所得(月給基準)の平均は2,464.5円、年収の平均は653.9万円である。

STEM専攻ダミーは、最終学歴において本調査の定義によるSTEM専攻を卒業した場合に1を取るダミー変数とした。STEM専攻ダミーは、後により詳細な17個の専攻ダミーに替えて分析を行う⁴¹。

⁴⁰ 1時間当たりの労働所得は、月収を1ヶ月の労働時間(1日当たりの労働時間と1ヶ月の労働日数の積)で除している。

⁴¹ 1 文学・史学・哲学・語学など、2 心理学、3 教育学、4 法律・政治、5 経済・経営・商学、6 社会学・メディア学、7 国際

また、現職が本調査の定義による STEM 職である場合に 1 を取るダミー変数を作成した。

学歴については最終学歴に基づき、大学卒ダミー、修士卒ダミー、博士卒ダミーの 3 つのダミーを作成し、リファレンスカテゴリは大学卒とした。労働市場での経験年数は、「年齢-教育年数-6」により求めた⁴²。

認知能力の代理変数として、高校の偏差値、大学の偏差値、高校の成績、両親の学歴を用いている。高校や大学の偏差値については、70 以上、60 台、50 台、40 台、40 未満の 5 段階のダミーを作成し、リファレンスカテゴリは 50 台とした。高校の成績は、かなり良い、やや良い、普通、やや悪い、かなり悪い、の 5 段階のダミーを作成し、リファレンスカテゴリは普通とした。両親の学歴は、中学校卒、高校卒、専門学校卒、短期大学卒、高等専門学校卒、大学卒業、大学院卒業、その他、わからない、の 9 つのダミー変数を作成し、リファレンスカテゴリは中学校卒業とした。

非認知能力の代理変数としては、外向性、誠実性、開放性を取り入れた。ビッグファイブ性格特性を測る標準的なテストは設問数が多く、回答者の負担が懸念されたため、本調査では簡易な設問を用いた。外向性は「活発で外向的な性格である」、誠実性は「自己管理能力が高い」、開放性は「新しい経験を厭わない性格である」という設問で評価した。それぞれの設問に対し、「あてはまる」「ややあてはまる」「あまりあてはまらない」「あてはまらない」の 4 択で回答を得て、それに基づいてダミー変数を作成した。

関係、8 理学、9 工学、10 情報工学、11 建築学、12 農・獣・畜産・水産、13 医・歯・薬、14 看護・保健・衛生、15 家政、16 芸術・表現、17 健康・スポーツ

⁴² 経験年数が 0 以下となる観測値が 5 件確認されたため、分析対象から除外した。

図表 5-1 記述統計量

		平均	標準偏差	最小	最大
STEM専攻		0.44	0.50	0	1
現職STEM職種		0.48	0.50	0	1
専攻	文学・史学・哲学・語学	0.09	0.28	0	1
	心理学	0.01	0.11	0	1
	教育学	0.02	0.14	0	1
	法律・政治	0.10	0.29	0	1
	経済・経営・商学	0.28	0.45	0	1
	社会学・メディア学	0.03	0.18	0	1
	国際関係	0.01	0.11	0	1
	理学	0.07	0.25	0	1
	工学	0.24	0.43	0	1
	情報工学	0.08	0.28	0	1
	建築学	0.02	0.12	0	1
	農・獣・畜産・水産	0.02	0.15	0	1
	医・歯・薬	0.01	0.10	0	1
	看護・保健・衛生	0.00	0.04	0	1
	家政学	0.01	0.07	0	1
	芸術・表現	0.01	0.09	0	1
	健康・スポーツ	0.01	0.08	0	1
キャリア転換	ずっと理系	0.32	0.47	0	1
	文転	0.12	0.32	0	1
	初職理転	0.12	0.32	0	1
	中途理転	0.04	0.19	0	1
	ずっと理系文系	0.41	0.49	0	1
労働所得	月収(万円)	40.6	15.7	3	132
	年収(万円)	652.5	263.2	140	1,500
	時間当たり労働所得(円)	2,565	1,793.3	759	22,727
	時間当たり労働所得(対数)	7.73	0.50	7	10
	年収(対数)	6.40	0.42	5	7
潜在経験年数		23.6	9.17	0	37
性別	男性	0.81	0.40	0	1
	女性				
学歴	学歴				
	大学	0.86	0.35	0	1
	修士	0.13	0.34	0	1
	博士	0.01	0.11	0	1
役職	役職無し	0.48	0.50	0	1
	監督、職長、班長、組長	0.05	0.22	0	1
	係長	0.21	0.41	0	1
	課長	0.22	0.42	0	1
	部長	0.02	0.15	0	1
	その他	0.01	0.08	0	1
既婚		0.61	0.49	0	1
子供の有無		0.42	0.49	0	1
サンプルサイズ		18,320			

図表 5-1 記述統計量 続き

		平均	標準偏差	最小	最大	
高校の偏差値	70以上	0.10	0.30	0	1	
	60台	0.43	0.49	0	1	
	50台	0.38	0.48	0	1	
	40台	0.08	0.27	0	1	
	40未満	0.02	0.14	0	1	
大学の偏差値	70以上	0.09	0.29	0	1	
	60台	0.37	0.48	0	1	
	50台	0.43	0.49	0	1	
	40台	0.10	0.30	0	1	
	40未満	0.02	0.13	0	1	
高校の成績	かなり良い	0.13	0.34	0	1	
	やや良い	0.32	0.47	0	1	
	普通	0.39	0.49	0	1	
	やや悪い	0.11	0.32	0	1	
	かなり悪い	0.05	0.21	0	1	
父親の学歴	中学校卒業	0.10	0.30	0	1	
	高校卒業	0.36	0.48	0	1	
	専門学校卒業	0.02	0.15	0	1	
	短期大学卒業	0.01	0.10	0	1	
	高等専門学校卒業	0.03	0.17	0	1	
	大学卒業	0.38	0.49	0	1	
	大学院卒業	0.02	0.14	0	1	
	その他 わからない	0.01 0.06	0.07 0.25	0	1	
母親の学歴	中学校卒業	0.09	0.28	0	1	
	高校卒業	0.46	0.50	0	1	
	専門学校卒業	0.05	0.22	0	1	
	短期大学卒業	0.13	0.34	0	1	
	高等専門学校卒業	0.03	0.18	0	1	
	大学卒業	0.16	0.36	0	1	
	大学院卒業	0.00	0.07	0	1	
	その他 わからない	0.00 0.07	0.06 0.25	0	1	
性格特性	外向性	あてはまる	0.06	0.24	0	1
		ややあてはまる	0.31	0.46	0	1
		あまりあてはまらない	0.46	0.50	0	1
		あてはまらない	0.17	0.37	0	1
	誠実性	あてはまる	0.10	0.30	0	1
		ややあてはまる	0.46	0.50	0	1
		あまりあてはまらない	0.37	0.48	0	1
		あてはまらない	0.07	0.25	0	1
	開放性	あてはまる	0.10	0.30	0	1
		ややあてはまる	0.41	0.49	0	1
		あまりあてはまらない	0.41	0.49	0	1
		あてはまらない	0.08	0.27	0	1
サンプルサイズ		18,320				

5-5-3. STEM 専攻のプレミアムに関する推定結果

図表 5-2 は、Mincer モデルを用いた賃金率の推定結果を示している。モデルの(1)から(4)は時給の対数、(5)から(8)は年収の対数を基に算出した賃金率を従属変数としている。モデル(1)において、STEM 専攻ダミーの係数は 0.028 であり、1%水準で統計的に有意に正であり、STEM 専攻者は非 STEM 専攻者よりも約 2.8%高い時給を得ていることを示している。

モデル(2)では、(1)に加えて STEM 職種ダミーを追加している。STEM 専攻者が STEM 職種に従事する傾向を考慮することで、専攻の効果と職種の効果を分離している。結果として、STEM 専攻ダミーの係数は 0.020 となり、モデル(1)よりも小さくなった。これは、STEM 専攻者の賃金プレミアムのうち約 0.8%は STEM 職種への従事に由来することを示している。つまり、STEM 専攻者の高賃金は、専攻そのものだけでなく、STEM 関連職種への従事も重要な要因である。

モデル(3)では、(2)に加え、認知能力の代理変数として、通学した高校や大学の偏差値、高校時代の成績、両親の学歴を制御変数として追加している。このモデルにおいて、STEM 専攻ダミーの係数は 0.024 となり、認知能力を制御しないモデル(2)の係数よりも有意に高い値を示している。この結果は、モデル(2)では、認知能力を制御しなかったことによって交絡因子の影響を受け、STEM 専攻の効果が過小評価されていた可能性を示唆する。

認知能力を制御することによって STEM 専攻ダミーの係数が大きくなったということは、モデル(2)では認知能力の低さが STEM 専攻ダミーに負のバイアスを与えていたことを意味する。つまり、認知能力が相対的に低い者が STEM を専攻する傾向がある可能性が示唆される。この結果は、海外の研究で示される「STEM 専攻者は高い認知能力を持つ」という知見とは整合しない。日本においては文系専攻者の認知能力が相対的に高い傾向があるか、STEM 分野の学習には認知能力よりも、嗜好や適性といった要因の方が重要な役割を果たしている可能性があると考えられる。

