

紹介

経済学からみた選抜と労働問題

——統計的差別を中心に

田中 喜行

(神戸大学大学院准教授)

目次

- I はじめに
- II 統計的差別の経済理論
- III 統計的差別の実証研究
- IV 日本の研究
- V おわりに

I はじめに

選抜とは「多数の中からよいものを選びぬくこと。」(新明解国語辞典, 第8版)であるが, 労働問題にかかわる多くの局面にさまざまな選抜が存在する。例えば, 労働者は多くの求人票から応募する求人を探し(応募), 企業は複数の候補者からその企業(仕事)にあう者を選抜(採用)する。企業も労働者も, 自身に相応しい相手を選び, 相手に選ばれるよう行動をする。その際重要なのは, 生産性や適性がマッチするかである。しかし, 選抜にあたっては, 特定の方法や基準が必要となるが, 企業と労働者の間に情報の非対称性が存在する。このとき, 双方は相手に関して完全な情報を得ることはできず, 観察可能な情報を生かして相手を選抜しようとする。すなわち, 労働者は求人票から見える情報を利用して企業に応募し, 企業は履歴書や面接の結果から得られる情報を利用して労働者の判断を行うのである。

問題なのは, 労使双方で得ることのできる情報

には真の生産性とノイズが含まれることにある。ノイズを伴った情報を利用し選抜することで, 意図せざる結果をもたらす可能性が指摘されている。例えば, 近年 AI の発展に伴い, それらを利用した新規採用や従業員の人事評価への活用や, そのための技術開発に多くの企業が取り組んできた。しかし, ロイター社の報道によると, 2018年10月10日, 米 Amazon.com では AI を使用した人材採用システムを開発運用してきたが, 当該システムに女性を差別してしまうという欠陥が判明し, その運用を取りやめる結果となった(Reuter 2018)。これは, AI が過去の履歴書のパターンを認識することで, 応募者の格付けを行うシステムだったのだが, 特に技術職において男性の応募が大部分を占めていたことから, 格付けが上位となる者が男性となる傾向が顕著になった。もちろん, システム自体に「女性」を意図的に低く格付けするようなプログラムが組み込まれていたわけではなく, AI が「女性であることに関する単語」を認識することにより格付けが低下する傾向が生じていたのである。

こうした形で, 使用者側が特定グループに差別感情を持っていないとも, 観察可能な情報のみによる判断から生じてしまう「差別」の状況について, 経済学では「統計的差別; Statistical Discrimination (Phelps 1972)」として議論してきた。この統計的差別は, 特定のグループにおいて能力や

離職可能性などの直接は観察できない属性についての情報に不確実性が大きいことから、個別に適切な判断が難しいことに起因する。その結果、特定グループにおいて採用や賃金などにおいて差別待遇がなされてしまうのである。例えば、女性は男性に比べて相対的に離職確率が高いと考えられ、過去の統計もそれを物語っている。そのことから企業は訓練機会に差を設け、男性に対して多くの訓練機会を与えると考えられる。その結果、労働の限界生産性が相対的に男性において高くなり、男女間の賃金格差が生じる。さらに悪いことに、この結果は情報が不完全な状況下において、企業にとって最適な選択であり、持続することが知られている。このような状況はどのような背景から引き起こされるのだろうか。本稿では、統計的差別からみた選抜問題に関して概観する。

本稿の構成は以下の通りである。IIでは、統計的差別の理論について概説し、IIIでは米国の黒人差別を題材に入職時の差別と、使用者学習による差別の解消について検討する。IVでは日本における統計的差別に関係する文献を紹介し、Vで論点について整理する。

