

第6章 STEM分野と女性の賃金

STEM分野の人材不足は、多くの国にとって喫緊の課題であり、専門的なスキルを持つ労働者を確保するため、寛大な移民政策を採用したり、国内の人材供給を強化する取り組みに力を入れる国が増えている。特に、女性のSTEM分野への参加率の低さが問題視され、女性の参加促進がSTEM分野全体の人材を効率的に増やす鍵であると考えられている。そのため、多くの国で学生、とりわけ女子学生にSTEM分野を目指すよう奨励する政策が推進されている。日本でも「経済財政運営と改革の基本方針(骨太の方針)」や「女性活躍・男女共同参画の重点方針(女性版骨太の方針)」に基づき、文部科学省が女性の理工系進学を促進するために、予算支援などを通じて大学に女子枠の設置を促す施策を展開している⁴³。

こうした政策はSTEM分野を専攻した学生がそのまま労働市場でもSTEM分野のキャリアに進むことを前提としているが、STEM専攻を卒業した女性が実際にどの程度STEM職に就くのかは明確でない⁴⁴。中等・高等教育において、女性は男性よりも高い割合でSTEM分野から離脱し(Astorne-Figari and Speer, 2018)、STEM分野の職に就いたとしても、キャリアの早い段階で離脱する女性が少なくないことが指摘されている(Delaney and Devereux, 2022)。このようなSTEM分野における女性の離脱現象はアメリカ等で「leaky pipeline(漏れやすいパイプライン)」と呼ばれ、どの段階で離脱が起きやすく、その原因が何であるかを解明する研究が進められている(Speer, 2022)⁴⁵。

仮に日本においてもSTEM分野における女性の離脱が起きやすいならば、インフローを増やすことに焦点を当てた政策だけでは期待される成果が得られないリスクがある⁴⁶。長期的な定着のためには、離脱の要因を踏まえたキャリア継続支援策が求められる。本章では、海外の先行研究を踏まえた上で、本調査を用いて、女性のSTEM分野からの離脱が起きているか確認する。その上で、専攻と職種選択の関係における男女差と、それが男女間賃金格差に与える影響について検証する。

⁴³ 文部科学省は、2022年6月に公表した「令和5年度大学入学者選抜実施要項」において、「多様な背景を持った者を対象とする選抜」に「理工系分野における女子」を追加し、受け入れを推奨した。これに合わせて、一部の大学では、実際に理工系学部女子枠が設けられつつある。例えば、2022年11月、東京工業大学は2024年度の総合型・学校推薦型選抜で143名の女子枠を設置すると公表した。

⁴⁴ アメリカでは大学入学時にSTEM専攻を選んだ学生の多くが、卒業前に非STEM分野に専攻を変えたり、STEM専攻を修了した学生が卒業後に非STEM分野でのキャリアを選択するケース(本調査シリーズでいうところの文転)も少なくない。2019年アメリカコミュニティ調査1年推計によるとSTEMの学位を取得して卒業した学生のうち、実際にSTEMの職種に就くのは28%に過ぎない。STEM分野でのキャリアを離れた学生の多くは、代わりにビジネス分野のキャリアを選択しているという。

⁴⁵ 「パイプライン」の比喻は、1989年の国立科学財団(NSF1989)の報告書を通じて広まり、女性やマイノリティのSTEM分野での人材の脱落がどの段階で発生しやすいかを表す際に良く利用される。Speer(2022)は、このパイプライン問題に焦点を当て、米国のデータを用いて、高校から大学、中途採用まで、ライフサイクルの6つの異なる段階におけるSTEM分野の男女格差を分析している。その結果、大学入学前のSTEM準備段階や大学でのSTEM専攻からの脱落における性差よりも、男性の方が大学でSTEM専攻を選択する可能性が高いことや、労働市場に参入する際にSTEMのキャリアに就く可能性が高いことが、STEM分野での全体的な男女格差の大きな要因であるとしている。

⁴⁶ 女性がSTEM職を離れる理由が、仮に職場に同性が少ないことや、差別によるものであるならば、女性卒業生の供給を増やすことはSTEM職から女性が流出するのを防ぐのに役立つかもしれない。

6-1. 女性は大学で STEM 分野を選ばない

6-1-1. 大学の STEM 専攻における女性比率

近年、先進国の教育において男女格差は着実に縮小している。多くの OECD 加盟国において、女性の大学入学者が男性を上回る状況は、その一例として挙げられるだろう。図表 6-1 によると、2021 年の OECD 加盟国の大学入学者のうち、女性の割合は平均で 53.9%に達しており、この割合は経年で緩やかに増加し続けている。大学の提供するプログラムの中で、女性が関心を持つものが増えたことや、労働市場において若年女性は同世代の男性と比べて学士号を取得することで、収入面の改善が大きい傾向があることなどが、大学教育を女性にとって魅力的なものにしている可能性がある⁴⁷。

図表 6-1 大学入学者の女性比率 OECD と日本の比較

		2015	2016	2017	2018	2019	2020	2021
大学入学者	OECD 平均	51.3	51.7	52.5	52.6	52.8	53.2	53.9
	日本	44.6	45.0	45.4	45.7	45.9	46.0	45.7
STEM	OECD 平均	30.0	30.5	31.4	31.6	31.5	31.3	31.5
	日本	16.2	17.1	17.5	17.7	18.2	18.4	18.1
教育学	OECD 平均	73.6	73.8	73.7	73.3	74.4	72.6	73.2
	日本	58.7	59.5	59.5	59.5	59.2	59.4	59.0
人文科学	OECD 平均	63.3	63.8	63.9	63.9	63.6	63.3	63.4
	日本	66.3	65.9	65.7	65.6	65.9	65.4	64.9
健康・保健	OECD 平均	73.9	74.8	74.6	75.8	75.8	76.8	77.1
	日本	69.7	70.8	71.4	72.3	73.0	72.9	72.4

OECD New entrants by field Education level: Bachelor's or equivalent level から作成

ただし、大学の専攻分野においては男女で異なる傾向がみられる。例えば、教育学や人文科学、健康・保健などの学部の女性比率は高く、特に教育学は 73.2%、健康・保健は 77.1%と高い。一方、STEM 専攻における入学者の女性比率は 2021 年時点で 31.5%にとどまっており、緩やかな増加傾向にあるものの、依然として女性の割合は低い⁴⁸。

日本の大学入学者全体に占める女性の割合は 45.7%で、男性の方が多い。人文科学専攻では女性の比率が OECD 平均を上回る一方で、他の専攻では下回っている。特に教育学専攻や STEM 専攻については OECD 平均を大きく下回っている。

図表 6-2 は、国別にみた大学入学者の女性の割合を示している。2021 年時点で女性の割合が最も高いのはスウェーデンで 61.8%である。多くの国で女性の大学進学者数が男性を上回っており、50%を下回るのは韓国、ドイツ、日本の 3 か国に限られている。また、STEM 分野の女性比率が最も高いのはニュージーランドで 44.7%だが、5 割には達していない。図表 6-1 にも同じ値が示され

⁴⁷ その他、一般的に女子の言語能力が高いことが、高等教育への女子の入学者数の急増を説明する要因となりうる。Aucejo and James (2021)は、イギリスのデータを用いて、大学進学における個人間のばらつきを説明する際に、言語能力の高さが極めて重要な役割を果たし、その限界効果は数学の能力の 2 倍以上であることを示している。

⁴⁸ OECD は UNESCO の「ISCED Fields of Education and Training 2013」の定義に基づき、大学の分野を分類している。ISCED では、STEM を「自然科学・数学・統計」「情報通信技術(ICT)」「エンジニアリング、製造、建設」の 3 つに分類している。

ているが、OECD 平均は 31.5%であり、日本は 18.1%と OECD 加盟国の中で最も低い値となっている。

図表 6-2 大学入学者の女性比率 OECD と日本の比較

大学入学者に占める女性比率 (全学部)		大学入学者に占める女性比率 (STEM専攻学部)	
スウェーデン	61.8	ニュージーランド	44.7
アイスランド	61.8	アイスランド	39.9
ニュージーランド	61.3	イタリア	38.8
オーストラリア	60.4	オーストリア	38.4
フランス	59.2	フランス	38.4
ノルウェー	57.8	スウェーデン	38.1
オーストリア	57.4	イスラエル	38.0
イスラエル	57.4	ギリシャ	37.8
スロベニア	57.0	コスタリカ	37.0
デンマーク	57.0	トルコ	36.6
スペイン	56.9	オーストラリア	35.6
ベルギー	56.3	アイルランド	34.2
イギリス	56.3	コロンビア	32.9
チェコ	56.0	スペイン	32.9
リトアニア	56.0	エストニア	32.7
エストニア	55.8	ポーランド	32.6
ルクセンブルク	55.5	メキシコ	32.5
コロンビア	55.4	スロベニア	32.4
スロバキア共和国	55.1	デンマーク	32.1
コスタリカ	55.0	イギリス	32.0
ポルトガル	55.0	OECD平均	31.5
オランダ	54.8	チェコ	31.0
フィンランド	54.7	ノルウェー	30.6
ポーランド	54.6	韓国	30.4
イタリア	54.3	ポルトガル	29.7
アイルランド	54.2	オランダ	29.3
OECD平均	53.9	スロバキア共和国	27.1
トルコ	53.8	ルクセンブルク	26.6
ギリシャ	53.7	フィンランド	26.2
ハンガリー	53.6	ラトビア	25.5
メキシコ	53.5	スイス	25.0
チリ	52.2	ドイツ	24.6
スイス	50.8	ハンガリー	24.3
ラトビア	50.0	リトアニア	23.8
韓国	49.6	ベルギー	23.4
ドイツ	48.6	チリ	23.4
日本	45.7	日本	18.1

OECD New entrants by field Education level: Bachelor's or equivalent level から作成

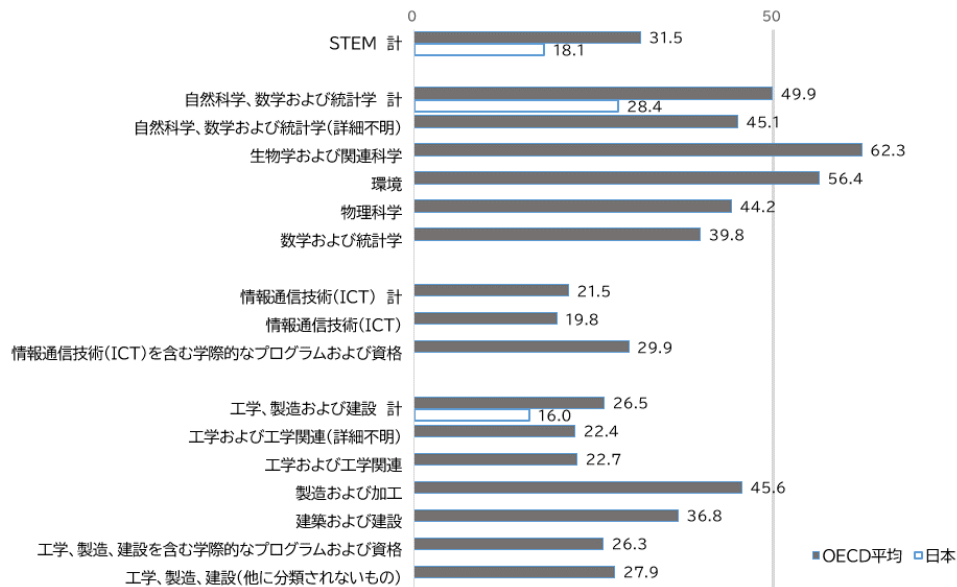
図表 6-3 は、大学入学者の STEM 専攻を細かく分類した場合における女性比率の 2021 年の OECD 平均を示している。STEM 分野全体の女性の割合は 3 割と少ないが、専攻分野によっては女性が多い分野もあり、ばらつきがみられる。自然科学、数学・統計学の分野、生物学および関連科学、環境分野では、女性の割合が 5 割を超えている。特に、生物学および関連科学では 62.3%と STEM 専攻の中では最も女性の割合が高い。一方で、情報通信技術では 21.5%、工学、製造および建設分野では 26.5%と、女性の割合が低い分野も存在する。

日本に関しては、データが十分に提示されておらず、詳細な比較は困難であるが、自然科学、数学および統計学の分野では 28.4%、工学、製造および建設分野では 16.0%と、いずれの分野でも OECD 平均を下回っている。

専攻分野の選択における男女差が生じる理由については依然として議論が続いており、生物学

的、文化的、社会的、心理的要因(ロールモデル効果や仲間効果)がこの違いに影響を与えていることが既存の研究から示唆されている。以下では、女性が男性に比べて STEM 分野を選択しない理由について、先行研究を通じて考察する。

図表 6-3 理工系分野の大学入学者の女性比率 OECD と日本の比較(2021 年)



OECD New entrants by field Education level: Bachelor's or equivalent level から作成

6-1-2. STEM 専攻と数学

大学の専攻選択とその決定要因については、多くの研究が行われている（概説は Altonji et al.2012)⁴⁹。特に、高校での履修科目と大学での専攻選択との関係性を評価する研究では、数学の能力が STEM 専攻への進学を後押しする重要な基盤であることが示されている。Arcidiacono(2004)は、大学での専攻選択に関する構造選択モデルを推定し、STEM 専攻を選択する際には数学の能力(大学進学適性試験 SAT の数学スコア)が大きな役割を果たすことを示している⁵⁰。ただし、数学の能力差だけでは専攻選択を十分に説明できず、専攻や職種に対する嗜好(選好)が専攻選択においてより大きな影響を与えていることも明らかにしている⁵¹。

⁴⁹ 数学は高収入(Altonji, 1995, Altonji, Blom, Meghir, 2012)や、権威のある職種(Blau and Kahn, 2017)と関連している。これは数学の訓練が表現の明瞭さ、論理的推論、推論といった認知的・非認知的スキルを向上させるためである可能性がある(Joensen, Nielsen, 2009, Arcidiacono, 2004)。さらに、急速な技術革新の進展に伴い、数学スキルの価値が高まっていることも一因と考えられる。

⁵⁰ このモデルでは、まず個人が将来の進路に関する期待を条件として大学選択と専攻選択を行う。その後、嗜好や成績を通じて自分の能力に関する情報を得ることで、専攻や通いたい大学を変更したり、職種選択の意思決定を更新するプロセスが考慮されている。分析には、National Longitudinal Study of the High School Class 1972(NLS72)と NLS1974 のデータが利用されている。