モデル(4)では、性格特性などの非認知能力を追加し、非認知能力の高い個人が、STEM 分野でより高い成果を上げ、高賃金を得る可能性を考慮している。しかし、結果として、STEM 専攻の係数は 0.027 となり、非認知能力を含めないモデル(3)と比較して大きくなった。この結果は、むしろ非認知能力が相対的に低い個人が STEM 分野に集まる傾向があり、その影響で STEM 専攻者の賃金が過小評価されていた可能性を示唆している。

モデル(5)~(8)は、従属変数を年収に置き換えて推定した結果である。時給を用いた場合と比較して、STEM 専攻ダミーの係数の推定値(0.020~0.028)と大きな差異はなく 0.026~0.034 の範囲を示している。この結果は、STEM 専攻で培った知識やスキルが、職種や認知能力、非認知能力といった要因を考慮しても、時給、年収の双方において約 2~3%程度のプレミアムをもたらしていることを示唆している。つまり、STEM 分野の教育は、非 STEM 分野の教育に比べて、労働市場における個人の経済的価値を平均的に約 2~3%向上させる可能性がある。

図表 5-2 STEM 専攻の賃金プレミアム推定

変数名	(1) 対数時給	(2) 対数時給	(3) 対数時給	(4) 対数時給	(5) 対数年収	(6) 対数年収	(7) 対数年収	(8) 対数年収
STEM専攻	0.028*** (0.008)	0.020** (0.009)	0.024*** (0.009)	0.027*** (0.009)	0.032*** (0.005)	0.026*** (0.006)	0.033*** (0.006)	0.034*** (0.006)
現職STEM職種		0.029*** (0.009)	0.026*** (0.009)	0.025*** (0.009)		0.023*** (0.006)	0.020*** (0.001)	0.019*** (0.001)
経験年数	経験年数	0.009*** (0.002)	0.009*** (0.002)	0.011*** (0.002)	0.011*** (0.002)	0.022*** (0.001)	0.022*** (0.001)	0.023*** (0.001)
	経験年数2乗	-0.000*** (0.000)						
性別	男性	0.081*** (0.010)	0.078*** (0.010)	0.090*** (0.010)	0.091*** (0.010)	0.154*** (0.007)	0.152*** (0.007)	0.163*** (0.007)
学歴	修士	0.084*** (0.011)	0.081*** (0.011)	0.057*** (0.011)	0.059*** (0.011)	0.107*** (0.007)	0.105*** (0.007)	0.074*** (0.007)
	博士	0.138*** (0.029)	0.135*** (0.029)	0.092*** (0.029)	0.091*** (0.029)	0.197*** (0.021)	0.195*** (0.021)	0.140*** (0.021)
役職	監督・職長・班長・組長	0.076*** (0.016)	0.075*** (0.016)	0.072*** (0.016)	0.066*** (0.016)	0.113*** (0.011)	0.113*** (0.011)	0.109*** (0.010)
	係長	0.113*** (0.009)	0.113*** (0.009)	0.101*** (0.009)	0.096*** (0.009)	0.167*** (0.006)	0.167*** (0.006)	0.148*** (0.006)
	課長	0.237*** (0.009)	0.238*** (0.009)	0.219*** (0.009)	0.208*** (0.010)	0.335*** (0.006)	0.335*** (0.006)	0.303*** (0.006)
	部長	0.347*** (0.023)	0.348*** (0.023)	0.322*** (0.023)	0.304*** (0.024)	0.434*** (0.016)	0.435*** (0.016)	0.391*** (0.016)
	その他	0.075* (0.041)	0.076* (0.040)	0.078* (0.041)	0.077* (0.040)	0.077*** (0.026)	0.077*** (0.026)	0.083*** (0.026)
既婚		0.079*** (0.010)	0.079*** (0.010)	0.077*** (0.010)	0.074*** (0.010)	0.091*** (0.006)	0.091*** (0.006)	0.089*** (0.006)
子供の有無		0.016* (0.009)	0.016* (0.009)	0.015 (0.009)	0.013 (0.009)	0.014** (0.006)	0.014** (0.006)	0.012** (0.006)
高校偏差値	70以上		0.062*** (0.014)	0.054*** (0.014)			0.080*** (0.009)	0.074*** (0.009)
	60台		0.033*** (0.009)	0.030*** (0.009)			0.030*** (0.005)	0.028*** (0.005)
	40台		-0.009 (0.014)	-0.007 (0.014)			-0.021** (0.009)	-0.019** (0.009)
	40未満		-0.044 (0.030)	-0.041 (0.030)			-0.031 (0.020)	-0.027 (0.020)
大学偏差値	70以上		0.049*** (0.015)	0.047*** (0.015)			0.091*** (0.010)	0.089*** (0.010)
	60台		0.035*** (0.009)	0.032*** (0.009)			0.051*** (0.006)	0.048*** (0.006)
	40台		-0.013 (0.012)	-0.011 (0.012)			-0.027*** (0.008)	-0.025*** (0.008)
	40未満		-0.036 (0.028)	-0.030 (0.028)			-0.058*** (0.021)	-0.051** (0.021)
高校の成績	かなり良い		0.063*** (0.012)	0.049*** (0.012)			0.047*** (0.008)	0.037*** (0.008)
	やや良い		0.032*** (0.008)	0.024*** (0.008)			0.035*** (0.005)	0.029*** (0.005)
	やや悪い		0.002 (0.011)	0.006 (0.011)			0.012* (0.007)	0.016** (0.007)
	かなり悪い		0.018 (0.016)	0.026 (0.016)			0.035*** (0.010)	0.044*** (0.010)
父親の学歴	高校卒業		-0.005 (0.012)	-0.006 (0.012)			-0.017** (0.008)	-0.017** (0.008)
	専門学校卒業		-0.001 (0.026)	-0.007 (0.026)			-0.036** (0.017)	-0.040** (0.017)
	短期大学卒業		0.005 (0.038)	-0.001 (0.038)			-0.009 (0.023)	-0.012 (0.023)
	高等専門学校卒業		0.023 (0.025)	0.019 (0.025)			-0.023 (0.015)	-0.025* (0.015)
	大学卒業		-0.002 (0.014)	-0.004 (0.014)			-0.019** (0.009)	-0.021** (0.009)
	大学院卒業		0.028 (0.030)	0.022 (0.030)			-0.020 (0.019)	-0.024 (0.019)
	その他		0.011 (0.051)	0.017 (0.051)			-0.058** (0.029)	-0.052* (0.029)
	わからない		-0.008 (0.024)	-0.008 (0.024)			-0.047*** (0.016)	-0.047*** (0.016)
母親の学歴	高校卒業		-0.007 (0.013)	-0.009 (0.013)			0.014 (0.009)	0.012 (0.009)
	専門学校卒業		0.028 (0.020)	0.026 (0.020)			0.013 (0.013)	0.011 (0.013)
	短期大学卒業		-0.005 (0.017)	-0.009 (0.017)			0.016 (0.011)	0.013 (0.011)
	高等専門学校卒業		0.013 (0.025)	0.004 (0.025)			0.006 (0.016)	0.000 (0.016)
	大学卒業		-0.011 (0.017)	-0.018 (0.017)			0.006 (0.012)	0.001 (0.012)
	大学院卒業		-0.061 (0.056)	-0.071 (0.056)			0.015 (0.034)	0.010 (0.034)
	その他		0.015 (0.053)	0.014 (0.053)			0.014 (0.037)	0.013 (0.037)
	わからない		-0.057** (0.024)	-0.055** (0.024)			-0.017 (0.016)	-0.016 (0.016)
外向性	あてはまる			0.028 (0.019)			0.013 (0.013)	0.013 (0.013)
	ややあてはまる			0.015 (0.012)			0.019** (0.008)	0.019** (0.008)
	あまりあてはまらない			0.006 (0.011)			0.012* (0.007)	0.012* (0.007)
誠実性	あてはまる			0.058*** (0.019)			0.057*** (0.013)	0.057*** (0.013)
	ややあてはまる			0.050*** (0.016)			0.036*** (0.011)	0.036*** (0.011)
	あまりあてはまらない			0.021 (0.015)			0.016 (0.011)	0.016 (0.011)
開放性	あてはまる			0.055*** (0.020)			0.042*** (0.013)	0.042*** (0.013)
	ややあてはまる			0.026* (0.016)			0.033*** (0.010)	0.033*** (0.010)
	あまりあてはまらない			0.000 (0.015)			0.014 (0.010)	0.014 (0.010)
定数		7.563*** (0.217)	7.547*** (0.212)	7.485*** (0.214)	7.440*** (0.165)	5.251*** (0.163)	5.239*** (0.154)	5.105*** (0.157)
都道府県	yes		yes	yes	yes	yes	yes	yes
サンプルサイズ		18,320	18,320	18,320	18,320	18,320	18,320	18,320
法定係数		0.179	0.180	0.190	0.194	0.496	0.497	0.517