II 統計的差別の経済理論

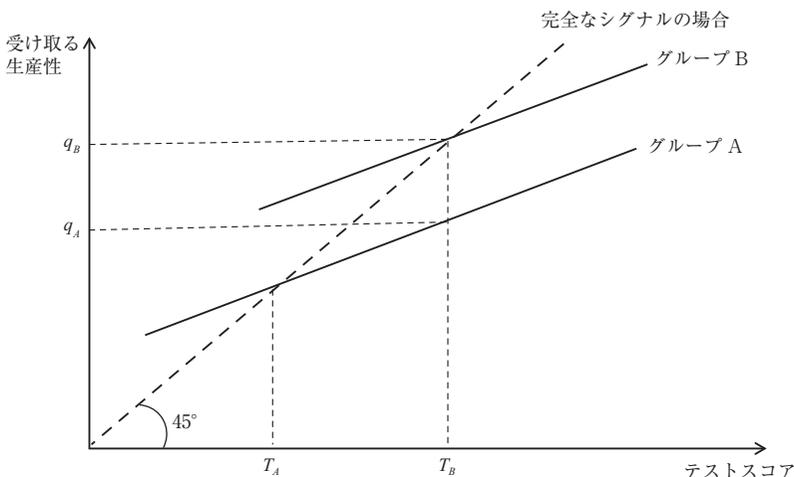
統計的差別は、使用者側が差別を受けるグループに対して、何らかの不確かな情報を持つという

情報の非対称性の状況下で生じる。以下では、Phelps (1972) の拡張である Aigner and Cain (1977) に基づいて解説する¹⁾。

これらのモデルでは、企業が労働者を評価する際に重要であると考えられる指標について、2つの仮定を持っている。1つ目はグループ間で能力や離職傾向といった要素の平均値が異なるという仮定であり、2つ目はそれらの要素の観察に関する分散が異なるという仮定である。このとき、労働者の要素のシグナルはノイズを持って企業に観察される。このような状況下で企業は特定のグループに差別待遇を行うことになる。以下では簡単な図を用いて説明しよう。企業はテストスコアを元に労働者の生産性を類推するとしよう。このテストスコアが完全なシグナルとなる場合は破線のようにになるが、労働者の生産性はノイズを持ってしか観察されず、実際のテストスコアと属するグループのテストスコアの加重平均として企業に評価される。

まず、1つ目のグループ間の平均値に差がある場合を検討する。ここで、2つのグループにおける生産性は同様のノイズを持って観察されるが、その平均値が異なりグループBの方が高いことを企業は知っているとしよう ($T_A < T_B$)。このとき、ノイズを伴った両グループの生産性シグナルを表す直線は平行であり、グループBの方が上方に位置する。ここで同じテストスコアであった

図1 平均値に差がある場合



出所：Aigner and Cain (1977) を参考に筆者作成。

としても、グループ Bの方が高い生産性であると企業に判断され、採用が優遇されたり高い賃金を得る(図1)。

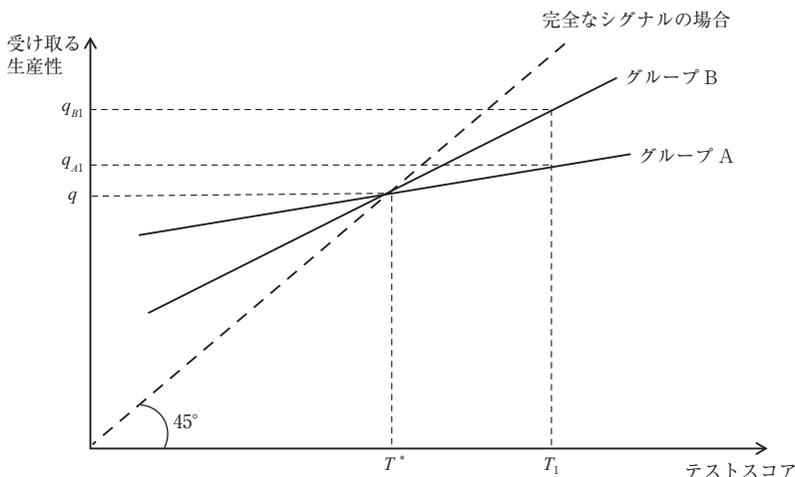
2つ目の要素の観察において分散が異なるケースでは、グループ間の平均値が変わらない場合においてもノイズの大きさから差別待遇が生まれるというものである。ここで、このノイズは要素自体の分散と観察における分散の比に依存する²⁾。その結果、ノイズが大きくなるほど傾きが小さくなる。図2では、同じテストスコア T_1 においてノイズの小さいグループ Bの方が高い生産性であると評価される。しかし、平均値を下回るテストスコアにおいては、グループ Aの方が高い生産性であると評価される。ここで、企業がリスク回避的であれば、不確実性の高い属性を雇う場合に得られる期待価値がリスクのないケースよりもさらに低くなり、ノイズの大きいグループの直線が大幅に下方シフトするので、その属性に対しての差別待遇が強化される³⁾。このように、生産性シグナルについて観察の際の困難が特定のグループに生じることで、生産性の期待値に違いがなくとも、企業はあるグループに属する個人の生産性について相対的に大きな不確実性に直面することによって、差別待遇を行うことになる。こうした現象について、特に「スクリーニング差別(Screening Discrimination)」と呼び、明白に区別しているものもある(Cornell and Welch 1996 ;