⁵¹ Cortes, Goodman, and Nomi (2015) は、数学が苦手な 9 年生を対象にした数学集中指導政策の効果を分析するために回帰不連続デザインを採用している。この研究では、指導時間が 2 倍に増やされた影響を評価するため、指導時間追加の閾値付近の生徒の成績を比較して政策効果を検証している。その結果、9 年生の代数クラスの均質性が向上し、単位の取得率、テストの点数、高校卒業率、さらに大学進学率にもプラスの効果があることが示された。

また、数学や科学教育が男女間の専攻選択の違いにも関係しており、女性は中等教育レベルでの数学や科学の準備度合い、達成度が男性よりも低いために、STEM 専攻を選択する確率が低くなることを示す研究もある⁵²。Speer(2017)は、大学専攻における男女差を説明するために、大学入学前要因の違いを反映する「大学入学前テスト (ASVAB)」のスコアを用いて検討し、数学のテストスコアが高いほど STEM を専攻する可能性が高まることを確認している。数学だけでなく、電気、機械理解、科学の得点が STEM 専攻と強く関連しており、これらの科目において男性は女性の点数を上回っており、特に高得点層でその差が顕著であることが示されている。

先述の Arcidiacono(2004)は、数学のスコアを数学の能力の代理指標として使用し、専攻への選好と明確に分けて考えている。一方 Speer(2017)は、専攻や職種への選好も大学入学前のテストの点数に反映されており、能力と選好を明確に分離することは困難であるとし、彼は次のように説明している。

「テストの点数で測っている入学前要因とは、その人を形成してきた全ての力の総和を意味する。これには生まれつきの能力だけでなく、親、学校、仲間、環境からの影響も含まれる。テストの点数には、過去の差別や生徒の選好に関する情報も含まれる場合もある。私はこれらの要素を「スキル」や「能力」と呼ぶこともあるが、これを生来の能力と混同してはならない。はっきり言うておくが、生物学的能力、嗜好、その他の影響とを切り離すことはできない。テストの点数には、これらすべての要因に関する情報が含まれている。」

さらに Speer(2017)は、科学および機械の分野における ASVAB テストスコアの男女格差が、15 歳時点で既に存在し、その差が年齢とともに拡大していくことを確認している。このように、男女の大学入学前の学力や選好の違いは 10 代半ばまでには形成されており、男女は異なるスキルセットをもって大学に入学し、それが専攻選択やその後の職種選択等を通じて永続的な影響を与えることが示唆されている。

6-1-3. 女子と数学

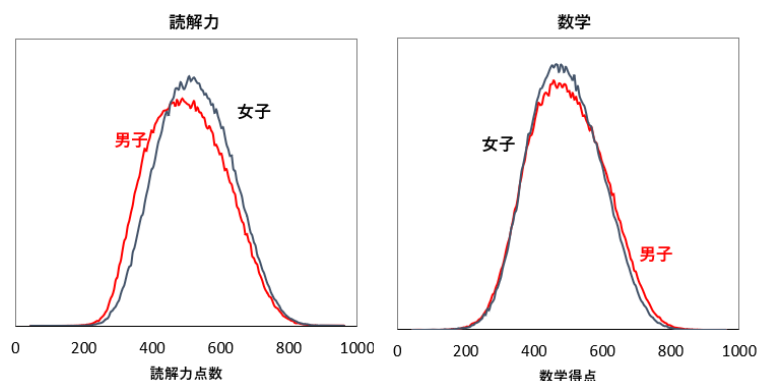
では、女子は数学が苦手なのだろうか。数学の能力における男女差については、多くの文献で報告されている(最近の総説は Bertocchi and Bozzano, 2020 を参照)。OECD が 15 歳の生徒を対象に実施する国際学習到達度調査(PISA)の結果によると、2000 年の初回の実施以来、読解力では女子が男子を上回っており、数学については大きな差はないものの、男子が僅かに優れている傾向がみられる。PISA-2022 によると、数学の能力は、OECD 平均点の数学の平均点 472.4 点に対

⁵² Card and Payne (2020)は、カナダのオンタリオ州における高校生の詳細な行政データと州の大学入学システムのデータを組み合わせて、大学の STEM 専攻に男性が多い理由を分析している。この研究では、STEM 専攻に必要な前提条件(高校での最低限の数学と科学の履修)を満たしている高校生の割合と、大学進学時の男女の進学行動の違いが STEM 専攻における男女比の差に影響していると指摘している。分析によると、STEM 専攻に必要な履修を完了した女子の割合は男子よりも少ないが、その差は大きくない。しかし、履修を完了していない女子の大学進学率が高いのに対し、逆に履修を完了していない男子の進学率は低い傾向があり、この違いが STEM 専攻における男女比の差に寄与しているという。

し、男子の方が女子よりも平均で 9 点高いが、有意な差ではない(OECD, 2023)⁵³。

図表 6-4 は 2018 年の PISA の結果を示しており、読解力については女子の得点分布が全体的に右側に位置していることから、女子の読解力の高さが確認できる。一方、数学については、男女で全体の分布に大きな差はみられないものの、高得点層に男子が多く存在することが示されている。

図表 6-4 男女別の読解力と数学の習熟度の分布



OECD(2019)PISA 2018 results (Volume II) p.148 から引用

PISA などの学力テストや SAT のような入試用のテストといった、学校のカリキュラムを反映した標準テストでは女子は男子と同等の成績を収めており、女子の数学の成績は以前に比べて見劣りしなくなってきている。しかし、成績分布の最上位層における男女差は依然として大きく、特に学校のカリキュラムを単純に反映しないテストではその差が顕著に現れる。

Ellison and Swanson (2010)は、中高生が参加するアメリカ数学競技大会(AMC)の参加者 125,000 人の参加者(うち 43%が女子) のデータを分析し、得点上位 1%では男子が女子の 6 倍多く、得点上位 0.1% では 12 倍に達することを示した。これにより、成績上位層には男子が圧倒的に多いことが確認された⁵⁴、⁵⁵。また、Ellison and Swanson (2023)は同様に、AMC の得点データを利用し、中学 3 年生時点での成績上位層の男女格差が非常に大きく、そしてその差が高校 4 年間でさらに拡大することを示している。

数学の成績の上位層でみられる男女差は、STEM 専攻が主にこの上位層から輩出されることを考慮すると、専攻選択における男女差の一因となる可能性がある。

⁵³ OECD(2023) PISA 2022 results (Volume I): The state of learning and equity in education. 読解力の差は、OECD 平均点の数学の平均点 475.6 点に対し、女子の方が男子よりも平均 24.2 点高いが有意差はない。

⁵⁴ AMC(American Mathematics Competitions)は 70 年以上の歴史を持つ数学コンテストで、毎年約 30 万人の優秀な高校生が参加している。AMC で特に優秀な成績を収めた生徒は、さらに AIME(アメリカ招待数学試験)に進むことができ、AIME での成績によっては米国数学オリンピック(USAMO)に進むことができる。最終的に USAMO の優秀者は国際数学オリンピック(IMO)に出場することができる。

⁵⁵ 2007 年に数学 SAT を受験した女子は約 80 万人、男子は約 70 万人だが、テストの点数の上位 1 パーセンタイルでは、男子が女子を 2 倍上回っていた。

6-1-4. いつ差が生じ始めるのか

6-1-3 で紹介した Speer(2017) や Ellison and Swanson (2023)は、15 歳時点での男女の数学の得点に差があることを確認している。一方、Fryer and Levitt (2010) は、幼稚園から小学校までの児童を対象とした教育省の縦断的調査を利用し、算数の得点の男女差を検証している⁵⁶。この研究では、女兒と男児は幼稚園入園時点で算数や読解力の成績に平均的な差はなく、同等の習熟度を示している。しかし、小学校 3 年生になると成績差が生じ始めることが確認され、小学 5 年生の終わりには、女子は男子に比べて算数で 0.2 標準偏差以上遅れを取るようになる。この差は学校教育の 2.5 ヶ月分に相当するとされる。さらに、女子の算数の成績不振は単に平均点が低いだけではなく、得点分布の上位で顕著である。具体的には、幼稚園入園時(5 歳)の算数テストでは上位 5 パーセンタイルに占める女兒の割合が 45%だったのに対し、小学 5 年生では 28%にまで減少する。

また Cimpian et al.(2016)は、Fryer and Levitt (2010) が用いた ECLS-K :1999 の 10 年後に実施された ECLS-K :2011 のデータを分析し、算数における男児の平均的な優位性が Fryer and Levitt (2010)が示した小学 3 年生よりも早く、小学 1 年生から現れることを示している。さらに、幼稚園入園時点の算数の成績分布全体の男女差を調べた結果、50 パーセンタイルでは女子の割合は約半数であったが、85 パーセンタイル以上では 45%、99 パーセンタイル以上では 33%にまで減少する。つまり、男女間の算数における学力差は幼稚園入園時にはすでに存在しており、まずは学力分布の最上位層で顕在化し、小学校の最初の数年間でその差が広がっていくことを示している。

6-1-5. 小学生の成績の持続性

女子の算数・数学の成績が男子に比べて劣る理由は、生来の能力差や幼少期の教育環境など多様な要因が絡み合っており、特定するのは容易でない。しかし、幼稚園時点で数学の成績の上位層における男女差がみられ始め、小学校低学年にはその差が顕在化し始めることが確認されている。児童が他者との比較を通じて自己概念を形成する過程で、算数などの成績が伸び悩む状況が続くと、自尊心や学習意欲の低下や将来の目標への影響が懸念される。

近年、成績の順位が生徒の心理や将来に与える影響を示す「順位効果:rank effect」に注目した研究が増えている。これらの研究は、成績の水準そのものではなく、セクション内で高い順位を得た生徒が自信を深め、長期的にはその後の教育や労働市場で成功する可能性が高いことを示している⁵⁷。

例えば、Murphy and Weinhardt(2020)は、イギリスの公立学校のデータを分析し、小学生時代に算数や理科でクラス内で上位にランクされた生徒が、中学校でも同様の科目で高いテスト成績を

⁵⁶ 米国教育省の教育科学研究所 (IES) 内の国立教育統計センター (NCES)が実施した幼児期縦断調査幼稚園コホート Early Childhood Longitudinal Study-Kindergarten Class of 1998-1999(ECLS-K:1999)を利用している。この調査は、1998 年秋に幼稚園に入園した約 1,000 校の 20,000 人以上の子どもを対象としている。幼稚園から 5 年生まで同じ子供たちを追跡し、幼稚園は、秋と春(2010-11)に収集された。

⁵⁷ Rank effect に関する研究のレビューは Delaney and Devereux(2022)を参照されたい。

収め、中等教育後半で STEM 科目を選択する傾向が高いことを示している^{58 59}。また、小学校において、男子の方が算数や理科の成績が良い傾向があり、さらに男子は女子よりも順位効果の影響を受けやすいことから、中等教育で男子が女子よりも STEM 科目を選択する確率が高くなることを確認している⁶⁰。このように、小学校時代の小さな学習達成度の差であっても、順位効果を通じて自信の低下や教育投資の減少につながり、将来的には男女間の差が拡大する可能性がある。

6-1-6. 理数系科目の強化は STEM 分野に進む女子を増やせるか？

先行研究は、中等教育までの数学学習が大学での STEM 専攻と密接に関連していることを指摘してきた。では、数学教育を強化することで女子の数学準備が向上し、STEM 分野への進学が促進されるのだろうか。

Jia (2021)は、米国の高校で数学のカリキュラム要件が増加したことが STEM 分野の学位取得を促進し、その効果は特に女子学生で顕著であることを示している⁶¹。効果が男女で異なる理由として、男子学生は数学教育改革の有無にかかわらず STEM 分野を目指す傾向があるのに対し、女子学生は数学の成績向上をきっかけに STEM 分野の学位取得へと誘導されると説明されている。ただし、学位取得の増加は科学と数学分野に限られており、コンピューター・情報科学や工学分野の学位取得には影響がみられなかった⁶²。

一方、De Philippis (2021) は、英国における科学教育改革の政策効果を分析している。この政

⁵⁸ イギリスでは、全生徒が 11 歳 (Year 6) の小学校修了時に、英語と数学を中心とした全国統一試験である SATs (Standard Assessment Tests) を受験し、その学力が評価される。以前は理科のテストも行われていたが、現在は一部の生徒を対象に抽出調査として実施されるのみである。中等教育の修了時である 16 歳 (Year 11) には、各科目の学力を評価するために GCSE (General Certificate of Secondary Education) を受験する。英語、数学、科学の履修は必須で、それ以外に生徒は多様な選択科目を受講する。大学進学を希望する生徒は、16 歳から 18 歳 (Year 12~13) にかけて A レベル (Advanced Level) のコースを履修する。A レベルは大学入学のための主要な資格であり、生徒は希望する大学や学部に応じて通常 3~4 科目を選択する。各科目のコースを修了後に試験を受け、その成績が大学進学の可否に大きく影響する。

⁵⁹ 利用データは、イギリス教育省が収集する全国生徒データベース (National Pupil Database: NPD) である。NPD は州立学校の全学校、全生徒の個人情報や各試験の成績等を含んでいる。Murphy らはこのデータベースから連続した 5 学年 (コホート) のデータを利用している。その他、イギリス若年縦断調査 (Longitudinal Survey of Young People in England) と NPD を識別子で統合させて利用している。

⁶⁰ 小学校時代に科目の成績がクラスでトップだった生徒は、A レベルでその科目を選択する確率が約 20% 高くなる。この影響は主に成績上位 10% の生徒に現れる。小学校における算数と理科の順位 (と英語の順位) の差は、男性の方が女性より 0.166 高く、この差により男性が A レベルで STEM 科目を選択する確率が 0.66 ポイント高まる。