Robust standard errors in parentheses

*** p<0.01, ** p<0.05, * p<0.1

5-5-4. 専攻分野別プレミアムに関する推定結果

前節の分析では、専攻を STEM と非 STEM に大まかに分類して分析を行った。本節では、より細かい専攻分野が時給と年収に与える影響、すなわち専攻の賃金プレミアムを推定する。専攻分野のリファレンスカテゴリは先行研究に倣い、人文科学専攻とした。結果として、いくつかの専攻分野で統計的に有意な賃金プレミアムが確認された(図表 5-3)。

まず時給に対する結果に着目すると、国際関係の専攻者は人文科学分野の専攻者と比較して時給が約 7%高いことが示された。これは、国際関係の教育が提供する多文化理解や語学スキル、国際的な視点が労働市場において高く評価されていることを示唆している。

次に、医・歯・薬専攻者では、時給が約 10%高いことが確認されており、これは全専攻の中で最も高いプレミアムである。医療分野では高度な専門知識と技術が求められ、資格職と直結しているため、労働市場で極めて高く評価されていることが反映されていると考えられる。

さらに、理学専攻者では約 3~4%、工学専攻者では約 3~4%、情報工学専攻者では約 4~5%高い時給がそれぞれ確認された。理学分野で培われる数理的思考力や分析力、工学分野における設計・製造スキルやプロジェクト管理能力、そして現代の労働市場で極めて重要な情報技術(IT)スキルが、これらのプレミアムを生み出していると考えられる。

日本の先行研究では、社会科学系専攻が高い賃金プレミアムを得ているとする研究が多かったが、認知能力、非認知能力を考慮した本分析の結果では、法律・政治学専攻や経済・経営・商学専攻については、時給に対する統計的に有意な影響は認められなかった。

ただし、先行研究は時給ではなく年収に対する専攻の係数を検討していることを踏まえ、本分析も年収を用いた推定を行った。その結果、社会科学系の専攻が年収に一定の影響を与えることが示された。具体的には法律・政治学専攻の年収は約 5%高く、経済・経営・商学専攻も約 3~4%、社会学・メディア学専攻者は年収が約 3%高いことが確認された。時給ではこれらの社会科学系専攻にプレミアムが確認されなかったが、この結果の差異は、社会科学系専攻者が就く営業職や企画職などの職種において、個人の成果が評価されてボーナスなどに反映される報酬体系の影響を受けやすいことが一因と考えられる。また、これらの職種では労働時間が他の職種よりも長くなる傾向があるため、労働時間の長さを考慮していない年収の分析ではプレミアムが確認できるが、労働時間の長さを考慮している時給の分析ではその効果が相殺される可能性がある。このように、時給と年収の結果の違いには、報酬体系と労働時間の違いが影響していると考えられる。

STEM 分野、すなわち理学、工学、情報工学の各専攻では、年収においてより大きなプレミアムが確認された。理学専攻者では約 6~7%高く、工学専攻者では約 6~8%、情報工学専攻者では約 5~7%高いことが示された。全体として STEM 専攻の年収プレミアムは、社会科学専攻よりも顕著であり、これは STEM 分野の教育が高度な専門知識や技術を養い、労働市場の高い需要を反映した結果と考えられる。さらに、STEM 分野の年収プレミアムが大きいという結果は、海外の先行研究とも一致している。

図表 5-3 各専攻の賃金プレミアムの推定

変数名		(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)	
		対数時給	対数時給	対数時給	対数時給	対数年収	対数年収	対数年収	対数年収	
専攻	心理学	-0.014 (0.031)	-0.015 (0.031)	-0.003 (0.031)	0.000 (0.031)	0.008 (0.020)	0.008 (0.020)	0.022 (0.019)	0.026 (0.019)	
	教育学	0.000 (0.027)	-0.001 (0.027)	-0.000 (0.026)	-0.004 (0.026)	0.053*** (0.019)	0.051*** (0.019)	0.052*** (0.018)	0.049*** (0.018)	
	法律・政治	0.029* (0.017)	0.030* (0.017)	0.025 (0.017)	0.026 (0.017)	0.050*** (0.011)	0.051*** (0.011)	0.045*** (0.011)	0.046*** (0.011)	
	経済・経営・商学	0.003 (0.014)	0.003 (0.014)	0.012 (0.014)	0.011 (0.014)	0.031*** (0.009)	0.031*** (0.009)	0.042*** (0.009)	0.042*** (0.009)	
	社会学・メディア学	0.026 (0.022)	0.027 (0.022)	0.029 (0.022)	0.029 (0.022)	0.028* (0.015)	0.029* (0.015)	0.032** (0.015)	0.032** (0.015)	
	国際関係	0.071** (0.035)	0.070** (0.035)	0.075** (0.035)	0.068* (0.036)	0.058*** (0.022)	0.058*** (0.022)	0.065*** (0.022)	0.060*** (0.022)	
	理学	0.043** (0.019)	0.036* (0.019)	0.033* (0.019)	0.036* (0.019)	0.068*** (0.013)	0.063*** (0.013)	0.061*** (0.012)	0.063*** (0.012)	
	工学	0.032** (0.015)	0.022 (0.016)	0.035** (0.016)	0.037** (0.016)	0.063*** (0.010)	0.055*** (0.010)	0.074*** (0.010)	0.075*** (0.010)	
	情報工学	0.039** (0.018)	0.029 (0.018)	0.044** (0.018)	0.048*** (0.018)	0.051*** (0.012)	0.043*** (0.012)	0.064*** (0.012)	0.066*** (0.012)	
	建築学	0.049 (0.033)	0.039 (0.033)	0.045 (0.032)	0.043 (0.032)	0.103*** (0.021)	0.095*** (0.021)	0.103*** (0.020)	0.101*** (0.020)	
	農・獣・畜産・水産	0.025 (0.026)	0.021 (0.026)	0.024 (0.026)	0.023 (0.026)	0.043** (0.017)	0.040** (0.017)	0.045*** (0.017)	0.044*** (0.017)	
	医・歯・薬	0.105*** (0.036)	0.104*** (0.036)	0.099*** (0.036)	0.096*** (0.036)	0.143*** (0.025)	0.142*** (0.025)	0.137*** (0.025)	0.134*** (0.025)	
	看護・保健・衛生	0.008 (0.085)	0.007 (0.086)	0.012 (0.090)	0.011 (0.087)	-0.053 (0.066)	-0.054 (0.066)	-0.049 (0.069)	-0.052 (0.067)	
	家政学	0.002 (0.049)	0.001 (0.048)	0.016 (0.047)	0.014 (0.047)	0.009 (0.035)	0.008 (0.035)	0.028 (0.034)	0.026 (0.034)	
	芸術・表現	-0.021 (0.044)	-0.021 (0.044)	0.000 (0.044)	-0.005 (0.044)	-0.014 (0.030)	-0.013 (0.030)	0.017 (0.029)	0.013 (0.029)	
	健康・スポーツ	-0.006 (0.043)	-0.007 (0.043)	0.020 (0.044)	0.009 (0.043)	0.020 (0.032)	0.020 (0.032)	0.056* (0.032)	0.047 (0.031)	
	現職STEM職種		0.031*** (0.009)	0.027*** (0.009)	0.026*** (0.009)		0.024*** (0.006)	0.020*** (0.006)	0.019*** (0.006)	
	経験年数	経験年数	0.009*** (0.002)	0.009*** (0.002)	0.011*** (0.002)	0.011*** (0.002)	0.022*** (0.001)	0.022*** (0.001)	0.024*** (0.001)	0.024*** (0.001)
		経験年数2乗	-0.000** (0.000)	-0.000** (0.000)	-0.000*** (0.000)	-0.000*** (0.000)	-0.000*** (0.000)	-0.000*** (0.000)	-0.000*** (0.000)	-0.000*** (0.000)
	性別	男性	0.080*** (0.011)	0.077*** (0.011)	0.088*** (0.011)	0.089*** (0.011)	0.147*** (0.007)	0.144*** (0.007)	0.154*** (0.007)	0.154*** (0.007)
学歴	修士	0.084*** (0.011)	0.081*** (0.011)	0.057*** (0.011)	0.059*** (0.011)	0.107*** (0.007)	0.105*** (0.007)	0.073*** (0.007)	0.075*** (0.007)	
	博士	0.133*** (0.029)	0.129*** (0.029)	0.090*** (0.030)	0.089*** (0.030)	0.193*** (0.021)	0.189*** (0.021)	0.139*** (0.021)	0.138*** (0.021)	
役職	監督・職長・班長・組長	0.076*** (0.016)	0.075*** (0.016)	0.071*** (0.016)	0.066*** (0.016)	0.112*** (0.011)	0.112*** (0.011)	0.108*** (0.010)	0.103*** (0.010)	
	係長	0.113*** (0.009)	0.113*** (0.009)	0.101*** (0.009)	0.096*** (0.009)	0.166*** (0.006)	0.166*** (0.006)	0.151*** (0.006)	0.147*** (0.006)	
	課長	0.237*** (0.009)	0.237*** (0.009)	0.218*** (0.009)	0.207*** (0.010)	0.334*** (0.006)	0.334*** (0.006)	0.309*** (0.006)	0.301*** (0.006)	
	部長	0.346*** (0.023)	0.347*** (0.023)	0.321*** (0.023)	0.304*** (0.023)	0.433*** (0.016)	0.433*** (0.016)	0.401*** (0.016)	0.389*** (0.016)	
	その他	0.075* (0.041)	0.075* (0.041)	0.078* (0.041)	0.077* (0.040)	0.076*** (0.026)	0.076*** (0.026)	0.082*** (0.026)	0.082*** (0.026)	
既婚	0.079*** (0.010)	0.079*** (0.010)	0.078*** (0.010)	0.074*** (0.010)	0.090*** (0.006)	0.090*** (0.006)	0.088*** (0.006)	0.085*** (0.006)		
子供の有無	0.016* (0.009)	0.016* (0.009)	0.014 (0.009)	0.013 (0.009)	0.014** (0.006)	0.013** (0.006)	0.012** (0.006)	0.011** (0.006)		
定数	7.559*** (0.216)	7.540*** (0.216)	7.479*** (0.211)	7.435*** (0.213)	5.237*** (0.165)	5.223*** (0.164)	5.141*** (0.153)	5.090*** (0.157)		
高校偏差値			yes	yes			yes	yes		
大学偏差値			yes	yes			yes	yes		
高校の成績			yes	yes			yes	yes		
両親の学歴			yes	yes			yes	yes		
性格特性				yes				yes		
企業規模	yes	yes	yes	yes	yes	yes	yes	yes		
産業	yes	yes	yes	yes	yes	yes	yes	yes		
都道府県	yes	yes	yes	yes	yes	yes	yes	yes		
サンプルサイズ	18,320	18,320	18,320	18,320	18,320	18,320	18,320	18,320		
決定係数	0.180	0.181	0.190	0.194	0.498	0.498	0.519	0.522		