Pinkston 2003)。

Lazear and Rosen (1990) もまた、情報の非対称性に基づいた昇進差別の状況について説明している⁴⁾。同研究では統計的差別について直接的に言及はしていないものの、不確実な状況から差別をもたらしていることから、統計的差別といえよう。

このモデルでは3期間生きる個人のライフサイクルを想定する。1期目において労働者は皆同じ仕事に就き、2期目からキャリア展開がある仕事(仕事 A)とない仕事(仕事 B)に分かれる。ここで、個人の能力は分布を持っているとする。1期目の仕事の生産性は能力と一致し、この結果から企業は労働者の能力を把握する。その結果、グループ属性にかかわらず生産性と同水準の賃金が提供される。2期目以降の仕事では、昇進のない仕事 Bに割り振られた労働者は1期目と同じ仕事を続け、生産性と等しい賃金を受け取り続ける。他方、仕事 Aに就く労働者は、2期目において管理職昇進のための企業特殊の訓練を受けるため生産性が低下する。その後、3期目には訓練の成果が出て従来よりも高い生産性が発揮され、労働者は同水準の賃金を獲得する。しかし、3期目には労働市場外での価値あるライフイベントが起これ、その価値が労働を継続する価値より大きければ退職することになる。しかし、社会的規範の影響などから、女性が子育てに従事する傾向が

図2 要素観察の分散に差がある場合



出所：Aigner and Cain (1977) を参考に筆者作成。

強いという事実がある。このため、女性において相対的にライフイベントの価値が大きい可能性が高く、離職確率も高くなる。もし離職してしまうと、企業は2期目の訓練費用が回収できなくなってしまう。すなわち昇進のためには、労働者の能力が高いことに加え、仕事に就き続けながら企業特殊の訓練を受けることが重視される。しかし、女性の離職確率が高いことから、企業は女性について昇進の基準を上げるといった差別待遇を行い、結果として、女性は男性と比較して賃金や昇進確率は低くなるといった帰結となる。

Ⅲ 統計的差別の実証研究

ここでは、米国における統計的差別を直接的に検証した実証研究から、職探しの段階における差別に加え、使用者学習による賃金の上昇から初期段階においての差別の存在について確認する。

1 入職の段階における差——米国の研究（黒人差別）

以下では、米国における統計的差別にかかわる実証研究を紹介する。入職段階における差別として、アメリカのBan The Box (BTB) 政策における意図せざる結果を中心に紹介する。BTB政策とは、応募者の逮捕歴や過去の有罪判決について、企業が採用の初期段階に把握することを禁止するものであり、これら個人の採用機会の公平性の向上を意図したものである。BTB政策は1998年にハワイ州で初めて導入されて以降、2010年代に多くの州で導入され、現在では37州において導入されている(Avery and Lu 2021)。このように、応募者の機会の確保を目指して導入されてきたBTB政策であるが、犯罪歴について履歴書の質問項目等を禁止するということは、企業にとって採用時の不確実性が上昇することを意味する。その結果として黒人差別が生じていることを指摘する研究が複数存在する。例えば、Doleac and Hansen (2020) では、2004~2014年のCurrent Population Survey (CPS) データを用い、州間のBTB政策導入のタイミングの差を利用し、低スキル若年男性において、黒人である場合34%ポ