⁶¹ アメリカでは 1983 年に発表された政府報告書「A Nation at Risk (危機に瀕した国家)」によって、数学教育の強化が促され、その後 40 州において高校卒業に必要な数学の履修年数が増加した。改革前は、高校卒業に必要な数学の必修年数は 1 年、もしくは何も課していない州が大半を占めていたが、報告書発表後の数年間で 32 の州が数学のカリキュラム要件を引き上げ、少なくとも 2 年間の数学の履修を義務づけるようになった。数学の平均履修単位数は 1980 年代初頭卒の生徒は 2.6 単位だったのに対し、2009 年卒の生徒は 3.9 単位に増加した。また、高校卒業時に代数 II で三角法を履修した生徒の割合は 1982 年の 40% から 2009 年には 76% に増加した。数学改革によるカリキュラム要件の引き上げ時期は州ごとにばらつきがあり、Jia (2021) は、この準実験的なバリエーションを用いて、数学への事前曝露が大学の専攻選択に及ぼす影響を研究している。1980 年から 2008 年の間の高校の数学カリキュラム強化のデータは、教育科学研究所 (IES) の教育統計ダイジェスト (Digest of Education Statistics) と州教育委員会 (ECS) の文書から作成され、ACS と組み合わせて分析に用いている。

⁶² 数学教育の強化が工学専攻に影響を与えない理由として、工学専攻の学生は SAT の数学のスコアが全学生の中で最も高く、能力分布の上位に位置する傾向があるためである。カリキュラム要件の変更は数学の最低レベルの引き上げであり、能力の高い学生の学位取得率に対して影響を与えにくいと解釈されている。

策は、STEM 分野の人材育成を目的として、中等教育で物理、化学、生物学の 3 科目を履修できる体制を整えるよう、政府が学校に求めたものである。その結果、14 歳時点でこれら 3 科目を履修した生徒は、大学で STEM 専攻を選択する確率が 1.3%ポイント高くなり、さらに STEM 分野の学位取得確率も 3.9%ポイント高まることが示されている。しかし、この政策効果は男子に集中しており、女子には効果がみられなかった。女子に対する効果の欠如は、男女の専攻に関する嗜好の違いが影響していると考えられている。女子学生は中等教育で科学に触れる機会が増えたとしても、大学ではマーケティングや文化人類学、医学といった他の分野を選ぶ傾向があることが示されている。

これら 2 つの研究の結論の違いは、数学と科学の性質の違いや、介入内容、対象となった生徒の年齢、教育システムの違いなど、様々な要因が影響している可能性があるため、介入効果を確定的に論じることは難しい。ただし、数学の知識は STEM 全体の基盤として重要であるのに対し、科学はより応用的な分野であり、科学の強化は特定の STEM 分野に進むための準備や関心を醸成する役割を持つと考えられる。数学に自信を持つことが、女子の理学分野への進学意欲を高める一方で、科学に対する関心がもともと薄い女子にとって、科学教育の強化だけで興味を引き出すことは容易でないと推察される。ただし、男女の能力差が幼少期から存在するという研究がある中で、中等教育段階での介入が女子の STEM 分野専攻を増加させるかどうかは重要な問題であり、さらなる研究の蓄積が期待される。

6-2. 大学卒業後の職種選択

STEM 分野での女性の割合を増やすために、高校での STEM 科目の履修や大学での専攻における男女差に注目した研究の蓄積が進むなか、STEM の学位取得後の女性の職種選択に関する研究は限られている。Jiang (2021)は、米国パデュー大学の 7 年分の学生の学業記録や就職先情報を分析し、女子学生は STEM 専攻の中でも数学をあまり必要としない STEM 分野(例えば、生命科学)を選ぶ傾向が強いことを示している⁶³。また、それらの数学集約的でない STEM 専攻の卒業生は、労働市場においても数学集約的でない STEM の職種や非 STEM 職種に就業する傾向があり、結果として、STEM の学位を持つ女性が STEM 職に就く割合は男性よりも低いことが指摘されている。

Delaney and Devereux(2022) は 1993 年から 2021 年までのイギリスの労働力調査(QLFS:Quarterly Labour Force Survey)を用いて、大学や大学院で STEM を専攻した学生の卒業後 25 年間のキャリアの継続性を追跡している⁶⁴。分析によると、卒業後 1 年目において女性が STEM 分野の職種に就業する可能性は男性に比べて 8.9%ポイント低く、その差は卒業後 15 年で

⁶³ Kahn and Ginther (2018)も、STEM といっても、女性の割合が低いのは数学集約的な科学分野に集中していると主張している。科学と工学の分野を STEM と分類するのは広範過ぎ、数学集約的な科学分野を GEMP(geosciences, engineering, economics, math/computer science, and physical science)と、非数学集約的な科学分野を LPS(life sciences, psychology and social sciences (excluding economics))に分けて、それぞれの課題を検討すべきであるとしている。

⁶⁴ UKQLFS には、約 1300 の専攻分野と取得した学位に関する情報が把握されている。

24%ポイントに拡大する。分野別にみると、生命科学の分野のみ、卒業後の10年間に於いて男女間の格差はほとんどみられないが、15年を超えると差が生じ始める。その他のSTEM分野ではより早い段階で離職が進み、女性がその分野で働き続ける可能性は20%ポイント以上低くなることが示されている。

Hunt(2016)は、アメリカのデータを用いて、STEM職の中で女性エンジニアが男性よりも離職しやすいが、この現象はエンジニアに特有のものではなく、男性が多数を占める職種全般にみられる普遍的な傾向であることを示している⁶⁵。また、女性エンジニアが離職する主な理由は、子育て等の家族関連の制約ではなく、給与や昇進の機会への不満であることを示している。また、同じSTEMの職種であっても、科学分野の職種では、女性が男性よりも離職しやすい傾向は確認されない。

これらの先行研究を踏まえると、STEM分野に女性を迅速かつ効率的に増やすには、離職率の低さや安定したキャリア形成を重視し、数学集約的でないSTEM分野における女性割合をさらに増やすことが一つの有効な策と考えられる。一方で、数学集約的な分野では、女性が大学卒業後に関連のSTEM職への就業を避けたり、早期に離職する傾向があることが示されている。この背景には、数学の頻繁な使用や業務の難易度、職場における女性の少なさによるネットワークの欠如、さらには処遇の不遇といった要因が存在する。したがって、数学集約的なSTEM分野で女性を増やすには、その分野への参画を促すのに加えて、これらの障壁を取り除く支援や施策を進める必要がある。具体的には、女性がキャリアを築きやすい職場環境の整備や、給与や昇進における透明性と公平性の確保が挙げられ、また、数学的なスキルに不安を感じる女性には、学習支援や訓練プログラムを提供し、職場内で女性同士がネットワークを築けるような交流機会やロールモデルとのつながりを促進することも効果的と考えられる。

6-3. 男女間賃金格差

男女間賃金格差に関する研究は膨大であるが、大学卒や大学院卒に限定した賃金格差の研究は少ない。しかし、近年ではそのような研究も徐々に増えつつある。女性は学歴における男性との差をほぼ解消し、職務経験における男女格差も縮小しているにもかかわらず、男女間の賃金格差は依然として解消されていない(Gorldin 2014 年)。Blau and Kahn (2017)の分析と文献レビューによれば、人的資本(学歴や経験年数)に基づく男女格差は縮小傾向にあるが、賃金分布の上位では未だ顕著に存在する⁶⁶。この埋まらない男女間賃金格差の背景の一つとして、大学での専攻選択における男女差が指摘されている。

⁶⁵ 利用データはNSCGは、国勢調査局実施、全米科学財団(NSF)が後援する2003年と2010年全米大学卒業生調査(National Survey of College Graduates: NSCG)である。特にSTEM分野の学生の大学卒業後の就業、キャリア形成に焦点を当てた調査である。

⁶⁶ Blau and Kahn (2017)は、1980年と2010年のPanel Study of Income Dynamics(PSID)を用いて、男女間賃金格差が大幅に減少したことを示している。ただし、賃金分布の上位では、中位や下位に比べて格差の減少がはるかに緩やかであった。また、従来の人的資本変数(教育や経験年数)は、男女間の賃金格差をほとんど説明しなくなったが、代わりに職業や産業における男女差が重要な要因となっていることを指摘している。

6-3-1. 専攻の違いが賃金に与える影響

2000年代の研究では、専攻の違いだけでは男女の賃金格差を十分に説明できないとする論文が多い。Joy(2000)は、アメリカのデータを用いて、大学での男女の専攻の違いが徐々に均等化している一方で、女性は専攻にかかわらず事務職やサービス職に就く傾向が強いことを示している⁶⁷。例えば科学を専攻した女性が事務職に就く確率は男性の2倍以上高い。さらに、多くの女性は初職について「唯一の就職先だった」と述べるのに対し、男性はより多くの選択肢を持ち、その結果として男性の方が高い賃金を得る傾向にある。専攻や職種、家庭環境、その他の要因を考慮しても、男性の初職における賃金は女性より約14%高いことが示されている⁶⁸。

2010年代の研究では、男女間の労働市場の分離や賃金格差が専攻科目の違いと密接に関連していることを示す研究が増えている。例えば Francesconi and Parey(2018)は、ドイツのデータを利用し、月収における男女格差を検証している。フルタイム労働者の週労働時間には男女差はみられないが、賃金は男性の方が女性よりも分布全体で高く、月収差は平均で約22%ポイントに達している⁶⁹。専攻分野や家族構成、大学入学資格試験の成績などの違いを考慮すると、格差は5～10%に縮小するが、男女の賃金格差を説明する最大の要因は大学の専攻分野であり、特にSTEM学科専攻の格差は顕著である⁷⁰。

6-3-2. 専攻内の賃金格差

同じ専攻を卒業した男女が、個人や職場の特性を差し引いて、同等の賃金を得ているか検証している研究は少ない。Zajac(2024)はその例外で、ポーランドの大規模な行政データを使って、2014年の大学卒業生の就業状況や賃金を月次で4年間追跡し、STEM分野における男女間賃金格差の大きさとその変化を分析している。キャリアの初期における数学や工学の卒業生の男女間賃金格差は30%弱、物理や生物学では10%強、化学や地球科学では約3%と報告されている。この賃金格差がキャリアの進展とともにどう変化するかは分野によって異なっている。このことから、STEM分野の学位取得者の労働市場は一様でなく、STEM分野を一括りせずに、個別のカテゴリに分けて考える必要性が示唆される。

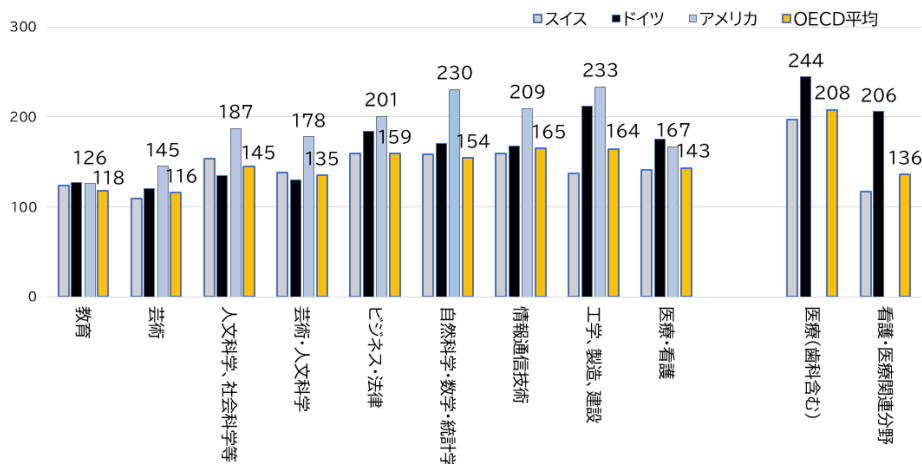
⁶⁷ 米国国立教育統計センター(National Center for Education and Statistics)の Baccalaureate and Beyond Longitudinal Study 93/94 を利用している。このデータは、1993年に大学を卒業し1994年に労働力や大学院等に入学した10686人の学生の経験を追跡している。学生と両親の情報、卒業した648の教育機関の情報、大学の専攻と成績、学生の就職活動戦略、初職を選んだ理由、仕事や給与などが含まれる。

⁶⁸ 男女間の賃金と大学の専攻の関係性を検証する論文は、初職における男女の賃金格差を検証することが多い。大学を卒業して間も無ければ、結婚、出産等によるキャリアの中断や、経験年数、転職、昇進における男女差の影響を受けずに、大学専攻の賃金等への効果を測定しやすいからである。

⁶⁹ ドイツの高等教育研究科学センター(DZHW)のデータを活用し、1989年から2009年にドイツの大学を卒業した6つのコホートを対象に、初職における月収における男女格差を検証している

⁷⁰ 専攻の違いはドイツの男女間の月収格差の48%を説明するという。

図表 6-5 高等教育を受けたフルタイム雇用者の専攻別相対所得(2020 年)[基準値 = 100]



OECD Education at a glance 2022 より作成

6-3-3. 国際比較

専攻分野による収入の差異を確認してみよう。図表 6-5 には、高校卒・専門学校卒の平均収入を基準とした専攻別の相対収入が示されている⁷¹。データが利用可能な OECD 加盟国の中で GDP の大きい 3 か国(アメリカ、ドイツ、スイス)と OECD 平均を取り上げている。

専攻別の収入が高い分野として、OECD 平均で医療分野 208、情報通信分野 165、工学分野で 164、ビジネス・法律分野 159、自然科学・数学・統計分野 154 となっている⁷²。どの分野の相対賃金が高いかは国によってばらつきがあるが、医療分野と STEM 分野は共通して高い傾向がみられる。特に、STEM の中でも工学、製造、建設専攻では、アメリカやドイツで高校卒・専門学校卒の収入の 2 倍を超えている。この収入格差は、各国の産業構造や労働市場のミスマッチと関連していると考えられる。一方、教育分野や芸術分野の収入は、3 か国共通して相対的に低い傾向がみられる。

6-4-1 で確認するように、男性は STEM 分野を選択する傾向が強いのに対し、女性は教育、芸術・人文教育、看護分野を専攻する傾向がある。収入の低い専攻に女性が偏ることで、男女間の賃金格差が縮小しにくい。このように、男女間の専攻選択の違いが賃金格差の一因となっている可能性がある。

6-4. 本調査による性別と専攻・職種の関係の検証

以下では、本調査を用いて海外の先行研究で確認されている専攻と職種に関するいくつかの事

⁷¹ UNESCO の ISCED 2011 において、ISCED レベル 3 およびレベル 4 の平均収入を基準値 100 として設定している。ISCED レベル 3 は、日本でいう高等学校や高等専門学校の 1～3 年次に相当し、後期中等教育を意味する。一方、ISCED レベル 4 は、専修学校専門課程(専門学校)や高等専門学校の 4～5 年次を含み、中等教育修了後に進む職種教育や技術訓練の段階にあたる。つまり、高校卒や専門学校卒の平均収入を 100 とし、それを基準により高い学歴を持つ人の収入を比較している。