Robust standard errors in parentheses

*** p<0.01, ** p<0.05, * p<0.1

5-5-5. キャリアの選択とプレミアムの推定結果

図表 5-4 は、専攻と職種の選択に関する賃金プレミアムの推定結果である。リファレンスカテゴリは、いずれのモデルにおいても「ずっと文系」である。

まず、「ずっと理系」のグループは、すべてのモデルで一貫して有意な正の係数が示され、対数時給と対数年収のどちらにおいても約 5%前後のプレミアムが確認されている。このグループが最も賃金が高い傾向にあり、大学で学んだ STEM に関する知識やスキルと職種が適切にマッチすることで、生産性が高まり、それが賃金に反映されていると考えられる。

次に、文転したグループについては、時給や年収の両方で有意な正のプレミアムが確認された。ただし、「ずっと理系」のグループと比較するとプレミアムは小さく、時給で約 2~3%、年収で約 2%のプレミアムである。この結果は、STEM 職種を維持した場合ほどではないが、文系職種においても STEM 教育が一定の評価を受けていることを示している。

次に、初期理転(文系専攻でキャリアの初期段階で STEM 職種に転換したグループ)についても、高いプレミアムが確認されている。特に、対数時給では約 2~3%、対数年収では約 1~2%のプレミアムがみられる。この結果は、「ずっと文系」よりも、理転を行ったグループの方が賃金が高いことを示しており、転換が賃金向上に寄与することがわかる。さらに、文系専攻で培ったスキルや知識が転換先の STEM 職種で評価されていることも示唆される。文転と初期理転の賃金プレミアムの大きさを比較すると同程度か、認知能力や非認知能力を制御したモデル(モデル(3)や(6))で比較すると、文転の方が僅かに高い結果となっている。

一方、中途理転(文系専攻でキャリアの途中で文系職種から STEM 職種に転換したグループ)については、時給では一部有意な正の影響がみられるが、年収にはほとんど影響がなく、係数はむしろ負の影響を示している(-0.004~-0.013)。これは、中途転換者が文系専攻で培った知識やスキルを転職先で十分に活かせていないことが一因として考えられる。

初期理転と中途理転でプレミアムに違いが生じる理由は明確ではないが、学習効率の高い若い労働者が新しい分野に適応しやすいことが一因と考えられる。また、キャリア転換に多額の教育投資が伴う場合には、その負担を個人で賄うのが難しいため、企業の支援が欠かせないともいえる。企業は初期理転者に対しては、長期的な投資回収を見込んで転換に必要な教育を積極的に提供するが、中途理転者には、残りの勤続年数から費用対効果を慎重に検討し、教育機会が限定されることもあるだろう。この違いが賃金プレミアムの違いに影響を与える可能性がある。

OLS の分析結果をまとめると、STEM 専攻で培ったスキルや知識は STEM 職種に就いた場合に高い賃金に結びつくことが示された。また、文系専攻から STEM 職種に転換した場合も、賃金プレミアムを得ることができることが確認された。しかし、キャリア転換にはタイミングが重要であり、初期理転の場合にのみ賃金プレミアムを得られ、中途理転の場合には文系で培った知識やスキルが十分に活かさない可能性がある。

図表 5-4 キャリア転換と賃金プレミアムの推定

変数		(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
		対数時給	対数時給	対数時給	対数年収	対数年収	対数年収
キャリア転換	ずっと理系	0.048*** (0.010)	0.050*** (0.010)	0.052*** (0.010)	0.049*** (0.007)	0.053*** (0.007)	0.055*** (0.007)
	文転	0.024** (0.012)	0.025** (0.012)	0.027** (0.012)	0.015* (0.008)	0.019** (0.008)	0.020** (0.008)
	初期理転	0.029** (0.012)	0.024** (0.012)	0.024** (0.012)	0.019** (0.008)	0.014* (0.008)	0.014* (0.008)
	中途理転	0.042** (0.020)	0.036* (0.020)	0.032 (0.020)	-0.004 (0.012)	-0.010 (0.012)	-0.013 (0.012)
	経験年数	0.009*** (0.002)	0.010*** (0.002)	0.011*** (0.002)	0.022*** (0.001)	0.023*** (0.001)	0.024*** (0.001)
	経験年数2乗	-0.000** (0.000)	-0.000*** (0.000)	-0.000*** (0.000)	-0.000*** (0.000)	-0.000*** (0.000)	-0.000*** (0.000)
性別	男性	0.078*** (0.010)	0.090*** (0.010)	0.091*** (0.010)	0.152*** (0.007)	0.163*** (0.007)	0.164*** (0.007)
学歴	修士	0.075*** (0.016)	0.072*** (0.016)	0.066*** (0.016)	0.113*** (0.011)	0.109*** (0.010)	0.104*** (0.010)
	博士	0.113*** (0.009)	0.101*** (0.009)	0.096*** (0.009)	0.166*** (0.006)	0.152*** (0.006)	0.148*** (0.006)
役職	監督・職長・班長・組長	0.238*** (0.009)	0.219*** (0.009)	0.208*** (0.010)	0.335*** (0.006)	0.310*** (0.006)	0.302*** (0.006)
	係長	0.348*** (0.023)	0.322*** (0.023)	0.305*** (0.024)	0.434*** (0.016)	0.402*** (0.016)	0.390*** (0.016)
	課長	0.075* (0.040)	0.078* (0.041)	0.077* (0.040)	0.078*** (0.026)	0.084*** (0.026)	0.084*** (0.026)
	部長	0.082*** (0.011)	0.057*** (0.011)	0.059*** (0.011)	0.104*** (0.007)	0.072*** (0.007)	0.074*** (0.007)
	その他	0.136*** (0.029)	0.092*** (0.029)	0.091*** (0.029)	0.194*** (0.021)	0.139*** (0.021)	0.138*** (0.021)
既婚	0.079*** (0.010)	0.078*** (0.010)	0.074*** (0.010)	0.091*** (0.006)	0.089*** (0.006)	0.085*** (0.006)	
子供の有無	0.016* (0.009)	0.015 (0.009)	0.013 (0.009)	0.014** (0.006)	0.013** (0.006)	0.012** (0.006)	
定数	7.546*** (0.216)	7.485*** (0.211)	7.440*** (0.214)	5.242*** (0.164)	5.163*** (0.155)	5.110*** (0.158)	
高校偏差値		yes	yes		yes	yes	
大学偏差値		yes	yes		yes	yes	
高校の成績		yes	yes		yes	yes	
両親の学歴		yes	yes		yes	yes	
性格特性			yes			yes	
企業規模	yes	yes	yes	yes	yes	yes	
産業	yes	yes	yes	yes	yes	yes	
都道府県	yes	yes	yes	yes	yes	yes	
サンプルサイズ	18,320	18,320	18,320	18,320	18,320	18,320	
決定係数	0.092	0.169	0.194	0.388	0.447	0.521	

Robust standard errors in parentheses

*** p<0.01, ** p<0.05, * p<0.1

5-6. 理転・文転の傾向スコア法による分析

前節においては、学力、家庭環境、性格などの個人特性を制御して回帰分析を行い、文系専攻から STEM 職種への転換が、賃金水準の向上に有意な影響を与えることを実証した。しかし、STEM 職種に転換する人とそうでない人の中には、セレクションバイアスが生じる可能性がある。前節で用いた変数だけではこのセレクションバイアスを完全に制御できないため、本節では、Rosenbaum and Rubin (1983) が提唱した傾向スコアを用いた共変量の調整を行い、キャリアの転換効果を評価する。