イント雇用確率が低下することを示した。Agan and Starr (2018) では、ニュージャージー州とニューヨーク市において、BTB政策の導入前後に企業のオンライン求人に架空の履歴書で応募するという手法で、名前から類推される黒人差別を検証している⁵⁾。その結果、面接に呼ばれる確率における白人と黒人の差は、BTB政策の導入前は7%だったのに対し、導入後は43%と大幅に上昇したことを指摘している。その他、似たような事例として、Bartik and Nelson (2020) は個人の金融に関する信用情報の採用に対する利用規制を検証している。その結果、2003~2018年のCPSデータおよび2005~2017年のLongitudinal Employer-Household Dynamicsデータを利用した実証研究の結果、黒人の入職確率を3%ポイント低下させることを確認している。

以上のように不確実性の上昇は黒人の雇用を阻害するが、その逆に情報の開示により雇用を改善することを示唆する研究も存在する。Wozniak (2015) は、1980年代から始まった職場における薬物検査の導入に関する州間のタイミングの違いを利用し、1980~2010年の薬物使用とCPSを結合したデータから黒人雇用への影響を検証している。その結果、黒人雇用を7~30%改善することを指摘している。

以上でみたように、これらの結果から、人種間の犯罪率や信用情報の平均値の違いについて、黒人においてリスクが高いと考え、差別待遇を行っている可能性がある。特に、薬物検査においては、かつて観察されていなかったリスク要因について不確実性を解消することにより差別が解消したと考えられる。このように、例えば犯罪歴など採用時に忌避される属性を隠すといった社会包摂的な政策は、同時に意図せざる差別をもたらしてしまうことが示唆されている。

2 使用者学習

次に使用者学習に関する実証研究を紹介する。ここで、使用者学習とは企業が時間をかけて労働者の生産性について学習することである。

当初、企業は観察されるグループ情報に基づいて、マイノリティに差別待遇を行うが、使用者学

習の結果、企業は労働者に正当な評価をするようになり、賃金など待遇面での差別を縮小する可能性がある (Farber and Gibbons 1996; Altonji and Pierret 2001 など)。このように使用者学習の結果、賃金格差が縮小する場合は、企業が当該労働者に行ってきた過去の統計的差別について直接的な検証となる。以下では、Altonji and Pierret (2001) に基づいて解説する。彼らの設定では、労働者の期待生産性にかかわる要素について使用者および研究者からみた観察可能性に差異があると仮定している。その上で、1979～1992年の National Longitudinal Survey of Youth (NLSY79) データを使用した実証分析を行っている。労働者の生産性にかかわる説明変数として、使用者および研究者のどちらからも観察される要素を s_i (学歴、人種など)、使用者には観察できないが研究者には観察可能な要素を z_i とおき、AFQT (Armed Forces Qualification Test) をその指標として利用している。さらに、 T_i をその時点までの経験 (勤続年数) とし、以上の設定の下で、対数賃金を被説明変数とした実証モデルは以下ようになる。

$$w_i = \beta_0 + \beta_s s_i + \beta_z z_i + \beta_{s,T} (s_i \times T_i) + \beta_{z,T} (z_i \times T_i) + f(T_i) + \beta'_\phi \Phi_i + \varepsilon_i$$