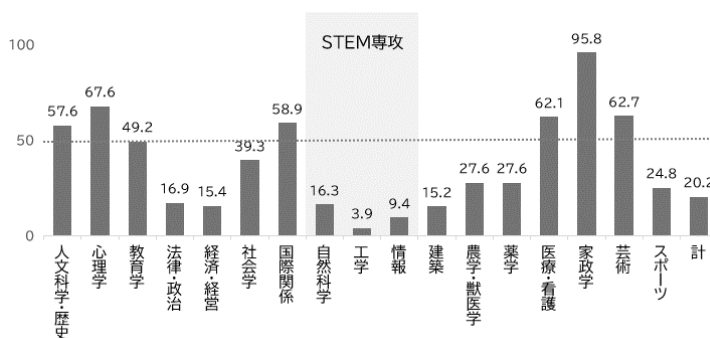
⁷² 図の右側に医療と看護を分離した数値を掲載している。医療と看護分野を分けて収入が把握できる国は少なく、OECD 平均は、エストニア、フィンランド、ドイツ、ラトビア、ノルウェー、スロベニア、スウェーデンの 7 か国の平均値に基づいている。ドイツでは、医療、看護ともに 2 倍を超えており高水準であるが、医療と看護の間には顕著な収入差が存在している。スイスや他の OECD 加盟国ではこの差はドイツより大きい傾向がみられる。

実が日本にも当てはまるか検証する。具体的には、専攻における男女の選択の偏り、STEM 専攻者の STEM 職種就業比率、専攻と男女間の賃金格差の関係について確認する。

6-4-1. 専攻における男女の偏り

専攻ごとの女性比率を集計したものが図表 6-6 である。女性と男性では専攻選択に偏りがみられる。女性比率が 50%を超えるのは、人文科学・歴史、心理学、国際関係、医療・看護、家政学、芸術であり、特に家政学では 95.8%に達する。一方で、女性比率が低い専攻として、工学 3.9%、情報工学 9.4%、建築 15.2%、経済・経営・商学 15.4%、自然科学 16.3%、法律・政治 16.9%などが挙げられる。STEM 専攻全体として女性比率は低い、とりわけ工学、情報工学の分野でその傾向が顕著である。

図表 6-6 本調査の卒業学科別女性比率(%)



本調査データを用いて作成

6-4-2. 専攻と職種の就業における男女差

図表 6-7 は、性別の専攻と職種の関係を示している。専攻と職種の関連性には男女差がみられ、特に STEM の学位を持つ女性は男性に比べて STEM 職種に就く比率が低い傾向がある。STEM 専攻卒の初職における STEM 職種就業比率は男性が 80.0%であるのに対し、女性は 61.4%にとどまる。この傾向は現職においても続き、男性の STEM 職種就業比率は 74.8%と、初職よりもやや低下しているが、これは文系職種に転換したというよりは管理職への昇進が影響している可能性がある。一方で、女性の現職における STEM 職種就業比率は 55.4%に減少し、文系職種就業比率が 42.0%と初職時点の 38.6%よりも 3.4%増加している。管理職比率は 2.6%にとどまることから、女性においては男性よりも多く STEM 職種から文系職種への転換が起こっている可能性が示唆される。

図表 6-7 性別・専攻別、STEM 職種就業割合(%)

初職	専攻	男性		女性	
		STEM職種	文系職種	STEM職種	文系職種
	文系専攻	24.8	75.2	19.5	80.5
	STEM専攻	80.0	20.1	61.4	38.6
	計	51.9	48.1	27.7	72.3

現職	専攻	男性			女性		
		STEM職種	文系職種	管理職	STEM職種	文系職種	管理職
	文系専攻	29.6	55.3	15.1	21.7	76.0	2.3
	STEM専攻	74.8	19.0	6.2	55.4	42.0	2.6
	計	51.8	37.5	10.7	28.3	69.3	2.4

本調査データを用いて作成

6-4-3. 職種選択モデル

前節で示唆された初職選択時における男女の違いを踏まえ、職種選択行動を理解するため、本節では初職における STEM 職種の選択プロセスを計量分析で確認する。具体的には Nested Logit Model を利用し、初職の職種選択のプロセスを階層的に捉える。第 1 階層では職種タイプを STEM 職、営業職、事務職、その他の職に分類し、第 2 階層ではその他の職を管理職とそれ以外の職に細分化する構造を考える。

Nested Logit モデルは、効用最大化の枠組みに基づいており、個体 i が選択肢 j (具体的な職種) と上位階層 k (職種グループ) を選択する確率をモデル化する。このとき、効用 U_{ijk} は以下の形で表される。

$$U_{ijk} = V_{ijk} + \epsilon_{ijk}$$

ここで、 V_{ijk} は観測可能な部分効用、 ϵ_{ijk} は観測不可能な誤差項である。

$$V_{ik} = \beta_1 \text{male}_i + \beta_2 \text{STEM}_i + \beta_3 \text{master}_i + \beta_4 \text{doctor}_i + \beta_5 \text{math}_i + \beta_6 \text{japanese}_i + \beta_7 \text{english}_i + IV_k$$

male_i は男性ダミー、 STEM_i は STEM 専攻ダミー、 master_i は、修士課程修了ダミー、 doctor_i は博士課程修了ダミー、 math_i 、 japanese_i 、 english_i は高校生の時の数学、国語、英語の各教科の成績の自己評価である。先行研究では学問的な準備が職種選択に影響を与える要因として挙げられ、中でも数学スキルの学問的準備に焦点を当てた研究が圧倒的に多かった。本分析でも数学の成績を中心に職種選択との関係を検証する。 IV_k は 包含値(Inclusive Value)であり、第 2 階層の効用を集約した値である。

第 2 階層の具体的な職種の選択に関しては、階層自体を説明する変数を設定せず、第 1 階層の包含値パラメータ(Inclusive Value Parameter)を通じて効用を捉える形となっている。階層を超え、共通して選択肢全体に影響を与える変数として、各職種の平均賃金と女性比率を変数に含めている。Wiswall and Zafar(2018)によると、男性は収入の伸び率が高い職種を選択し、女性は仕事の

柔軟性や安定性が高い職種を選好する傾向がある⁷³。賃金が高い職種は選ばれやすく、女性比率が高い職種は柔軟な職場環境の代理指標として機能するため、いずれも値が高いほど選択される確率が高まると考えられる。

第 2 階層における選択肢 j の効用は、以下のように記述される。

$$V_{ij|k} = \gamma_1 \cdot \text{wage}_{ij} + \gamma_2 \cdot \text{femratio}_{ij}$$

wage_{ij} は、職種 j の平均賃金(年収)であり、 femratio_{ij} は、職種 j における女性比率を表す。基準カテゴリは、第 1 階層の「職種タイプ」における「その他の職種」であり、標準誤差は年齢をクラスター単位として推定している。

選択行動のモデル化では、選択肢間の類似性が重要な要素となる。一般的な効用最大化モデルでは、IIA(Independence of Irrelevant Alternatives)仮定が課される。IIA 仮定とは、特定の選択確率が他の選択肢の存在によって影響を与えないという仮定である。しかし、現実の選択行動においては、ある選択肢同士が類似している場合に、他の選択肢の追加や削除が選択確率に影響を及ぼす可能性がある。例えば、「その他の職」の中に事務職が追加された場合に、「その他の職」カテゴリ内の選択確率が変化することが予想される。一方で、STEM 職や営業職といった事務職とは異なる職種タイプの選択確率は相対的に影響を受けにくいと考える。このような選択肢間の相関や類似性を考慮するために、Nested Logit モデルを採用しており、ネスト構造を用いて選択肢を階層的に分類し、IIA 仮定をネスト内に限定することで、より柔軟な選択行動の表現が可能となる。

6-4-4. データ

分析には本調査のデータを用いており、記述統計を図表 6-8 に示している。職種の平均賃金には年収を利用しており、平均年収は 671.66 万円、最小値が 586.83 万円、最大値が 861.37 万円と一定のばらつきがみられる。また、選択肢ごとの女性比率の平均値は 0.214(21.4%)、最小値は 0.056(約 5.6%)、最大値は 0.437(約 43.7%)であり、女性比率は職種間で大きく異なることが分かる。男性ダミーの平均値が 0.798 であり、全体の 79.8%が男性で構成されている。STEM 専攻を示すダミー変数の平均値は 0.432(43.2%)、さらに STEM 専攻かつ男性を示す変数は 0.392(39.2%)である。修士課程修了者は 12.9%、博士課程修了者は 1.3%と、修士・博士課程修了者は少数派である。

⁷³ Wiswall and Zafar (2018)は、仮想的な選択実験を用いて職種特性に対する男女の選好の違いを検証し、実験的に得られた選好の尺度が実際の職種選択を予測できることを示している。好ましい職種特性に対する支払い意欲は男女間で大きな差があり、女性は男性よりも柔軟性の高い仕事に対して、男性は女性よりも賃金上昇の可能性の高い仕事に対して支払い意欲が高い。柔軟性の高い仕事とは具体的にはパートタイム勤務という選択肢がある仕事を指し、女性はこの選択肢に対して年俸の 7.3%を諦め、男性の 1%よりも大きいことが示されている。

図表 6-8 記述統計

	変数	平均	標準偏差	最小	最大
職種	平均年収(万円)	671.66	100.43	586.83	861.37
	女性比率	0.21	0.13	0.06	0.44
性別	男性ダミー	0.80	0.40	0	1
理系専攻ダミー		0.43	0.50	0	1
男性ダミー×理系専攻ダミー		0.39	0.49	0	1
学歴	修士	0.13	0.34	0	1
	博士	0.01	0.11	0	1
高校の成績	数学	3.25	1.14	1	5
	国語	3.23	0.97	1	5
	英語	3.15	1.06	1	5
サンプルサイズ		100.865			

図表 6-9 職種選択における nested logit モデルの推定結果

	STEM職	営業職	事務職
男性ダミー	0.133 (0.134)	0.554*** (0.052)	-0.815*** (0.118)
理系専攻ダミー	1.418*** (0.088)	-0.162 (0.114)	-0.440*** (0.052)
男性×理系専攻	0.527*** (0.121)	-0.307*** (0.086)	-0.047 (0.075)
修士修了	0.380*** (0.072)	-0.996*** (0.083)	-0.251** (0.108)
博士修了	-0.135 (0.216)	-2.465*** (0.352)	-1.570*** (0.508)
高校の成績: 数学	0.071*** (0.012)	-0.107*** (0.018)	-0.013 (0.018)
高校の成績: 国語	0.002 (0.033)	0.081*** (0.019)	-0.001 (0.022)
高校の成績: 英語	-0.084*** (0.019)	-0.038 (0.031)	0.030 (0.030)
職種平均年収	0.003** (0.002)		
職種内女性比率	2.634*** (0.851)		
Dissimilarity parameters			
STEM	1.000 (2.078)		
営業	1.000*** (0.092)		
事務職	1.000 (105.234)		
その他の職業	-0.210 (0.251)		
サンプルサイズ	100,865		
疑似対数尤度	-23492.8		
p-value LR test for IIA	Prob > chi2 = 0.0000		
Robust standard errors in parentheses			
*** p<0.01, ** p<0.05, * p<0.1			

学力特性に関連する変数として、高校時代の成績を5段階で自己評価した数値を使用している。数学の平均値は3.25(標準偏差 1.14)であり、評価基準の中間値 3.0 をわずかに上回っている。同様に、国語の平均値は3.23(標準偏差 0.97)、英語は3.15(標準偏差 1.06)であり、いずれも中程度からやや高い水準で自己評価されている。

6-4-5. 推定結果

推定結果は図表 6-9 に示している。初職における職種選択に階層的な構造(ネスト)を仮定し Nested Logit を用いて推定した。職種は、STEM、営業、事務、その他に分類され、その中から職種が選択されるという二段階の選択構造を考えている。

まず、職種の特徴として、各職種の平均年収は統計的に有意な係数を示し、年収が高い職種ほど選択される傾向が確認された。また、各職種の女性比率も正の係数を示しており、女性比率が高い職種が選ばれることがわかった。高い女性比率は Wiswall and Zafar (2018) の指摘に基づき、柔軟性や安定性の高い労働環境を代理すると想定している。この推定において女性比率の係数が正であることは、女性だけでなく男性にとっても柔軟で安定した職場環境が一定の魅力を持つことを示唆している。

次に個人属性の影響をみると、男性ダミーは営業職に対して正の影響を、事務職に対して負の影響を示し、STEM 職に対しては統計的に有意な影響を示さなかった。STEM 専攻であることは STEM 職の選好を高める一方で、営業職に対しては統計的に有意でなく、事務職に対しては負の影響を示した。また、男性ダミーと STEM 専攻の交差項は STEM 職に対して正の係数を示し、男性であること自体は STEM 職に対して影響を与えないが、男性かつ STEM 専攻という条件が揃うことで STEM 職を選びやすくなることが示唆された。

また、高校生時代の成績との関係では、数学の成績が STEM 職への選好を強める一方で、国語の成績が営業職に対してのみ正の影響を与える。これは STEM 職と営業職に求められるスキルセットの違いを反映していると考えられる。STEM 職では数学のスキルや論理的思考力が不可欠であり、営業職では顧客とのコミュニケーションが重要であり、言語運用能力がその基盤となることから、国語の成績が良い学生ほど営業職を選好する傾向が強いと考えられる。英語の成績は、STEM 職に負の影響を与え、営業職や事務職に対しては統計的に有意でなかった。英語力が役立つ場面もあるだろうが、日本国内の仕事では英語力は重要な要素となっておらず、職種選択に与える影響が小さい可能性がある。事務職に関しては、高校の成績(数学、国語、英語)が選好に有意な影響を与えないという結果を得た。これは日本の事務職は他の職種と比べて専門的な学力や高度なスキルを強くは要求されず、事務職を選択する際にそれらが影響を持たない可能性を示唆している。学歴の影響については、修士卒が STEM 職への選好を高める一方で、営業職、事務職には負の影響を与えることがわかった。

この推定モデルでは階層構造を前提とし、階層内の選択肢間の相関の強さを測定するために、Dissimilarity parameters (包含値パラメータ) τ を推定している。これは階層内の選択肢がどの程度類似しているかを示す指標であり、 τ の値が 1 に近い場合には、選択肢間の相関が低いことを意味し、この場合 Nested Logit モデルを用いるメリットが少ないと考えられる。「その他の職」の τ が 1 から乖離しており、ネスト構造を適用する妥当性が認められる。