傾向スコア(propensity score)は、処置群と対照群の間の共変量分布の偏りを調整するためのスカラー値である。Rosenbaum and Rubin (1983)によれば、傾向スコアは、処置群への割り当て

確率 $P(T = 1 | X)$ を共変重 X を用いて推定したものである。本研究では、例えば文系専攻から STEM 職種への転換を処置 T と定義し、その確率をプロビットモデルを用いて次の式に基づき推定する。

$$e(X) = P(T = 1 | X) = \Phi(\beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_k X_k)$$

T は処置の有無を示すダミー変数であり、以下のように定義される。理転の場合: $T = 1$ は文系専攻から STEM 職種への転換を意味し、 $T = 0$ は「ずっと文系」であることを示す。文転の場合: $T = 1$ は STEM 専攻から文系職種への転換を意味し、 $T = 0$ は「ずっと理系」であることを示す。

また、 $X = (X_1, X_2, \dots, X_k)$ は共変量(学力、性格、プログラミング経験などの個人特性)、 $\Phi(\cdot)$ は標準正規分布の累積分布関数(プロビットモデルの特性)、 $\beta_0, \beta_1, \dots, \beta_k$ は推定されるパラメータである。

傾向スコアの推定後、以下の 3 種類のマッチング方法を用いて、処置群と対照群をバランスの取れたペアに組み合わせる。

1. Nearest Neighbor Matching(最尤近傍マッチング)

各処置群置群の個体に対して、傾向スコアが最も近い対照群の個体を選択する。この方法は直感的で簡便であるが、処置群と対照群の分布が大きく重ならない場合にバイアスがかかる可能性がある。

2. Caliper Matching(半径マッチング)

各処置群の個体に対して、傾向スコアが一定の半径内にある対照群の個体を選択する。ここでは処置群と対照群の傾向スコアの差が 0.1 以内の対照群のみをマッチング候補として使用している。この方法は、極端な傾向スコアを持つ個体を除外することが可能であり、分布のバランスをより効果的に保つ。

3. Inverse Probability of Treatment Weighting (IPTW; 逆確率重み付け)

各個体に重みを付与して標本全体の分布を調整する方法である。重みは処置群では $1/e(X)$ 、対照群では $1/(1 - e(X))$ として計算される。この方法は、全体的なバランスを取る点で優れているが、傾向スコアが極端な値を取る場合に分散が増大する問題がある。

次に、これらの手法を用いて処置効果(ATT: Average Treatment Effect on the Treated; 処置群における平均処置効果)を推定する。ATT は処置を受けた個体が実際に得た結果と、処置を受けなかった場合に得たであろう結果の期待値の差として定義される。

$$ATT = E[Y(1) - Y(0) | T = 1]$$

$Y(1)$ は処置を受けた場合のアウトカム(賃金)、 $Y(0)$ は処置を受けなかった場合のアウトカムを

表す。実際には、処置群のアウトカムと、マッチングによって得られた対照群のアウトカムの平均差を計算することで推定される。

$$ATT = \frac{1}{N_T} \sum_{i \in T} \left[Y_i(1) - \frac{\sum_{j \in C} W_{ij} Y_j(0)}{\sum_{j \in C} W_{ij}} \right]$$

N_T は処置群のサンプルサイズ、 W_{ij} は個体 i (処置群)と j (対照群)の間のマッチング重みを表す。これらの手法を通じて、文系専攻から STEM 職種への転換が賃金水準に与える影響をより厳密に評価することが可能になる。

図表 5-5 記述統計

変数名	ずっと文系				初期理転				途中理転			
	平均	標準偏差	最小	最大	平均	標準偏差	最小	最大	平均	標準偏差	最小	最大
労働所得	38.85	15.94	3	132	39.39	14.91	3	100	37.60	15.85	5	110
月給(万円)	623.97	269.63	140	1500	612.28	238.38	140	1500	579.74	253.71	150	1500
年間当たり労働所得(円)	2,561	2,146	812	22,500	2,630	2,164	821	22,500	2,631	2,444	818	21,250
1時間当たり労働所得(対数)	7.68	0.51	6.70	10.02	7.72	0.48	6.71	10.02	7.68	0.54	6.71	9.96
年収(対数)	6.34	0.44	4.94	7.31	6.34	0.39	4.94	7.31	6.28	0.41	5.01	7.31
専攻	0.157	0.363	0	1	0.143	0.350	0	1	0.173	0.378	0	1
文学・史学・哲学・語学	0.022	0.146	0	1	0.030	0.169	0	1	0.028	0.164	0	1
心理学	0.032	0.176	0	1	0.034	0.182	0	1	0.044	0.204	0	1
教育学	0.181	0.385	0	1	0.134	0.340	0	1	0.170	0.376	0	1
法律・政治	0.494	0.500	0	1	0.546	0.498	0	1	0.459	0.499	0	1
経済・経営・商学	0.060	0.237	0	1	0.063	0.244	0	1	0.061	0.239	0	1
社会学・メディア学	0.020	0.141	0	1	0.022	0.146	0	1	0.020	0.141	0	1
国際関係	0.010	0.100	0	1	0.007	0.083	0	1	0.012	0.107	0	1
家政学	0.014	0.116	0	1	0.011	0.105	0	1	0.020	0.141	0	1
芸術・表現	0.011	0.105	0	1	0.011	0.105	0	1	0.015	0.120	0	1
健康・スポーツ	0.971	0.168	0	1	0.967	0.178	0	1	0.974	0.160	0	1
学士	0.025	0.155	0	1	0.030	0.172	0	1	0.026	0.160	0	1
修士	0.004	0.065	0	1	0.002	0.048	0	1	-	-	-	-
博士	0.703	0.457	0	1	0.769	0.422	0	1	0.807	0.395	0	1
性別	0.094	0.292	0	1	0.090	0.286	0	1	0.090	0.286	0	1
大学偏差値	0.369	0.483	0	1	0.378	0.485	0	1	0.347	0.476	0	1
70台	0.099	0.298	0	1	0.088	0.284	0	1	0.131	0.337	0	1
60台	0.021	0.142	0	1	0.014	0.119	0	1	0.016	0.125	0	1
50台	0.418	0.493	0	1	0.429	0.495	0	1	0.417	0.49334	0	1
40台	0.734	0.442	0	1	0.609	0.488	0	1	0.637	0.481	0	1
40台未満	0.103	0.303	0	1	0.184	0.388	0	1	0.158	0.365	0	1
文系	0.163	0.370	0	1	0.207	0.405	0	1	0.205	0.404	0	1
高校1年	0.306	0.461	0	1	0.360	0.480	0	1	0.306	0.461	0	1
文系	0.513	0.500	0	1	0.493	0.500	0	1	0.508	0.500	0	1
理系	0.181	0.385	0	1	0.147	0.355	0	1	0.18578	0.38921	0	1
時点の進路	0.007	0.084	0	1	0.021	0.143	0	1	0.010	0.100	0	1
まだ決まっていなかった	0.012	0.108	0	1	0.038	0.192	0	1	0.026	0.160	0	1
数学受験した	0.022	0.148	0	1	0.078	0.268	0	1	0.046	0.211	0	1
数学受験しなかった	0.084	0.278	0	1	0.215	0.411	0	1	0.128	0.334	0	1
受験しなかった	0.001	0.037	0	1	0.003	0.057	0	1	0.001	0.038	0	1
小学生以下	0.002	0.045	0	1	0.004	0.061	0	1	0.007	0.085	0	1
中学生	0.871	0.335	0	1	0.641	0.480	0	1	0.781	0.414	0	1
高校生	0.179	0.384	0	1	0.258	0.438	0	1	0.192	0.394	0	1
大学生	0.229	0.420	0	1	0.343	0.475	0	1	0.298	0.458	0	1
大学院生	0.340	0.474	0	1	-	-	-	-	0.694	0.461	0	1
その他	7.245	2.164	2.164	689								
プロگرامミン												
小学生以下												
中学生												
高校生												
大学生												
大学院生												
その他												
プロگرامミンが経験無し												
大学で数学の必修授業があった												
大学で統計学を履修した												
現職に転職した												
サンプルサイズ												