ここで、 Φ_i はコントロール変数のベクトルである。

彼らのモデルにおいて、黒人であることは生産性と負の相関を持つと仮定される。統計的差別が存在する場合、時間の経過とともに、生産性にかかわる指標のうち人種や教育年数といった企業に観察される属性の影響は弱まり、企業に観察されない要素 (AFQT) の影響が強まると予想される。実証分析の結果、企業に観察されない要素を検討しない場合、すなわち AFQT と経験年数の交差項を導入しない場合は、教育と勤続年数の交差項の係数は有意性を示さなかったが、AFQT と経験年数の交差項を考慮した場合、教育と勤続年数の交差項は10年後において賃金について約2%の負に有意な効果を示した。この結果から、企業は採用時に生産性にかかわる情報が限られているため、観察可能な学歴を利用し労働者に対して統計的差別を行っているが、勤続年数が長くなるこ

とにより、企業によって観察されない要素が賃金に強く影響していることを示唆している。つまり、採用時に観察される要素の影響は時間が経つにつれて弱くなっていくのである。Lange (2007) は、Altonji and Pierret (2001) を拡張し、その速度について同じデータから検証している。その結果、初期の期待値の誤差は3年以内に50%減少するという結果を得ている。Mansour (2012) では、こうした使用者学習の速度について、職業間の差異が存在することを指摘している。以上のように、人種間の賃金差について能力がその多くを説明し、使用者学習により賃金差が縮小してゆくことが示唆されている。

使用者学習は賃金格差の説明だけにとどまらない。Cavounidis, Lang and Weinstein (2019) では、人種別の失業への移行確率について、使用者学習と統合的な結果を得ている。彼らのモデルでは、黒人労働者について白人と比べて相対的に労働生産性シグナルの観察に困難があると仮定する。それにより、企業は黒人労働者について注意深く調べようとする。すなわち、黒人については雇用しながらモニタリングするのである。ここでもし、労働者が雇用履歴を隠すことができるなら、企業は人種を労働者の生産性を表す指標として捉える。このことが、黒人について注意深く観察することが最適であるというダイナミクスをさらに強化すると指摘している。1979～1994年の NLSY79 を用いた実証分析の結果、スキルの低い個人において、白人より黒人の方が失業への移行確率が高いが、就業期間が長くなるに従って白人のものと同水準に収束することを確認している。このように、使用者学習による事後的な改善はあるものの、初期時点の生産性にかかわる指標の観察困難性そのものや、過去の履歴を隠すことといった労働者の恣意的な観察困難性の強化により、黒人に対する差別待遇が促進されてしまうという可能性が指摘されている。

ここで、使用者学習の本質は、労働者の生産性にかかわる指標が観察困難なために、観察可能なグループ属性を用いて差別待遇を行うことであった。すなわち逆の見方をすると、こうした不確実性に対して追加的な情報を明らかにすることで、

入職時点の差別と同様に差別をなくすことができる可能性がある。実際、Neal and Johnson (1996) や Fryer (2011) の研究により、人種間の格差の大部分は能力により説明されるとの指摘がある。ここで、Lang and Manove (2011) では、Aigner and Cain (1977) に人的資本投資を導入した Lundberg and Startz (1983) をさらに拡張し、教育のソーティング・モデルを導入することで、人的資本投資を企業から観察可能なものとして導入している。これにより、人的資本への投資は能力シグナルの向上を表すものとなる。その結果、このモデルでは、同じ能力を持つ場合、黒人の方が白人よりも高い教育水準を得るという結果を予測する。実証においては、能力指標として AFQT スコアで条件付けた結果、黒人は観察可能な投資を行うことで能力の高さを示すインセンティブを持つことを見出した。Law and Marks (2009) は、1960～1970 年の Integrated Public Use Microdata Samples (IPUMS) データから、アメリカにおける職業免許の導入における州間の違いを利用し、資格導入による黒人や女性の雇用への影響を検証している。その結果、合格率の低い職業免許の職業（黒人は医師、看護師、女性はエンジニア、薬剤師）においてマイノリティの割合を押し上げることが確認されている。このように、マイノリティにおいて高い能力のシグナルを示すことが、不確実性の解消となり使用者学習による時間の経過を待たずして差別が解消されることが示唆されている。