選択肢間の独立性(IIA)仮定の妥当性を検証するために、Hausman 検定を実施した。この検定では、全職種の選択肢を含む推定結果と、特定の選択肢(例：営業職)を除外した場合の推定結果

との間に有意な差がないという帰無仮説を設定した。検定統計量は $\chi^2(15)=4801.13$ 、p 値は 0.0000 であり、帰無仮説は棄却され、この結果から職種選択における選択肢間に体系的な係数の違いが存在することが確認された。条件付きグループモデルや多項グループモデルでは選択行動を適切に説明できない可能性が高く、選択肢間の相関や類似性を考慮した Nested Logit モデルを用いることが適切であると考えられる。

以上の分析から、高校時代の成績や性別、大学の専攻といった個人属性が職種選択に影響を与えることが確認された。先行研究と同様に、日本においても数学の成績が良いほど STEM 職を愛好する傾向が強まる一方で、営業職に対してはむしろ負の影響を示す結果となった。また、国語や英語は STEM 職の選択と正の相関を示さなかったことから、特に数学教育の強化が STEM 分野への職種選択を促す有効な手段となり得ることを示している。

また性別に関して、男性であること自体が直接的に STEM 職の選好に結びつくわけではないという結果は、女性の STEM 分野への進出を促す上で有益な知見となる。しかし「男性かつ理系専攻」という条件が揃う場合に STEM 職への選好が強まる交互作用が確認された。これは性別と専攻が相互に影響し合い、特定の職種選択を促すメカニズムが存在する可能性を示唆している。例えば、これまで STEM 職が伝統的に男性中心の職種であったことや、男性が STEM 職に適した資質を持つと認識されやすい場合などが考えられるが、このメカニズムを解明することが女性の STEM 職を増やすための鍵となるだろう。

6-5. 専攻の男女間賃金格差への寄与

前節の分析では、STEM 職への就業選択において、男性で、かつ STEM 専攻の者が STEM 職に就きやすい傾向が確認された。この結果から、STEM 職が特定の属性に偏っている可能性が示唆された。もし、採用過程でこれらの属性を持つ者が優先的に採用される状況が存在するならば、過去の履歴が引き継がれるため、STEM 職に女性を増やすことは必ずしも容易ではないだろう。また、STEM 専攻が高い賃金に結びつくことについては 5-5-3 で確認したが、本節では、このような専攻を通じた労働市場の偏りが、男女間賃金格差にどの程度影響を与えているのかを分析する。

日本においてはこれまで、男女間の賃金格差が学歴や年齢など労働者間の属性の差異、あるいは性別による賃金差別が原因であるかを検証する多くの研究が行われてきた。その結果、属性の差異が賃金格差の約 6 割を説明し、残り 3~4 割は企業による属性の評価に基づく差別によるものとされている。また、多くの先行研究が勤続年数の男女間格差の影響の大きさを指摘している(川口 2005)⁷⁴。

⁷⁴ 川口(2005)は、1990 年と 2000 年の「賃金構造基本調査」の個票データを用い、一般常用労働者の男女間賃金格差が縮小していることを示している。また、要因分解の結果、1990 年の賃金格差のうち 59.6%が「要素量の男女差」(属性の差異)に起因し、残りの 40.4%が「要素価格の男女差」(属性の評価に基づく差別)に起因しているが、2000 年には「要素量の男女差」に起因する割合が 35.8%に減少し、「要素価格の男女差」に起因する割合が 64.2%に増加していることが示されている。この結果は、1990 年代から 2000 年代にかけて、教育や経験といった労働特性の男女間の差異が縮小する一方で、同じ特性を持つ男女間での報酬の不均衡(要素価格の差)が拡大していることを示している。

6-5-1. 分析手法

日本では大学の専攻に注目した調査は限られるため、専攻が男女間賃金格差にどの程度寄与しているのかを検証している研究は少ない。本節では、Blinder–Oaxaca 分解を用いて男女間賃金格差を要因分解し、特に専攻の寄与を明らかにすることで、労働市場における格差の実態を考察する。

オハカ分解は、平均値の格差を「構成効果」と「構造効果」の 2 つに分解し、賃金格差の要因を分析するための手法であり、特に男女間の賃金格差の分析で広く使用されている。まず、男性 (m) と女性 (f) のグループで賃金決定式を推定する。

$$\begin{aligned}\ln w_i^m &= X_i^m \beta^m + \epsilon_i^m, \\ \ln w_i^f &= X_i^f \beta^f + \epsilon_i^f,\end{aligned}$$

$\ln w_i^g$ はグループ $g (g = m, f)$ における個人 i の対数賃金、 X_i^g はグループ g の属性(学歴、専攻、勤続年数、役職など)のベクトル、 β^g は属性が賃金に与える影響を表す回帰係数ベクトル、 ϵ_i^g は誤差項を表す。

次に、グループ間の平均賃金差 $(\overline{\ln w^m} - \overline{\ln w^f})$ を以下のように 2 つの要素に分解する。

$$\overline{\ln w^m} - \overline{\ln w^f} = \underbrace{(\bar{X}^m - \bar{X}^f) \beta^*}_{\text{構成効果}} + \underbrace{\bar{X}^f (\beta^m - \beta^f)}_{\text{構造効果}}$$

β^* は基準として用いる回帰係数であり、本分析では男性の係数を用いている。構成効果は、男女間の属性(学歴、勤続年数など)の平均値の違いが賃金格差に与える影響を示している。例えば、男性の方が高学歴の割合が高い場合、その学歴の違いが賃金格差の要因となる。構造効果は、男女が同じ属性を持つ場合でも、賃金決定構造(属性の賃金に対するリターン)が異なることで生じる賃金格差を示している。例えば、同じ学歴や経験を持つ女性が男性よりも低賃金である場合、この格差は構造効果に起因する。

さらに、賃金分布全体を考慮するために分位回帰を用いた RIF 分解を実施する。この手法では、賃金分布の特定の分位点に注目し、格差を構成効果と構造効果に分解する。分位回帰モデルは以下のように表される。

$$Q_{\ln w}(\tau | X^g) = X^g \beta^g(\tau) + \epsilon^g(\tau)$$

$Q_{\ln w}(\tau | X^g)$ は分位点 τ における条件付き分位数、 $\beta^g(\tau)$ は分位点ごとの回帰係数である。対数時給の再中心化された影響関数(RIF)は次のように定義される。

$$\text{RIF}_i(\tau) = Q_\tau + \frac{\tau(1-\tau)}{f_Y(Q_\tau)} \cdot 1\{\ln w_i \leq Q_\tau\}$$

Q_τ は分位点 τ の対数時給、 $f_Y(Q_\tau)$ はその密度関数、 $1\{\ln w_i \leq Q_\tau\}$ は指示関数である。RIFは、賃金分布の10、25、75、90パーセンタイルに基づいて推定される。

RIFを用いて次のように男女間賃金格差を分解する。

$$E[\text{RIF}_m] - E[\text{RIF}_f] = (\beta_m E[X_m] - \beta_f E[X_f])$$

この式から賃金格差を構成効果と構造効果に分解し、分位点ごとに格差の要因を特定することが可能となる。

図表 6-10 記述統計

変数		男性				女性			
		平均	標準偏差	最小	最大	平均	標準偏差	最小	最大
対数時給	平均	7.78	0.50	6.63	10.06	7.55	0.51	6.63	10.04
	10分位	7.22	0.01			7.06	0.01		
	25分位	7.47	0.00			7.24	0.01		
	75分位	8.02	0.01			7.72	0.01		
	90分位	8.31	0.01			8.05	0.02		
最終学歴	学士	0.84	0.37	0	1	0.93	0.26	0	1
	修士	0.15	0.35	0	1	0.07	0.25	0	1
	博士	0.01	0.12	0	1	0.01	0.09	0	1
	その他	0.00	0.07	0	1	0.04	0.19	0	1
年齢	23～24歳	0.00	0.07	0	1	0.04	0.19	0	1
	25～29歳	0.03	0.18	0	1	0.15	0.36	0	1
	30～34歳	0.05	0.22	0	1	0.16	0.37	0	1
	35～39歳	0.08	0.28	0	1	0.18	0.38	0	1
	40～44歳	0.14	0.35	0	1	0.16	0.37	0	1
	45～49歳	0.22	0.41	0	1	0.15	0.36	0	1
	50～54歳	0.24	0.43	0	1	0.09	0.29	0	1
	55～59歳	0.23	0.42	0	1	0.07	0.25	0	1
	60歳以上	18.16	10.70	0	42	11.26	9.00	0	41
	その他	0.05	0.21	0	1	0.25	0.44	0	1
勤続年数 専攻	文学・史学・哲学・語学など	0.01	0.08	0	1	0.04	0.21	0	1
	心理学	0.01	0.11	0	1	0.05	0.21	0	1
	教育学	0.10	0.30	0	1	0.08	0.27	0	1
	法律・政治	0.30	0.46	0	1	0.21	0.41	0	1
	経済・経営・商学	0.03	0.16	0	1	0.07	0.25	0	1
	社会学・メディア学	0.01	0.08	0	1	0.04	0.18	0	1
	国際関係	0.07	0.25	0	1	0.05	0.22	0	1
	理学	0.29	0.45	0	1	0.05	0.21	0	1
	工学	0.09	0.29	0	1	0.04	0.20	0	1
	情報工学	0.02	0.13	0	1	0.01	0.11	0	1
	建築学	0.02	0.14	0	1	0.03	0.17	0	1
	農・獣・畜産・水産	0.01	0.09	0	1	0.01	0.11	0	1
	医・歯・薬	0.00	0.02	0	1	0.00	0.06	0	1
	看護・保健・衛生	0.00	0.02	0	1	0.03	0.16	0	1
	家政	0.00	0.06	0	1	0.02	0.15	0	1
	芸術・表現	0.01	0.08	0	1	0.01	0.09	0	1
	健康・スポーツ	0.09	0.29	0	1	0.09	0.28	0	1
	その他	0.36	0.48	0	1	0.38	0.49	0	1
	70台	0.42	0.49	0	1	0.43	0.49	0	1
	60台	0.11	0.31	0	1	0.08	0.28	0	1
	50台	0.02	0.13	0	1	0.02	0.14	0	1
	40台未満								

図表 6-10 記述統計 続き

変数		男性				女性			
		平均	標準偏差	最小	最大	平均	標準偏差	最小	最大
役職	役職なし	0.42	0.49	0	1	0.74	0.44	0	1
	監督、職長、班長、組長	0.05	0.22	0	1	0.05	0.22	0	1
	係長、係長相当職	0.23	0.42	0	1	0.14	0.35	0	1
	課長、課長相当職	0.26	0.44	0	1	0.06	0.23	0	1
	部長、部長相当職	0.03	0.16	0	1	0.01	0.08	0	1
	その他	0.01	0.08	0	1	0.01	0.11	0	1
既婚ダミー		0.67	0.47	0	1	0.38	0.48	0	1
子供ありダミー		0.47	0.50	0	1	0.24	0.43	0	1
企業規模	1～9人	0.03	0.17	0	1	0.04	0.19	0	1
	10～29人	0.04	0.21	0	1	0.06	0.24	0	1
	30～99人	0.09	0.29	0	1	0.11	0.31	0	1
	100～299人	0.13	0.34	0	1	0.12	0.33	0	1
	300～499人	0.07	0.26	0	1	0.07	0.26	0	1
	500～999人	0.10	0.29	0	1	0.09	0.29	0	1
	1,000人以上	0.54	0.50	0	1	0.50	0.50	0	1
	産業	0.00	0.03	0	1	0.00	0.00	0	0
産業	建設業	0.05	0.22	0	1	0.03	0.17	0	1
	製造業	0.29	0.46	0	1	0.14	0.34	0	1
	電気・ガス・熱供給・水道業	0.02	0.13	0	1	0.01	0.10	0	1
	情報通信業	0.24	0.43	0	1	0.22	0.41	0	1
	運輸業、郵便業	0.02	0.13	0	1	0.01	0.09	0	1
	卸売業、小売業	0.06	0.23	0	1	0.06	0.24	0	1
	金融・保険業	0.18	0.38	0	1	0.32	0.47	0	1
	不動産業・物品賃貸業	0.01	0.09	0	1	0.01	0.10	0	1
	学術研究、専門・技術サービス業	0.03	0.16	0	1	0.03	0.18	0	1
	宿泊業、飲食サービス業	0.00	0.07	0	1	0.01	0.08	0	1
	生活関連サービス業、娯楽業	0.00	0.07	0	1	0.01	0.09	0	1
	教育、学習支援業	0.03	0.16	0	1	0.05	0.21	0	1
	医療、福祉	0.00	0.06	0	1	0.01	0.08	0	1
	複合サービス事業	0.01	0.08	0	1	0.01	0.11	0	1
	その他サービス業	0.04	0.19	0	1	0.06	0.23	0	1
	公務	0.00	0.03	0	1	0.00	0.03	0	1
	その他	0.03	0.16	0	1	0.03	0.18	0	1
職種	管理職	0.11	0.31	0	1	0.02	0.16	0	1
	教員職	0.00	0.04	0	1	0.00	0.04	0	1
	事務職	0.11	0.32	0	1	0.39	0.49	0	1
	営業職(外回り等)	0.10	0.29	0	1	0.08	0.27	0	1
	販売職	0.02	0.15	0	1	0.03	0.17	0	1
	サービス職	0.02	0.12	0	1	0.02	0.15	0	1
	保安職	0.00	0.04	0	1	0.00	0.00	0	0
	生産工程職	0.02	0.15	0	1	0.01	0.09	0	1
	輸送・機械運転職	0.00	0.06	0	1	0.00	0.03	0	1
	建設・採掘関連の職	0.00	0.06	0	1	0.00	0.00	0	0
	運搬・清掃・包装の職	0.00	0.05	0	1	0.00	0.02	0	1
	STEM職	0.61	0.49	0	1	0.44	0.50	0	1
サンプルサイズ		15,120				3,648			

注)分析には 61 の詳細な職種ダミーを利用しているが、記述統計では 12 に集約している。その他、分析に都道府県ダミーを利用しているが、記述統計では省略している。