図表 5-5 記述統計 続き

変数名	ざつと理系				文転			
	平均	標準偏差	最小	最大	平均	標準偏差	最小	最大
労働所得	43.24	15.14	5	124	41.17	16.07	8	120
月給(万円)	706.08	249.019	140	1500	666.932	277.88	150	1500
年間(万円)	2,857	2,358	813	22,500	2,700	2,337	816	22,727
1時間当たり労働所得(円)	7.80	0.49	6.70	10.02	7.73	0.51	6.70	10.03
年間(対数)	6.49	0.37	4.94	7.31	6.41	0.44	5.01	7.31
専攻	0.128	0.334	0	1	0.209	0.407	0	1
理学	0.570	0.495	0	1	0.494	0.500	0	1
工学	0.219	0.414	0	1	0.107	0.309	0	1
情報工学	0.037	0.188	0	1	0.030	0.171	0	1
建築学	0.033	0.179	0	1	0.104	0.306	0	1
農・獣・畜産・水産	0.011	0.106	0	1	0.048	0.213	0	1
医・歯・薬	0.001	0.032	0	1	0.008	0.089	0	1
看護・保健・衛生	0.681	0.466	0	1	0.794	0.404	0	1
学士	0.295	0.456	0	1	0.184	0.388	0	1
修士	0.024	0.153	0	1	0.021	0.144	0	1
博士	0.932	0.252	0	1	0.857	0.350	0	1
男性	0.084	0.277	0	1	0.081	0.272	0	1
大学偏差値	0.367	0.482	0	1	0.348	0.476	0	1
70台	0.102	0.303	0	1	0.113	0.316	0	1
60台	0.016	0.124	0	1	0.023	0.149	0	1
40台	0.431	0.495	0	1	0.436	0.496	0	1
40台未満	0.024	0.154	0	1	0.046	0.210	0	1
高校1年時点の進路	0.871	0.335	0	1	0.831	0.375	0	1
文系	0.104	0.305	0	1	0.123	0.328	0	1
理系	0.834	0.372	0	1	0.800	0.400	0	1
まだ決まっていなかった	0.031	0.174	0	1	0.049	0.216	0	1
受験していない	0.135	0.342	0	1	0.151	0.358	0	1
受験をうけていない	0.029	0.168	0	1	0.013	0.112	0	1
大学入試数学受験	0.049	0.216	0	1	0.030	0.170	0	1
小学生以下	0.082	0.275	0	1	0.051	0.221	0	1
中学生	0.418	0.493	0	1	0.307	0.462	0	1
高校生	0.018	0.132	0	1	0.011	0.106	0	1
大学生	0.001	0.032	0	1	0.003	0.053	0	1
大学院生	0.403	0.491	0	1	0.585	0.493	0	1
その他	0.898	0.302	0	1	0.815	0.389	0	1
プログラミングをしたことが無かった	0.499	0.500	0	1	0.427	0.495	0	1
大学で数学の必修授業があった	0.228	0.420	0	1	0.337	0.473	0	1
大学で統計学を履修した	5,850				2,121			
現職に転職した								
サンプルサイズ								

5-6-1. バランステスト

傾向スコアマッチングでは、無作為化対照試験のような状況を人工的に作り出すことを目指す。そのため、処置群と対照群で共変量の分布が均衡しているか確認するバランステストが重要である。具体的には、マッチングの前後で各共変量の平均値や分布に有意な差があるかを比較し、もし、マッチング後にこれらの差が小さくなっていけば、マッチングが成功していると判断できる。

図表 5-6 では、本分析におけるマッチング前後の共変量のバイアスの減少を示している。マッチング前には、処置群と対照群の間で平均的に 6~7%のバイアスが存在していたが、マッチング後は 2~3%台にまで減少した。さらに、カイ二乗検定の結果、マッチング前後で両群間の差は統計的に有意ではなく、共変量の分布が均等になったことが示されている。この結果は、傾向スコアマッチングに

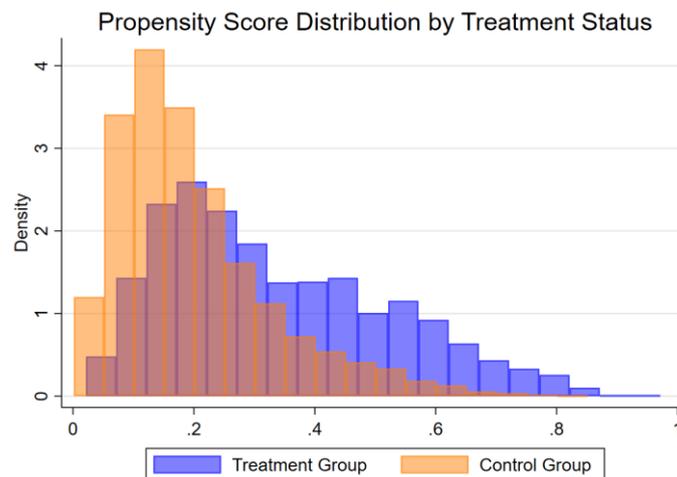
よって、両群間で比較可能な状態が実現されたことを示している。

図表 5-6 バランステスト

初職理転					
	Psuedo R2	LR chi2	p>chi2	MeanBias	MedBias
マッチング前	0.123	1247.52	0.000	6.1	4.3
マッチング後	0.016	98.81	0.911	2.3	1.9
中途理転・時給					
	Psuedo R2	LR chi2	p>chi2	MeanBias	MedBias
マッチング前	0.111	1021.86	0.000	5.7	3.4
マッチング後	0.015	88.78	0.976	2.4	2
文転					
	Psuedo R2	LR chi2	p>chi2	MeanBias	MedBias
マッチング前	0.135	628.26	0.000	5.8	3.9
マッチング後	0.035	65.61	1.000	3.5	3

図表 5-7 は、初期理転に関する傾向スコアの分布を処置群と対照群で比較したものである。傾向スコアの分布は、両群間でオーバーラップが確認され、特に 0.1~0.4 の範囲では分布が重なり合っている。これは、傾向スコアマッチングによる因果推論が可能であることを示唆する。ただし、両端の領域ではオーバーラップが小さくなっていることから、極端な傾向スコアを持つ個体については、マッチングの精度を低下させる可能性がある。そのため、こうした個体を分析から除外するなど対応が必要となる場合がある。

図表 5-7 初期理転に関する処置群と対照群の傾向スコアの分布



5-6-2. 傾向スコアの推定結果

図表 5-8 には、初期理転、途中理転、文転の傾向スコアの結果を示している。初職で STEM 職に転じる可能性は、高校 1 年生時点で理系の進路を検討していた場合や、大学で数学や統計学の授業を履修していたことなどが、初職理転の可能性を高める要因となる。進路選択で理系を検討した。

図表 5-8 傾向スコアの推定

変数名		(1) 初職理転		(2) 途中理転		(3) 文転		
		係数	限界効果	係数	限界効果	係数	限界効果	
文系専攻	心理学	0.106 (0.105)	0.0310 (0.0313)	-0.070 (0.154)	-0.0113 (0.0240)			
	教育学	-0.102 (0.096)	-0.0281 (0.0257)	0.107 (0.128)	0.0190 (0.0234)			
	法律・政治	-0.226*** (0.057)	-0.0596*** (0.0152)	-0.183** (0.079)	-0.0277** (0.0121)			
	経済・経営・商学	-0.106** (0.050)	-0.0291** (0.0138)	-0.242*** (0.070)	-0.0354*** (0.0110)			
	社会学・メディア学	-0.119 (0.075)	-0.0326 (0.0201)	-0.153 (0.106)	-0.0236 (0.0158)			
	国際関係	0.007 (0.112)	0.00203 (0.0319)	-0.073 (0.161)	-0.0118 (0.0251)			
	家政学	-0.154 (0.170)	-0.0415 (0.0440)	0.040 (0.216)	0.00685 (0.0376)			
	芸術・表現	-0.194 (0.146)	-0.0517 (0.0368)	0.023 (0.176)	0.00383 (0.0300)			
	健康・スポーツ	-0.102 (0.152)	-0.0281 (0.0407)	-0.154 (0.202)	-0.0237 (0.0289)			
	理系専攻	工学					-0.403*** (0.046)	-0.131*** (0.0155)
		情報工学					-0.701*** (0.059)	-0.209*** (0.0173)
建築学						-0.679*** (0.096)	-0.204*** (0.0248)	
農・獣・畜産・水産						0.168** (0.079)	0.0604** (0.0286)	
医・歯・薬						0.589*** (0.111)	0.216*** (0.0401)	
看護・保健・衛生						0.580* (0.310)	0.212* (0.112)	
高校の成績:数学		かなり良い	0.055 (0.063)	0.0150 (0.0175)	0.011 (0.092)	0.00161 (0.0131)	0.035 (0.049)	0.00996 (0.0141)
	やや良い	0.021 (0.044)	0.00572 (0.0119)	-0.047 (0.066)	-0.00643 (0.00905)	0.021 (0.042)	0.00599 (0.0119)	
	やや悪い	-0.045 (0.042)	-0.0119 (0.0111)	0.014 (0.059)	0.00204 (0.00841)	0.184*** (0.064)	0.0552*** (0.0198)	
	かなり良い悪い	-0.128** (0.058)	-0.0330** (0.0144)	-0.068 (0.080)	-0.00918 (0.0107)	0.144 (0.106)	0.0429 (0.0324)	
高校の成績:国語	かなり良い	0.019 (0.052)	0.00514 (0.0139)	0.219*** (0.071)	0.0325*** (0.0112)	0.010 (0.073)	0.00300 (0.0216)	
	やや良い	-0.027 (0.038)	-0.00698 (0.00999)	0.053 (0.056)	0.00717 (0.00750)	-0.031 (0.047)	-0.00901 (0.0136)	
	やや悪い	0.006 (0.054)	0.00172 (0.0144)	0.054 (0.077)	0.00722 (0.0106)	-0.068 (0.042)	-0.0195 (0.0121)	
	かなり良い悪い	0.052 (0.105)	0.0142 (0.0288)	0.105 (0.144)	0.0146 (0.0211)	-0.043 (0.076)	-0.0124 (0.0219)	
高校1年生時点の進路	理系	0.302*** (0.047)	0.0846*** (0.0142)	0.286*** (0.069)	0.0440*** (0.0118)	-0.326*** (0.092)	-0.102*** (0.0306)	
	未決	0.215*** (0.041)	0.0587*** (0.0117)	0.150** (0.059)	0.0214** (0.00890)	-0.290*** (0.101)	-0.0917*** (0.0330)	
大学入試で数学受験	数学受験した	0.160*** (0.049)	0.0410*** (0.0123)	0.001 (0.068)	0.000202 (0.00938)	-0.102** (0.048)	-0.0301** (0.0144)	
	していない	0.162*** (0.045)	0.0414*** (0.0112)	0.026 (0.062)	0.00357 (0.00861)	-0.117 (0.096)	-0.0345 (0.0276)	
大学の授業	数学の必修授業有	0.085** (0.041)	0.0231** (0.0112)	-0.041 (0.061)	-0.00567 (0.00824)	-0.195*** (0.050)	-0.0593*** (0.0157)	
	統計学を履修	0.130*** (0.038)	0.0353*** (0.0105)	0.167*** (0.055)	0.0245*** (0.00848)	-0.088*** (0.034)	-0.0257*** (0.00983)	
	小学生以下	0.736*** (0.135)	0.230*** (0.0486)	0.073 (0.238)	0.0101 (0.0342)	-0.544*** (0.124)	-0.144*** (0.0269)	
プログラミング開始時期	中学生	0.838*** (0.104)	0.267*** (0.0378)	0.358** (0.161)	0.0582* (0.0312)	-0.277*** (0.087)	-0.0802*** (0.0234)	
	高校生	0.892*** (0.076)	0.287*** (0.0274)	0.404*** (0.121)	0.0673*** (0.0244)	-0.310*** (0.069)	-0.0889*** (0.0183)	
	大学生	0.648*** (0.045)	0.199*** (0.0153)	0.297*** (0.072)	0.0466*** (0.0128)	-0.170*** (0.037)	-0.0508*** (0.0112)	
	大学院生	0.564* (0.341)	0.170 (0.117)	0.005 (0.572)	0.000670 (0.0758)	-0.123 (0.140)	-0.0372 (0.0412)	
	その他	0.541* (0.279)	0.162* (0.0954)	0.813** (0.330)	0.166* (0.0916)	0.095 (0.385)	0.0304 (0.126)	
転職で職種変更				0.755*** (0.047)	0.105*** (0.00665)	0.238*** (0.037)	0.0690*** (0.0107)	
性別	男性	0.327*** (0.042)	0.0867*** (0.0112)	0.546*** (0.063)	0.0760*** (0.00880)	-0.334*** (0.058)	-0.0970*** (0.0167)	
定数		-0.273 (0.176)		-1.367*** (0.270)		0.787*** (0.284)		
学歴	yes			yes		yes		
偏差値	yes			yes		yes		
年齢階級	yes			yes		yes		
企業規模	yes			yes		yes		
都道府県	yes			yes		yes		
サンプルサイズ		9,409		7,852		7,971		
決定係数		0.1217		0.1345		0.1105		

Standard errors in parentheses

*** p<0.01, ** p<0.05, * p<0.1

とは、科学や技術分野に関心を持ち、数学や理科が得意または苦手ではないことを自覚し、将来的にSTEM分野で学ぶことを前向きに考えていたことを指す。また、子供の頃からプログラミング経験が豊富であることも重要であり、特に中学や高校からプログラミングを始めた人ほど、STEM職への転向傾向が顕著である。これらの結果は、若い時期における関心や学習経験が、STEM職への転向を後押ししていることを示唆している。性別に関しても、男性は女性よりも初職で理系職を選ぶ確率が高いという結果が得られている。

途中理転についても、初職理転と同様に、高校1年生時点で理系進路を検討していたことや、大学で統計学の授業を履修していたこと、プログラミング経験が豊富であることが、有意に途中理転の可能性を高める要因として働いている。また、性別についても、男性の方が中途理転が起きやすいという特徴がある。一方で、途中理転には特有の要因もあり、高校時代の国語の成績が良い場合に途中理転が起りやすいことが挙げられる。

文転の可能性は、高校時代に数学の成績がやや悪かった場合や女性である場合に高くなる傾向がみられる。逆に、大学入試で数学を受験した場合やプログラミング経験が豊富な場合には、文転の可能性が低下する傾向が示されている。これらの結果は、数学の能力やプログラミング経験が、STEM分野への定着に重要な役割を果たしていることを示している。

総じて、高校時点での理系進路の検討や大学における数学・統計学の履修、プログラミング経験が、理転を促進する要素であり、かつ文転を抑制する効果も持つことが示唆される。

5-6-3. ATTの推定結果

図表5-9は、傾向スコアマッチングを用いて、初期理転、中途理転、文転が賃金に与える影響を推定した結果を示している。傾向スコアマッチングは、観察不能な異質性による選択バイアスを軽減するために用いられる手法である。具体的には、処置群(理転や文転を行った者)と対照群(行わなかった者)を、性別、年齢、学歴などの共変量が類似する個体同士でペアリングすることで、観察可能な特性による違いを調整する。これにより、処置の効果をより正確に推定することが可能となる。

本分析では、マッチングの方法として、単純比較(naïve matching)、共通サポート範囲内でのマッチング(common support matching)、一定の半径内での近接マッチング(caliper matching)、重み付けによるマッチング(weighting matching)の4つの方法を用いている。共通サポート範囲内でのマッチングは、傾向スコアが一定の範囲内にあるペアのみを比較する方法で、極端な値を持つ観察値を除外することで、推定のバイアスを減少させ、より信頼性の高い結果が得られることが期待される。一定の半径内での近接マッチングは、傾向スコアの差が指定した閾値(本分析では0.1)以内の対象のみをマッチングさせる方法で、同様に極端な値を持つ観察地の影響を抑制することができる。重み付けによるマッチングは、すべての観察データを活用し、傾向スコアに基づいた重みを付与することで、処置効果を推定する方法である。これらの異なる手法を用いることで、分析結果の頑健性を検証し、より信頼性の高い推定結果を得ることを目指した。

図表 5-9 キャリア転換の賃金に対する ATT の推定結果

初職理転		ATT	S.E.	t-value	treated	untreated
時給	naïve	0.040	0.012	3.25	2,164	7,245
	common	0.058	0.019	3.12	2,154	7,245
	caliper	0.059	0.019	3.15	2,163	7,245
	weighting	0.049	0.013	3.77	2,164	7,245
		ATT	S.E.	t-value	treated	untreated
年収	naïve	0.000	0.011	-0.01	2,164	7,245
	common	0.031	0.016	1.95	2,154	7,245
	caliper	0.032	0.016	2.00	2,163	7,245
	weighting	0.019	0.009	2.00	2,164	7,245
途中理転		ATT	S.E.	t-value	treated	untreated
時給	naïve	0.000	0.020	0.00	689	7,163
	common	0.033	0.031	1.08	684	7,163
	caliper	0.030	0.031	0.99	687	7,163
	weighting	0.029	0.022	1.35	689	7,163
		ATT	S.E.	t-value	treated	untreated
年収	naïve	-0.069	0.017	-3.94	689	7,163
	common	0.011	0.024	0.46	684	7,163
	caliper	0.013	0.024	0.52	687	7,163
	weighting	0.000	0.014	-0.02	689	7,163
文転		ATT	S.E.	t-value	treated	untreated
時給	naïve	-0.070	0.013	-5.59	2,121	5,850
	common	-0.057	0.020	-2.87	2,104	5,850
	caliper	-0.059	0.020	-2.96	2,119	5,850
	weighting	-0.041	0.013	-3.10	2,121	5,850
		ATT	S.E.	t-value	treated	untreated
年収	naïve	-0.082	0.010	-8.26	2,121	5,850
	common	-0.030	0.015	-1.95	2,104	5,850
	caliper	-0.033	0.016	-2.10	2,119	5,850
	weighting	-0.040	0.010	-4.04	2,121	5,850

初職で理転した場合、時給に与える影響をみると、単純比較(naïve matching)では、理転者は「ずっと文系」に比べて時給が約 4%高いことがわかった。また、共通サポート範囲内のマッチング(common matching)では ATT が 0.058、一定の半径内での近接マッチング(caliper matching)では 0.059、重み付けによるマッチング(weighting matching)では 0.049 となり、いずれの方法を用いても理転者は非理転者に比べて時給が約 5~6%高いという同様の結果が得られた。これらの結果は、初期理転が時給に有意なプラスの影響を与えるという結論を支持する。年収については、単純比較(naïve matching)ではほぼゼロであるが、共通サポート範囲内のマッチング(common matching)では約 3.1%、一定の半径内での近接マッチング(caliper matching)では約 3.2%、重み付けによるマッチング(weighting matching)では約 1.9%の上昇が確認される。初職で理転することが年収にもプラスの影響を与える可能性が示唆される。

中途理転の場合、時給に対する影響については、どの推定方法を用いても有意な影響は確認されなかった。一方、年収に関しては、単純な比較(naïve matching)では、中途理転者は「ずっと文系」に比べて、年収が約 6.9%低いという結果が得られた。この結果は、中途理転する人は、文系職