6-5-2. データ

分析には本調査のデータを利用しており、したがって対象者は大学卒の正社員である。図表 6-10 には男女別の記述統計が示されている。時給が計算できないサンプル(1,039 件)および時給分布の上下 1 パーセンタイル(合計 381 件)を除外した後、分析に用いたサンプルサイズは男性 15,120 人、女性 3,648 人の合計 18,768 人である⁷⁵。時給の分布における最小値は 757.6 円、最大値は 23,333.3 円である。男性の平均対数時給は 7.78(2,392 円)、女性は 7.55(1,901 円)と、女性の時給

⁷⁵ 企業規模を尋ねた際に「官公庁」を選択した標本 120 件を推定から除外している。また、勤続年数が不明である 35 件の標本についても推定から除外した。

分布が男性と比較して低いことが示されている。また、分位点での分析では、男性の 10 分位の時給が 7.22(1,366 円)、90 分位の時給が 8.31(4,064 円)であるのに対し、女性ではそれぞれ 7.06(1,153 円)と 8.05(3,134 円)となっており、女性の賃金分布が男性よりもやや低い範囲に集中している。

学歴に関しては、男性の学士取得者の割合が 84%、修士が 15%、博士が 1%であり、女性ではそれぞれ 93%、7%、1%となっている。男性の修士取得者の割合が女性よりも高い。年齢分布をみると、男性は各年齢層が均等に分布している一方、女性は若い層(23~34 歳)に偏る傾向がみられる。

勤続年数の平均は、男性が 18.16 年であるのに対し、女性は 11.26 年と、女性の方が約 7 年短い。専攻分野では、男性の工学(29%)や経済・経営・商学(30%)が多いのに対し、女性では文学・史学・哲学・語学(25%)や経済・経営・商学(21%)が多い。また、STEM 関連専攻の比率は男性が 61%、女性が 44%となっている。通っていた大学の偏差値分布では、男女ともに 50 台が最も多いが、女性は 60 台、男性は 40 台の割合がやや高い傾向にある。

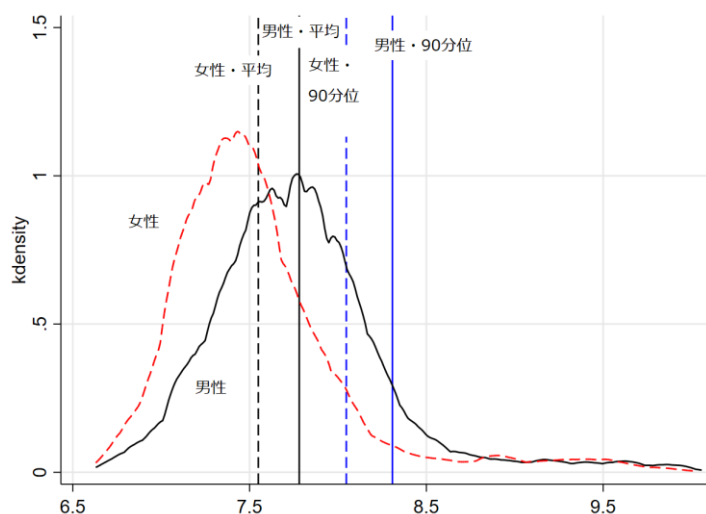
役職に関しては、役職なしの割合が男性では 42%に対し、女性では 74%となっており、男性の方が係長や課長相当職の割合が高い。既婚者の割合は男性が 67%、女性が 38%であり、子供を持つ割合も男性(47%)が女性(24%)を大きく上回っている。企業規模の分布では、男女ともに 1,000 人以上の企業で働く割合が最も高く、男性(54%)、女性(50%)となっている。

産業別では、男性は製造業(29%)や情報通信業(24%)が多く、女性は金融・保険業(32%)や情報通信業(22%)が多い。職種では、男性は STEM 職(61%)、管理職(11%)の割合が高く、女性は STEM 職(44%)、事務職(39%)の割合が高い。

図表 6-11 は、男性と女性の対数時給分布を比較するために推定したカーネル密度曲線を示している。この図では、分布のどの範囲にデータが集中しているかを視覚的に表現している。男性の時給分布(黒の実線)は、女性の分布(赤の点線)よりも右側に広がり、より高い賃金帯に多くのデータが集中していることが確認できる。また、男性の対数時給の平均値 7.78 を示す黒の実線と、女性の平均値 7.55 を示す黒の破線が引かれており、男女間に平均的な賃金格差が存在することがわかる。この賃金格差の要因をオハカ分解を用いて分析する。

図表 6-11 には、男性の 90 パーセンタイルである 8.31 に青の実線、女性の 90 パーセンタイルである 8.05 に青の破線を引いているが、賃金上位層における賃金格差の要因が平均における賃金格差と異なるかどうかを検証することも重要である。今回は RIF 回帰を用いて 10%、25%、75%、90%の分位の男女間賃金格差を分析する。

図表 6-11 男女の賃金分布



図表 6-12 男女間賃金格差の要因分解

対数時給ポイント	平均	10分位	25分位	75分位	90分位
賃金格差	0.23 (0.009)	0.17 (0.009)	0.23 (0.009)	0.30 (0.012)	0.22 (0.020)
構成効果	0.18 (0.007)	0.15 (0.012)	0.20 (0.007)	0.22 (0.007)	0.15 (0.012)
構造効果	0.05 (0.007)	0.01 (0.009)	0.04 (0.007)	0.08 (0.009)	0.08 (0.016)
構成効果(%)	78.5	92.8	83.3	73.4	65.3
構造効果(%)	21.5	7.5	16.7	26.6	34.7

構成効果の内訳(%)	平均	10分位	25分位	75分位	90分位
役職	25.0	30.3	22.2	20.2	25.7
年齢	24.3	22.8	29.6	26.9	26.8
既婚	10.0	12.5	8.2	8.8	11.9
職種	9.3	2.4	4.6	12.0	14.5
専攻	8.2	4.9	6.9	8.5	6.7
企業規模	2.6	4.4	3.0	1.7	2.3
学歴	2.0	2.1	2.2	1.9	3.4
子供あり	1.9	6.2	3.6	0.0	-1.9
産業	0.5	3.3	2.8	0.6	-3.8
大学偏差値	-0.3	-0.6	-0.5	-0.3	-0.1
勤続年数	-2.4	6.7	2.9	-4.5	-15.8
都道府県	-2.6	-2.1	-2.2	-2.5	-4.3

職種の構成効果の内訳(%)	平均	10分位	25分位	75分位	90分位
IT系職種	-0.6	1.1	0.2	-1.6	-2.3
IT系以外理系職種	-3.2	12.5	-2.6	-4.2	-4.0
文系職種	13.2	-11.2	7.0	17.8	20.8
職種計	9.3	2.4	4.6	12.0	14.4

6-5-3. 推定結果

図表 6-12 は、男女間の賃金格差についてオハカ分解と RIF 分解を用いて推定した結果である。全体的な賃金格差を対数時給ポイントで表すと、平均では 0.23 となり、男性の賃金が女性に比べ約 23%高いことを示している。分位別にみると、10 分位では 0.17、25 分位では 0.23、75 分位では 0.30、90 分位では 0.22 であり、賃金分布の上位層で格差が拡大する傾向がみられる。特に、75 分位では他の分位に比べて格差が大きい。

この賃金格差の内訳をみると、平均において構成効果は 0.18、構造効果は 0.05 となっている。構成効果とは、労働者の属性(年齢、役職、学歴など)の違いによって生じる賃金格差を指し、平均では全体の 78.5%を占めており、賃金格差の主要な要因となっている。一方、構造効果は、同じ属性を持つ労働者であっても性別によって異なる賃金が支払われることによる格差であり、全体の 21.5%を占めている。

分位別の結果を考察すると、10 分位では構成効果が 0.15、全体の 92.8%を占め、構造効果は 0.01 で、7.5%に留まる。この結果は、低分位層では賃金格差のほとんどが労働者の属性の違いに起因していることを示している。25 分位における賃金格差 0.23 に対し、構成効果は 0.20、構造効果が 0.04 である。構成効果の割合は 83.3%、構造効果の割合は 16.7%で、構成効果の寄与が大きいものの、10 分位と比較して構造効果の影響が増加している。75 分位では構成効果が 0.22、構造効果が 0.08 である。構成効果の割合は 73.4%、構造効果の割合は 26.6%と、この分位では構造効果の寄与がさらに増加している。90 分位における構成効果は 0.15、構造効果が 0.08 である。構成効果の割合は 65.3%、構造効果の割合は 34.7%であり、構造効果の寄与が高分位で拡大している。

全体を通してみると、男女間賃金格差は主に構成効果によって説明され、すべての分位において構成効果の方が構造効果よりも大きい。しかし、分位が上昇するにつれて、構造効果の寄与が徐々に増加する傾向がみられる。低分位の労働者では賃金格差のほとんどが労働者の属性によって説明されるのに対し、高分位に進むにつれて、賃金決定における性別による評価の違いや潜在的な差別が格差に与える影響が相対的に大きくなることを示唆している。

次に図表 6-12 の中段の構成効果の内訳に注目すると、男女間の賃金格差において役職が特に大きな影響を及ぼしていることが確認できる。役職は平均で構成効果全体の 25.0%を占め、10 分位ではその割合が 30.3%に達しており、男性がより高い役職に就く傾向が賃金格差の主要な要因であることを示唆している。また、年齢も重要な要因の一つであり、平均で 24.3%の寄与を持つ。分位ごとにみると、25 分位、75 分位では役職の寄与よりも、年齢の影響がより顕著になる。

既婚か否かも賃金格差に影響を与える要因の一つであり、全体では既婚であることが、賃金格差の 10.0%を説明している。10 分位ではその影響が大きく格差の 12.5%を占めている。これは、既婚者が独身者に比べて賃金が高くなる賃金プレミアムが、男性と女性で異なることが原因と考えられる。具体的には、男性が結婚によってより高い賃金を得やすい一方で、女性はそうではない場合が多く、この違いが賃金格差を広げる要因となっている。

職種の影響は平均で 9.3%を占め、分位が上がるにつれてその寄与が増加する。90 分位ではそ

の寄与が 14.5%に達しており、これは高賃金職種に男性が多く分布していることによるものと推測される。

本推定が最も注目している専攻の影響は、平均で 8.2%を占めており、学問分野の選択が男女で異なることが賃金格差に寄与していることが示されている。分位別にみると、専攻の影響は分位が上がるにつれて増加する。10 分位において、専攻が賃金格差に寄与する割合は 4.9%であり、低分位層では、専攻の影響は比較的小さい。25 分位では専攻の寄与が 6.9%、75 分位においては 8.5%と、専攻が賃金格差に与える影響が徐々に強くなっている。これらの分位では、専攻の選択が賃金の決定において重要な役割を果たしている。90 分位においては、専攻の影響が 6.7%と、75 分位に比べて減少する。この層では専攻だけでなく役職などが賃金に影響を与えるため、専攻による賃金格差の影響が相対的に小さくなっている。

企業規模や学歴の影響は、それぞれ平均で 2.6%、2.0%と小さいが、これらも一定の寄与を示している。男性が大企業に勤務する割合が高いことや、男性が修士課程を卒業する割合が高いことに起因していると考えられる。

子供の有無の影響は分位によって異なる。子供がいる場合、賃金格差への影響は全体の平均で 1.9%となり、賃金格差を拡大させる方向に働いていることが示される。低分位層においては特に顕著であり、10 分位や 25 分位では寄与がそれぞれ 6.2%、3.6%となる。これは、子供を持つことで家庭責任が増加し、キャリア選択に制約が生じることなどが影響していると考えられる。一方、高分位層では、子供の有無が賃金格差を縮小する傾向がみられる。75 分位では影響がみられず、90 分位では-1.9%と、子供がいることが賃金格差を縮小する要因として働いている。高分位層では、子供を持つことでむしろキャリアが安定し、女性の賃金上昇に寄与する可能性が考えられる⁷⁶。このように、子供の有無が賃金格差に与える影響は、低分位では格差を拡大する要因となる一方、高賃金層では格差を縮小する要因として機能することが示唆される。

勤続年数については、全体平均でみた場合に、賃金格差に対して-2.4%の影響を与えている。これは、勤続年数が全体として男女間賃金格差を縮小させる方向に働いていることを示している。これまで多くの男女間賃金格差の先行研究が、女性の勤続年数の短さこそが賃金格差を生む最大の要因と指摘してきた。しかし、本調査データでは、対象を正社員かつ大学卒に限定していることもあり、勤続年数の影響は大きくない。しかも、一部の分位では負の値を示している。

10 分位や 25 分位の低分位層では、勤続年数は賃金格差を拡大する要因となり、寄与はそれぞれ 6.7%、2.9%である。低分位層では、勤続年数に基づく賃金上昇は賃金決定の重要な要因であり、男性が女性よりも長い勤続年数を持っていることが、賃金格差を広げる原因となる。75 分位や 90

⁷⁶ 高分位層で子供を持つことが男女間賃金格差を縮小する要因として働く理由として、職場環境や個人の資源の充実が挙げられる。この層では、育児休暇や柔軟な勤務形態、育児支援施設の提供など、子育てと仕事の両立を支援する社内制度が整備されている場合が多い。また、経済的余裕から保育サービスや家事代行サービスなどの社外リソースを利用し、育児負担を軽減することが可能である。これらの支援やサービスを受けることで、家庭の責任が仕事のパフォーマンスに悪影響を与えることを防ぎ、キャリアを中断することなく継続できる環境が整う。このように、キャリアの安定が保たれることで、生産性を十分に発揮し、女性の賃金上昇に寄与する可能性が高まると考えられる。結果として、高分位層において子供を持つことが賃金格差の縮小に繋がる一因となると考えられる。

分位においては、勤続年数が賃金格差を縮小する方向に働き、寄与は-4.5%、-15.8%となっている。高分位層では、単に勤続年数が長いことが賃金に結びつきにくく、勤続年数の男女差が格差を縮小する方向に働くと考えられる。

都道府県に関しては、平均で-2.6%の負の寄与を示しており、地域ごとの男女間賃金格差が小さい都道府県が多く、全体の男女間賃金格差を縮小させることを意味している。

図表 6-12 下段は、男女間賃金格差に対する職種の影響を、IT 系職種、IT 系以外の STEM 職種、文系職種に分けて示したものである。職種計の値は、図表 6-12 の中段に示された構成効果の「職種」の値と一致している。全体平均では、文系職種が 13.2%と最も大きな寄与を示し、賃金格差を拡大する方向に作用している。一方、IT 系職種と IT 系以外の STEM 職種はそれぞれ-0.6%と-3.2%であり、これらは賃金格差を縮小する方向に寄与している。