に留まった人よりも低い年収の職に就く傾向があることを意味する。

しかし、マッチング手法(common、caliper、weighting)による分析では、年収への影響はほぼゼロ、もしくは統計的に有意でない程度の小さな変化しか確認されなかった。これは、キャリアアップを期待して中途理転をしても年収の上昇には直結しないか、もしくは年収以外の労働条件(例えば、仕事内容や働き方)を重視して STEM 職に転換した可能性を示唆している。

文転した場合の時給への影響をみると、naïve では-0.07であり、文転者は「ずっと理系」グループに比べて時給が 7%低いことを示している。これは、文転者が理系を維持しているグループよりも、時給の低い職に就く傾向を示唆する。マッチング法を用いたところ、文転者は約 4~6%の賃金ペナルティを受けているという結果である。具体的には、common では約 5.7%、caliper では約 5.9%、weighting では約 4.1%の時給の減少が確認された。

年収についても同様の傾向がみられる。単純な比較(naïve)では、文転者は約 8.2%年収が低い結果が得られた。マッチング法を用いた分析では、common で約 3.0%、caliper で約 3.3%、weighting で約 4.0%の年収減少が確認され、約 3~4%の賃金ペナルティがあることが示唆される。

以上の結果から、文転は時給と年収の両面において賃金ペナルティをもたらす可能性が高いと考えられる。この傾向は、文転によって STEM スキルを直接的に活かす機会が減少することで、長期的に賃金に悪影響を及ぼす可能性があることを示している。

本分析の結果をまとめると、初期理転には時給に対する約 5~6%のプレミアム、年収に対する約 2~3%のプレミアムが確認された。中途理転については、時給および年収への有意な影響は確認されなかった。文転では、時給に対して約 4~6%の賃金ペナルティ、年収に対しては約 3~4%の賃金ペナルティが確認された。

5-7. 考察

大学卒業生の専攻は、就業後の賃金に大きな影響を与えることが知られている(Altonji, 2012)。特に、専攻固有のスキルが職種と一致する場合に賃金への寄与が大きい一方で、専攻と職種の不一致は賃金の低下(賃金ペナルティ)をもたらすことが指摘されている。また、STEM 専攻者が非 STEM 職に就く場合に、約 30%の賃金低下が生じるという研究も報告されている(Kinsler and Pavan, 2015)。しかし、近年ではデジタル化の進展により非 STEM 職でも STEM スキルが求められ、このような賃金ペナルティが緩和されつつあると指摘されている(Grinis, 2019)。さらに、技術革新が進む中で、STEM 専攻者がキャリアの途中で他分野に転職する傾向が強まり、スキルの陳腐化が速い分野では、学習効率の高い労働者ほど異分野に移行していることが指摘されている(Deming and Noray, 2020)。

このような先行研究を受けて、本章では本調査を用いて日本における専攻と職種の不一致が賃金プレミアムに与える影響を分析した。OLS 分析の結果、STEM 分野でキャリアを積んできたグループ(「ずっと理系」)は、「ずっと文系」に比べて時給・年収ともに約 5%の賃金プレミアムを享受していた。一方、初職で文系専攻から STEM 職に転換した者「初期理転」のグループは、時給で約

2~3%、年収で約 1~2%のプレミアムが確認された。これに対し、キャリアの途中で文系職から STEM 職に転換したグループ「中途理転」のグループは、時給には、一部有意な正の影響がみられたものの、年収への影響は確認されなかった。また STEM 専攻から文系職に転向した「文転」のグループは、時給と年収の両方で約 4~6%の賃金プレミアムを得ている。ただし、文転は「ずっと文系」と比較すれば賃金が高いが、理系を継続したグループ（「ずっと理系」）と比べれば低く、初期理転グループと同程度であることが確認されている。

傾向スコアマッチング法を用いた補足的な分析でも、OLS 分析と同様の結果が得られた。初期理転では時給で約 5~6%、年収で約 2~3%の賃金プレミアムが示された。一方、中途理転では時給、および年収に有意な影響はみられず、賃金改善の効果は限定的であることがわかった。文転については、時給で約 4~6%、年収で約 3~4%の賃金ペナルティが確認され、文系職への転向が賃金の低下をもたらす可能性が示唆された。

これらの分析結果から、キャリア初期に STEM 職へ転換することは賃金にプラスの影響を与える一方で、キャリア途中での転換は必ずしも賃金上昇に結びつかないことが明らかになった。この違いは、大学の専攻と異なる職種に就く際に、若い労働者の方が新しい分野に対する学習効率が高く、適応能力に優れているためである可能性がある。また、中途理転者への教育訓練が十分に行われないことが、賃金上昇に結びつかない一因となっている可能性がある。さらに、文転が賃金に負の影響があることが確認されたが、文転後にこれまで培った STEM スキルが十分に評価されない、もしくは活用されにくいことがその背景にあると推測される。

どのような人が理転しやすいか分析したところ、初期理転する人の特徴として、高校 1 年生時点で理系進路を検討していたことや、大学で数学や統計学の授業を履修していたことが挙げられる。さらに、プログラミング経験が豊富な人、とりわけ中学や高校の頃からプログラミングを始めた人ほど、理転の傾向が顕著である。性別では、男性の方が女性よりも理転しやすい傾向が確認された。一方、途中理転に関しては、高校時代に国語の成績が良かった場合に理転の可能性が高くなることがわかっている。これらの結果から、若い時期からの理系への関心や学習経験が理転を促進する重要な要素であり、性別や特定の科目の成績も影響を与えることが示唆される。

STEM 専攻者に高い賃金プレミアムが支払われている現状を踏まえると、STEM 専攻者を増やすことは、日本における STEM 職種の需要超過が継続する限り、全体の賃金水準を引き上げる可能性がある。また、文系専攻者にキャリア初期から STEM 職への転換を促すことも賃金上昇に資するだろう。このためには、文系専攻者が STEM スキルを習得できるよう、大学の教育内容を変更したり、企業の研修プログラムや外部機関が提供する教育プログラムに補助して、企業がコストを抑えながら人材教育に投資できる環境を整えることが必要である。

さらに、STEM 専攻者が STEM 職以外に就くと賃金が低下するため、文転を抑制することが求められる。ただし、急速な技術革新により、STEM 職の労働者が文系職への転換を希望する場合には、STEM 分野で培った知識やスキルを活かせる文理融合型職種や技術コンサルタントなど、文転しても賃金が大きく落ちない適切な文転先を確保することが必要となる。

参考文献

- 大谷剛. (2004). 「卒業生の所得とキャリアに関する学部間比較」. 『大学教育効果の実証分析』 (第1章, 1-27). 松繁寿和 (編). 日本評論社.
- 浦坂純子・西村可明・平田竹男・八木匡. (2010). 「数学教育と人的資本蓄積-日本における実証分析」. *Journal of Quality Education*, 3, 1-14.
- 大藤修史・荒井洋一. (2022). 「専攻および日本特有の属性変数による賃金プレミアムの分析」. 日本労働研究雑誌, 746, 79-98.
- 川口大司. (2011). 「ミンサー型賃金関数の日本の労働市場への適用」. 阿部顕三・大垣昌夫・小川一夫・田淵隆俊 (編). 『現代経済学の潮流 2011』 (第3章, 67-98). 東洋経済新報社.
- 安井健吾. (2019). 「大学と大学院の専攻の賃金プレミアム」. 内閣府経済社会総合研究所 経済分析, 199, 1-20.
- Altonji, J. G., Blom, E., & Meghir, C. (2012). Heterogeneity in human capital investments: High school curriculum, college major, and careers. *Journal of Political Economy*, 120(4), 795-850.
- Autor, D. H., & Dorn, D. (2013). The growth of low-skill service jobs and the polarization of the U.S. labor market. *American Economic Review*, 103(5), 1553-1597.
- Autor, D. H., Levy, F., & Murnane, R. J. (2003). The skill content of recent technological change: An empirical exploration. *Quarterly Journal of Economics*, 118(4), 1279-1333.
- Caselli, F. (1999). Technological revolutions. *American Economic Review*, 89(1), 78-102.
- Deming, D. J. (2017). The growing importance of social skills in the labor market. *Quarterly Journal of Economics*, 132(4), 1593-1640.
- Deming, D. J., & Noray, K. (2020). Earnings dynamics, changing job skills, and STEM careers. *Quarterly Journal of Economics*, 135(4), 1965-2005.
- Grinis, I. (2019). The STEM requirements of 'Non-STEM' jobs: Evidence from UK online vacancy postings. *Economics of Education Review*, 70, 144-158.
- Kinsler, J., & Pavan, R. (2015). The specificity of general human capital: Evidence from college major choice. *Journal of Labor Economics*, 33(4), 933-972.
- Lemieux, T. (2014). Occupations, fields of study, and returns to education. *Canadian Journal of Economics/Revue canadienne d'économique*, 47(4), 1047-1077.
- Rosenbaum, P. R., & Rubin, D. B. (1983). The central role of the propensity score in observational studies for causal effects. *Biometrika*, 70(1), 41-55.