分位別にみると、10 分位のみ異なる傾向がみられる。文系職種は 10 分位では賃金格差を縮小させる方向に寄与しているが、他の分位では賃金格差を拡大する方向に作用しており、高分位層ほどその影響が顕著である⁷⁷。IT 系職種はどの分位でも寄与の大きさが小さいものの、低分位層では、格差を拡大させ、高分位層では格差を縮小させる方向に作用している。IT 系以外の STEM 職種は、10 分位において賃金格差を拡大する方向に寄与しているが、25 分位以降はむしろ縮小させる方向に作用している。このように、職種ごとの寄与の傾向は分位ごとに異なり、特に賃金水準が低い層と高い層でその影響の方向が逆転する場合がある。

図表 6-13 は、図表 6-12 の集約された男女間賃金格差のオハカ分解および RIF 分解の推定結果の詳細版である。平均および分位数(10 分位、25 分位、75 分位、90 分位)ごとの係数とその標準誤差が記載されている。同じ推定結果であるため詳細は割愛し、専攻の結果についてのみ説明する。大学の専攻分野については、法律・政治学、経済・経営・商学、理学、工学、情報工学といった分野はいずれも男女間賃金格差を拡大する方向に寄与している。特に工学では全ての分位で有意なプラスの影響が観察され、他の専攻分野と比較して寄与が最も大きい。工学分野を専攻すると高賃金の職種に就く可能性が高くなる一方で、この分野では男性の割合が女性よりも多く、その結果、男性が高賃金を得る機会が多くなり、男女間の賃金差を広げる一因になっていると考えられる。

⁷⁷ 10 分位のみ他の分位と寄与が異なるのは、10 分位において女性が特定の文系職種に集中していることが影響しているかもしれない。少数の男性が同じ文系職種に従事している場合に、混雑効果によって男性の賃金水準がその職種内の平均賃金に引き寄せられて低下する。このような状況では、文系職種内での男女間の賃金格差が縮小する可能性がある。特に 10 分位においてこの効果が顕著となり、文系職種が賃金格差を縮小する方向に寄与していると考えられる。

図表 6-13 男女間賃金格差の要因分解の詳細結果

	平均	10分位	25分位	75分位	90分位
学歴	修士 0.004 (0.001) ***	0.003 (0.001) ***	0.005 (0.001) ***	0.005 (0.001) ***	0.007 (0.002) *
	博士 0.000 (0.000) ***	0.000 (0.000) ***	0.000 (0.000) ***	0.001 (0.000) **	0.001 (0.001)
年齢	25～29歳 -0.019 (0.005) ***	-0.012 (0.008) **	-0.019 (0.005) **	-0.017 (0.004) *	-0.020 (0.008) *
	30～34歳 -0.023 (0.004) ***	-0.019 (0.007) ***	-0.026 (0.005) **	-0.021 (0.004) *	-0.019 (0.007) *
	35～39歳 -0.023 (0.004) ***	-0.023 (0.006) ***	-0.029 (0.004) ***	-0.021 (0.003) *	-0.017 (0.006) *
	40～44歳 -0.006 (0.002) **	-0.005 (0.002) **	-0.007 (0.003) **	-0.006 (0.002) *	-0.005 (0.002) *
	45～49歳 0.019 (0.003) ***	0.015 (0.004) ***	0.024 (0.004) ***	0.020 (0.003) *	0.016 (0.005) *
	50～54歳 0.049 (0.006) ***	0.036 (0.009) ***	0.058 (0.006) ***	0.055 (0.005) *	0.049 (0.010) *
	55～59歳 0.059 (0.006) ***	0.045 (0.010) ***	0.070 (0.007) ***	0.071 (0.006) *	0.057 (0.012) *
勤続年数	-0.005 (0.003) **	0.011 (0.004) ***	0.007 (0.003) **	-0.013 (0.004) *	-0.036 (0.007) *
専攻	心理学 0.001 (0.001) ***	-0.001 (0.002)	-0.001 (0.001)	0.002 (0.001) *	-0.001 (0.003)
	教育学 0.000 (0.001) ***	0.000 (0.001) ***	-0.002 (0.001)	0.000 (0.001) *	-0.001 (0.002)
	法律・政治 0.001 (0.000) ***	0.001 (0.000) ***	0.001 (0.000) ***	0.001 (0.000) ***	0.001 (0.001)
	経済・経営・商学 0.003 (0.001) ***	0.003 (0.002)	0.004 (0.001)	0.003 (0.001) *	0.002 (0.003)
	社会学・メディア学 -0.002 (0.001) ***	-0.001 (0.001)	-0.002 (0.001)	-0.002 (0.001) *	-0.003 (0.002)
	国際関係 -0.003 (0.001) ***	-0.002 (0.001)	-0.003 (0.001)	-0.001 (0.001) *	-0.004 (0.002)
	理学 0.001 (0.000) ***	0.001 (0.000) ***	0.001 (0.000) ***	0.001 (0.000) *	0.002 (0.001)
	工学 0.015 (0.004) ***	0.010 (0.005) **	0.018 (0.004) **	0.017 (0.004) *	0.011 (0.008) *
	情報工学 0.004 (0.001) ***	0.001 (0.001) ***	0.003 (0.001) ***	0.005 (0.001) *	0.006 (0.002)
	建築学 0.000 (0.000) ***	0.000 (0.000)	0.000 (0.000) ***	0.000 (0.000)	0.000 (0.000)
	農・獣・畜産・水産 -0.001 (0.000) ***	0.000 (0.000)	-0.001 (0.000)	-0.001 (0.000)	0.000 (0.001)
	医・歯・薬 0.000 (0.000) ***	0.000 (0.000)	0.000 (0.000) ***	0.000 (0.000)	0.000 (0.001)
	看護・保健・衛生 0.000 (0.000) ***	-0.001 (0.000)	0.000 (0.000) ***	0.000 (0.000)	-0.001 (0.001)
	家政 0.000 (0.001) ***	-0.003 (0.001) **	-0.001 (0.001)	0.002 (0.002) *	0.001 (0.003)
	芸術・表現 0.000 (0.001) ***	0.000 (0.001)	-0.001 (0.001)	0.000 (0.001)	0.001 (0.002)
	健康・スポーツ 0.000 (0.000) ***	0.000 (0.000)	0.000 (0.000)	0.000 (0.000)	0.000 (0.000)
大学偏差値	70台 0.001 (0.001) ***	0.000 (0.000)	0.000 (0.000)	0.001 (0.001) *	0.001 (0.001)
	60台 -0.001 (0.001) ***	-0.001 (0.000) ***	-0.001 (0.000) ***	-0.002 (0.001) *	-0.002 (0.001)
	40台 0.000 (0.000) ***	-0.001 (0.000)	-0.001 (0.000)	0.000 (0.000)	0.000 (0.001)
	40台未満 0.000 (0.000) ***	0.000 (0.000)	0.000 (0.000)	0.000 (0.000)	0.000 (0.000)
役職	監督・職長・班長・組長 0.000 (0.000) ***	0.000 (0.000) ***	0.000 (0.000) ***	0.000 (0.000)	0.000 (0.000)
	係長・係長相当職 0.009 (0.001) ***	0.013 (0.001) ***	0.012 (0.001) ***	0.006 (0.001) *	0.004 (0.002) *
	課長・課長相当職 0.042 (0.002) ***	0.034 (0.003) ***	0.036 (0.002) ***	0.047 (0.003) *	0.042 (0.005) *
	部長・部長相当職 0.007 (0.001) ***	0.004 (0.001) ***	0.005 (0.001) ***	0.008 (0.001) *	0.012 (0.002) *
	その他 -0.001 (0.000) ***	-0.001 (0.000)	-0.001 (0.000)	-0.001 (0.000)	0.000 (0.001)
既婚	0.023 (0.003) ***	0.021 (0.004) ***	0.019 (0.003) ***	0.027 (0.003) *	0.027 (0.006) *
子供あり	0.004 (0.002) **	0.010 (0.003) ***	0.008 (0.002) ***	0.000 (0.003) *	-0.004 (0.005)
企業規模	10～29人 0.000 (0.000) ***	-0.001 (0.001)	-0.001 (0.001)	0.000 (0.000)	0.001 (0.001)
	30～99人 0.000 (0.000) ***	-0.001 (0.001)	-0.001 (0.000) ***	0.000 (0.000)	0.000 (0.001)
	100～299人 0.001 (0.000) ***	0.002 (0.001)	0.001 (0.001)	0.000 (0.000)	0.000 (0.001)
	300～499人 0.000 (0.000) ***	0.000 (0.001)	0.000 (0.001)	0.000 (0.000)	0.000 (0.000)
	500～999人 0.000 (0.001) ***	0.000 (0.001)	0.000 (0.001)	0.000 (0.000)	0.000 (0.000)
	1,000人以上 0.006 (0.002) **	0.008 (0.003) ***	0.008 (0.002) ***	0.005 (0.002) *	0.004 (0.002) *
産業	建設業 0.000 (0.002) **	-0.004 (0.004)	-0.002 (0.003) **	-0.002 (0.003) **	0.000 (0.002)
	製造業 0.006 (0.013) *	-0.016 (0.030)	-0.008 (0.023) *	-0.006 (0.024) *	0.009 (0.016)
	電気・ガス・熱供給・水道業 0.001 (0.001) ***	0.001 (0.002)	-0.001 (0.001)	0.000 (0.001)	0.002 (0.001)
	情報通信業 0.001 (0.002) **	-0.001 (0.004)	0.000 (0.003)	0.000 (0.003)	0.002 (0.002)
	運輸業・郵便業 0.000 (0.001) ***	-0.001 (0.001)	-0.001 (0.001)	0.000 (0.001)	0.000 (0.000)
	卸売業・小売業 0.000 (0.000) ***	0.001 (0.001)	0.001 (0.001)	0.000 (0.001)	0.000 (0.000)
	金融・保険業 -0.005 (0.012) *	0.020 (0.027)	0.012 (0.020)	0.005 (0.021) *	-0.017 (0.015)
	不動産業・物品賃貸業 0.000 (0.000) ***	0.000 (0.000)	0.000 (0.000)	0.000 (0.000)	0.000 (0.000)
	学術研究・専門・技術サービス業 0.000 (0.001) ***	0.000 (0.001)	0.000 (0.001)	0.000 (0.001)	0.000 (0.001)
	宿泊業・飲食サービス業 0.000 (0.000) ***	0.001 (0.001)	0.000 (0.000)	0.000 (0.000)	0.000 (0.000)
	生活関連サービス業・娯楽業 0.000 (0.000) ***	0.001 (0.001)	0.000 (0.001)	0.000 (0.001)	0.000 (0.001)
	教育・学習支援業 0.000 (0.002) **	0.001 (0.004)	0.002 (0.003)	0.001 (0.003)	-0.002 (0.002) *
	医療・福祉 0.000 (0.000) ***	0.001 (0.001)	0.001 (0.001)	0.000 (0.001)	0.000 (0.000)
	複合サービス事業 0.000 (0.001) ***	0.001 (0.001)	0.000 (0.001)	0.000 (0.001)	-0.001 (0.001)
	その他サービス業 0.000 (0.002) **	0.003 (0.004)	0.002 (0.003)	0.001 (0.003)	0.000 (0.002)
	公務 0.000 (0.000) ***	0.000 (0.000)	0.000 (0.000)	0.000 (0.000)	0.000 (0.000)
	その他 0.000 (0.001) ***	0.001 (0.002)	0.001 (0.001)	0.000 (0.001)	-0.001 (0.001)

図表 6-13 男女間賃金格差の要因分解の詳細結果 続き

	平均	10分位	25分位	75分位	90分位
理系職種 (IT系職種)	ITコンサルタント	0.000 (0.000) ***	0.000 (0.000)	0.000 (0.000) ***	0.000 (0.000) *
	システムエンジニア	-0.002 (0.001) ***	0.001 (0.001) ***	0.000 (0.001)	-0.004 (0.002) *
	プログラマー	0.000 (0.000) ***	0.000 (0.000)	0.000 (0.000) ***	0.000 (0.000)
	Webエンジニア	0.000 (0.000) ***	0.000 (0.000)	0.000 (0.000) ***	0.000 (0.000)
	アプリケーションエンジニア	0.000 (0.000) ***	0.000 (0.000)	0.000 (0.000) ***	0.000 (0.000)
	組込・制御エンジニア	0.000 (0.000) ***	0.001 (0.000) ***	0.000 (0.000) ***	-0.002 (0.001) *
	テストエンジニア・QAエンジニア	0.000 (0.000) ***	0.000 (0.000)	0.000 (0.000) ***	0.000 (0.000)
	インフラエンジニア	0.000 (0.000) ***	0.001 (0.000) ***	0.000 (0.000) ***	-0.001 (0.001)
	ヘルプデスク	0.000 (0.000) ***	0.000 (0.000)	0.000 (0.000) ***	0.000 (0.000)
	社内SE	0.000 (0.000) ***	0.000 (0.000)	0.000 (0.000) ***	0.000 (0.001)
	データサイエンティスト	0.000 (0.000) ***	0.000 (0.000)	0.000 (0.000) ***	0.000 (0.000)
	その他のIT・情報科学系エンジニア	0.000 (0.000) ***	0.000 (0.000)	0.000 (0.000) ***	0.000 (0.000)
	理学研究者	0.000 (0.000) ***	0.000 (0.000)	0.000 (0.000) ***	0.000 (0.000)
	工学研究者	0.000 (0.000) ***	-0.001 (0.000) ***	0.000 (0.000) ***	0.000 (0.001)
	農学・林学・水産学研究者	0.000 (0.000) ***	0.000 (0.000)	0.000 (0.000) ***	0.000 (0.000)
	食品開発技術者	0.000 (0.000) ***	0.000 (0.000)	0.000 (0.000) ***	0.000 (0.000)
	電気・電子・電気通信開発技術者	-0.001 (0.001) **	0.001 (0.001) ***	0.000 (0.001)	0.000 (0.002)
	機械開発技術者	-0.001 (0.001) **	0.001 (0.001) ***	0.000 (0.001)	-0.001 (0.001)
	自動車開発技術者	0.000 (0.000) ***	0.000 (0.000)	0.000 (0.000) ***	-0.001 (0.001)
	輸送用機器開発技術者(自動車以外)	0.000 (0.000) ***	0.000 (0.000)	0.000 (0.000) ***	0.000 (0.000)
理系職業 (IT以外)	金属製錬・材料開発技術者	0.000 (0.000) ***	0.000 (0.000)	0.000 (0.000) ***	0.000 (0.000)
	化学品開発技術者	0.000 (0.000) ***	0.000 (0.000)	0.000 (0.000) ***	0.000 (0.000)
	その他の開発技術者	0.000 (0.000) ***	0.000 (0.000)	0.000 (0.000) ***	0.000 (0.001)
	食品製造技術者	0.000 (0.000) ***	0.000 (0.000)	0.000 (0.000) ***	0.000 (0.000)
	電気・電子・電気通信製造技術者	-0.001 (0.001) **	0.000 (0.001)	0.000 (0.001)	-0.002 (0.001)
	機械製造技術者	-0.001 (0.001) **	-0.001 (0.001)	-0.001 (0.001)	-0.002 (0.001)
	自動車製造技術者	-0.001 (0.000) ***	-0.001 (0.001)	-0.001 (0.001)	0.000 (0.001)
	輸送用機器製造技術者(自動車以外)	0.000 (0.000) ***	0.000 (0.000)	0.000 (0.000) ***	0.000 (0.000)
	金属製錬・材料製造技術者	0.000 (0.000) ***	0.000 (0.000)	0.000 (0.000) ***	-0.001 (0.000)
	化学品製造技術者	0.000 (0.000) ***	0.000 (0.000)	0.000 (0.000) ***	0.000 (0.000)
	その他の製造技術者	-0.001 (0.001) **	-0.001 (0.001)	-0.001 (0.001)	-0.003 (0.001) *
	建築技術者	0.000 (0.000) **	0.000 (0.001)	-0.001 (0.001)	0.000 (0.001)
	土木技術者	0.000 (0.001) **	0.000 (0.001)	-0.001 (0.001)	0.000 (0.000)
	測量技術者	0.000 (0.000) ***	0.000 (0.000)	0.000 (0.000) ***	0.000 (0.000)
	農業技術者	0.000 (0.000) ***	0.000 (0.000)	0.000 (0.000) ***	0.000 (0.000)
	畜産技術者	0.000 (0.000) ***	0.000 (0.000)	0.000 (0.000) ***	0.000 (0.000)
	林業技術者	0.000 (0.000) ***	0.000 (0.000)	0.000 (0.000) ***	0.000 (0.000)
	水産技術者	0.000 (0.000) ***	0.000 (0.000)	0.000 (0.000) ***	0.000 (0.000)
	アクトリアー	0.000 (0.000) ***	0.000 (0.000)	0.000 (0.000) ***	0.002 (0.001) *
	金融・保険商品開発者	0.000 (0.000) ***	0.000 (0.000)	0.000 (0.000) ***	0.000 (0.000)
文系職種	証券アナリスト	0.000 (0.000) ***	0.000 (0.000)	0.000 (0.000) ***	0.000 (0.000)
	ファンドマネジャー	0.000 (0.000) ***	0.000 (0.000)	0.000 (0.000) ***	0.000 (0.000)
	その他の金融・保険系専門職	0.002 (0.001) **	0.000 (0.001)	0.001 (0.001)	0.002 (0.002)
	人文科学系・専門技術研究職	0.002 (0.001) **	0.000 (0.001)	0.001 (0.001)	0.002 (0.001)
	社会科学系・専門技術研究職	0.000 (0.000) ***	0.000 (0.000)	0.000 (0.000) ***	0.000 (0.000)
	教育系・専門技術研究職	0.001 (0.001) **	0.001 (0.001) ***	0.001 (0.001)	0.002 (0.001)
	芸術系・専門技術研究職	0.000 (0.000) ***	0.000 (0.001)	0.000 (0.000)	0.000 (0.001)
	著述・記者・編集者	0.000 (0.000) ***	0.000 (0.000)	0.000 (0.000) ***	0.000 (0.000)
	専門・技術・研究職以外の職種	0.034 (0.011) *	0.013 (0.022)	0.014 (0.018)	0.047 (0.014) *
	管理職	0.015 (0.005) ***	0.006 (0.011)	0.007 (0.009)	0.022 (0.007) *
	事務職	-0.027 (0.017) *	-0.016 (0.037)	-0.007 (0.023)	-0.027 (0.019) *
	営業職(外回り等)	0.003 (0.001) ***	0.002 (0.003)	0.001 (0.002)	0.004 (0.002) *
	販売職	0.000 (0.001) ***	0.001 (0.001)	0.001 (0.001)	-0.001 (0.001)
	サービス職	-0.001 (0.001) ***	0.001 (0.001)	0.001 (0.001)	-0.003 (0.001)
	保安職	0.000 (0.000) ***	-0.001 (0.000)	0.000 (0.000)	0.001 (0.000)
	生産工程職	0.001 (0.001) ***	-0.002 (0.002)	-0.001 (0.001)	0.002 (0.001)
	輸送・機械運転職	0.000 (0.000) ***	-0.002 (0.001)	-0.001 (0.000)	0.000 (0.000)
	建設・採掘関連の職	0.000 (0.000) ***	-0.001 (0.001)	0.000 (0.000)	0.001 (0.001)
	運輸・清掃・包装の職	0.000 (0.000) ***	-0.001 (0.001)	-0.001 (0.000)	0.001 (0.000)
	サンプルサイズ	18,768	18,768	18,768	18,768

6-6. 考察

本節の分析では、STEM 専攻の女性は男性よりも STEM 職に就く割合が低く、初職においては男性が 80.0%に対し、女性は 61.4%にとどまっている。また、現職において、男性は管理職への昇進に伴い STEM 職の割合が 74.8%に減少したが、女性は STEM 職が 55.4%に減少する一方で、文系職の割合が 42.0%に増加した。このことから、女性には STEM 職から文系職への転換が多い可能性が示唆される。

職業選択に関する分析では、専攻が職種選択に影響を与え、性別と専攻が相互に影響し合うメカニズムが存在する可能性が示唆された。これを解明することが、女性の STEM 職進出を促進する鍵となるだろう。また、高校の時の数学の成績が良いほど STEM 職を選びやすいことも確認された。

さらに、専攻が男女間賃金格差に寄与することも確認された。男性が選択しやすい STEM 専攻は高賃金の職種に結びつく傾向がある一方で、女性が選択しやすい文系専攻は相対的に低賃金の職種に結びつきやすい。このため、専攻と職種の影響が相まって男女間の賃金格差を拡大させている。また、大学院への進学も特定の専攻と関連があり、STEM 専攻を選択した場合には大学院（修士課程）への進学率が高まり、その結果、高賃金の職種に就く機会が増える。一方で、女性は STEM 専攻を選択する割合が低いため、大学院進学の手機も限られるという状況が見受けられる。このように、専攻選択や大学院進学といった労働市場参入前の要因が職種の選択を左右し、それが賃金格差に影響している。この傾向は賃金が高い分位においてより顕著である。

男女間の賃金格差を是正するためには、職場における男女差別をなくす取り組みが重要であることは言うまでもない。しかし、それに加え、労働市場に参入する前段階、すなわち教育段階における男女間の違いに配慮することが、より抜本的な解決策となり得る。例えば、女子生徒向けの数学の学習支援や苦手意識を克服するための特別プログラムの導入など、女子が数学において不利な状況に直面しやすい課題に対応した支援が求められる。教育段階でのこうした支援を充実させることで、男女間の進路やキャリア形成の違いが縮小し、長期的には賃金格差の解消に寄与することが期待される。

また、STEM 専攻の女性が STEM 職から離脱する問題を踏まえると、就業後の支援の重要性も見逃せない。STEM 職に就いている女性がキャリアの途中で数学的な課題に直面することや、職務内容に対する苦手意識が生じる可能性を考えると、就業後も継続的な数学や専門技術に関するサポートを提供することが有効である。具体的には、職場内でのスキルアップ講座や研修の実施、経験豊富な社員によるメンター制度の導入、オンライン教育プログラムへのアクセス提供などを通じて、女性が専門知識を補強し、自信を持って業務に取り組める環境を整えることが必要と考えられる。これらにより、女性が STEM 分野で安定してキャリアを継続しやすく、離職率の低下にも寄与することが期待される。教育段階から就業後まで一貫して支援を行うことで、女性の STEM 分野への参画を一層促進できるだろう。

本分析では、男女間賃金格差を分析した結果、Blau and Kahn (2017)など海外の先行研究が

指摘するように、専攻が賃金格差に与える影響は日本においても大きいことがわかった。専攻の情報を分析に含めなければ、構造効果(賃金差別による影響)が過大評価されてしまい、適切な対策を立てることが難しくなる。このため専攻の情報を取り入れた分析が、男女間の賃金格差の実態を正確に把握するためには不可欠となる。本分析では約 2 万人を対象としたアンケート調査データを使用して分析を行ったが、今後は、例えば厚生労働省の「賃金構造基本統計調査」などの大規模な調査に、大学での専攻分野に関する設問が追加されることで、専攻が賃金格差に与える影響をより精緻に分析できるようになると期待される。このようなデータ整備が進むことで、賃金格差の原因を正確に分析することが可能になるだろう。

参考文献

- 川口章(2005).1990 年代における男女間賃金格差縮小の要因. *経済分析*, 175, 42-55.
- Altonji, J. G. (1995). The effects of high school curriculum on education and labor market outcomes. *Journal of Human Resources*, 30(3), 409-438.
- Altonji, J. G., Blom, E., & Meghir, C. (2012). Heterogeneity in human capital investments: High school curriculum, college major, and careers. *Annual Review of Economics*, 4(1), 185-223.
- Arcidiacono, P. (2004). Ability sorting and the returns to college major. *Journal of Econometrics*, 121(1-2), 343-375.
- Astorne-Figari, C., & Speer, J. D. (2018). Are changes of major major changes? The roles of grades, gender, and preferences in college major switching. *Economics of Education Review*, 62, 226-253.
- Aucejo, E. M., & James, J. (2021). The path to college completion. *Journal of Economic Perspectives*, 35(3), 25-48.
- Bertocchi, G., & Bozzano, M. (2020). The economics of labor unions: A comprehensive review. *Journal of Economic Surveys*, 34(5), 895-922.
- Blau, F. D., & Kahn, L. M. (2017). The gender wage gap: Extent, trends, and explanations. *Journal of Economic Literature*, 55(3), 789-865.
- Card, D., & Payne, A. (2020). High school choices and the gender gap in STEM. *Journal of Labor Economics*, 38(4), 987-1024.
- Cimpian, J. R., Lubienski, S. T., Timmer, J., Makowski, M. B., & Miller, E. K. (2016). Have gender gaps in math closed? Achievement, teacher perceptions, and student self-concept. *American Educational Research Journal*, 53(3), 560-593.
- Cortes, K. E., Goodman, J., & Nomi, T. (2015). Intensive math instruction and educational attainment: Long-run impacts of double-dose algebra. *Journal of Human Resources*, 50(1), 108-158.

- De Philippis, M. (2021). STEM careers and the changing skill requirements. *Economic Journal*, 131(637), 589–610.
- Delaney, J., & Devereux, P. J. (2022). Gender differences in STEM participation. *European Economic Review*, 145, 103853.
- Ellison, G., & Swanson, A. (2010). The gender gap in secondary school mathematics at high achievement levels: Evidence from the American Mathematics Competitions. *Journal of Economic Perspectives*, 24(2), 109–128.
- Ellison, G., & Swanson, A. (2023). Gender disparities in mathematical talent: Evidence from high school competitions. *Quarterly Journal of Economics*, 138(1), 45–78.
- Francesconi, M., & Parey, M. (2018). Early gender gaps among university graduates. *European Economic Review*, 109, 63–82.
- Fryer, R. G., & Levitt, S. D. (2010). An empirical analysis of the gender gap in mathematics. *American Economic Journal: Applied Economics*, 2(2), 210–240.
- Gorldin, C. (2014). A grand gender convergence: Its last chapter. *American Economic Review*, 104(4), 1091–1119.
- Hunt, J. (2016). Why do women leave engineering? A study of STEM career attrition in the United States. *ILR Review*, 69(1), 199–226.
- Jia, Y. (2021). Curriculum requirements and STEM outcomes: Evidence from U.S. high schools. *Journal of Policy Analysis and Management*, 40(2), 373–405.
- Jiang, X. (2021). Women in STEM: Ability, preference, and value. *Labour Economics*, 70, 101991.
- Joensen, J. S., & Nielsen, H. S. (2009). Is there a causal effect of high school math on labor market outcomes? *Journal of Human Resources*, 44(1), 171–198.
- Joy, L. (2000). Why aren't more women in computer science? *Communications of the ACM*, 43(6), 78–82.
- Kahn, S., & Ginther, D. K. (2018). Women and STEM. *National Bureau of Economic Research Working Paper No. 24262*.
- Murphy, R., & Weinhardt, F. (2020). Top of the class: The importance of ordinal rank. *Review of Economic Studies*, 87(1), 277–305.
- National Commission on Excellence in Education. (1983). *A nation at risk: The imperative for educational reform*. U.S. Department of Education.
- National Science Foundation. (1989). *Women and minorities in science and engineering: 1989*. Washington, DC: National Science Foundation.
- OECD. (2022). *Education at a glance 2022*. Paris: OECD Publishing.
- OECD. (2019). *PISA 2018 results (Volume II): Where all students can succeed*. Paris:

OECD Publishing.

OECD. (2023). *PISA 2022 results (Volume I): The state of learning and equity in education*.

Paris: OECD Publishing.

Speer, J. D. (2017). The gender gap in STEM: Evidence from standardized testing.

Economics of Education Review, 61, 146–162.

Speer, J. D. (2022). Gender differences in career progression: The STEM context. *Labour*

Economics, 75, 102026.

Wiswall, M., & Zafar, B. (2018). Preference for the workplace, investment in human capital, and gender. *Quarterly Journal of Economics*, 133(1), 457–507.

Zajac, T., Magda, I., Bożykowski, M., Chłoń-Domińczak, A., & Jasiński, M. (2024). Gender pay gaps across STEM fields of study. *Studies in Higher Education*, 1–14.