IV 日本の研究

1 男女

日本において統計的差別は男女間の格差を説明するための理論的背景として多くの研究により言及されてきたが、直接的にそれを検証した研究は多くはなかった。その多くは入職後の男女間賃金格差に関する要因分解を通じて検討がなされてきた（樋口 1991；山口 2008；朝井 2014 など）。

例えば、山口 (2008) では、日本の男女格差について、平成 17 年度の『賃金構造基本統計調査』

を用いた要因分解から、男女の平均賃金格差のうち、フルタイムの正規雇用者の男女賃金格差が半分以上を説明すること、正規・非正規やパートタイムといった雇用形態の男女差が 3 割程度を説明することを挙げ、その背景として統計差別を指摘する。とりわけ、前者のフルタイム正規雇用内での格差について一般職・総合職のコース別雇用管理により昇進機会や年功賃金プレミアムが女性において得られにくいという統計的差別があることを示唆している。こうした差別の状況は、女性の結婚・育児離職による離職コストが過大評価していることによると指摘する。Hara (2018) もまた、コース別の雇用管理の存在について指摘する。1980～2015 年の『賃金構造基本統計調査』のマクロデータを使用した RIF 回帰分析による要因分解から、人的資本をコントロールした結果残る男女差を賃金構造効果として評価しており、賃金分布の中央付近よりも末端において格差が大きいことを指摘している。特に賃金分布の下方の層については賃金が低い状態から脱することが難しい粘着質な床 (Sticky Floor) の状況にあり企業によるコース別管理を反映するものであると指摘している。一方で、分布の上方については賃金の頭打ちとなる状況からガラスの天井 (Glass Ceiling) といった女性の昇進困難を指摘し、統計的差別が存在するために女性の昇進基準が男性と比べて高いという Lazear and Rosen (1990) の示唆する統計的差別にかかわる理論予測と整合的な結果を示唆している。

2 人事データを用いた研究

以上でみた女性の昇進困難にかかわる統計的差別状況は、企業の人事データを利用したいくつかの研究によって、より直接的に検討がなされている。Kato, Kawaguchi and Owan (2013) では、製造業企業人事データを用いて、長時間労働と昇進確率の関係は女性において強くみられるものの、男性においては有意な関係がないこと。また、女性の出産によるキャリア中断は将来の給与に負の影響をもたらすが、短期間で育児休業から復帰した場合ペナルティは限定的であることを明らかにした。統計的差別は、結婚や出産といったライフ

イベントによる離職によって、企業による人的資本投資の機会を低くすることを予想するが、その反面、長時間労働や短期での育児休業復帰が女性におけるシグナリングの機会となっていることを示唆している⁶⁾。この結果は、米国の実証研究でみられた、不確実性に基づく統計的差別が追加の情報を明らかにすることで解消するという事実とも一致する。さらに、Sato, Hashimoto and Owan (2019)においても、長時間労働に加えて転勤回数と昇進の相関が男性よりも高いことが明らかになっている。こうした男女間の昇進格差の背景として、佐藤 (2020) は日本における「遅い昇進」制度の影響を指摘する。これにより、出産適齢期の後に管理職昇進の時期が来るために、出産や育児によるキャリアの中断が昇進に影響することで、女性の管理職への昇進のハードルがさらに高くなっていると示唆している。その他の原因として、いくつかの研究では「コース別雇用管理制度」が挙げられている。総合職コースでは基幹的業務を担うので、訓練・教育機会が多く、一般職コースでは補助的業務を担うので訓練機会が少ないことから昇進も頭打ちとなる⁷⁾。

また、使用者学習を通じて統計的差別を直接的に検証した論文も存在する。Araki, Kawaguchi and Onozuka (2016) では、2社の製造業企業人事データを用い、サンプルを大学卒ホワイトカラー男性に制限した上で、出身大学の偏差値や企業評価による昇進への影響を検証している。その結果、昇進には出身大学の影響が存在するが、その効果はキャリア後期となるに従って弱まり、企業評価の影響が相対的に強まってゆくという、使用者学習の状況を示唆する結果を得ている。

3 その他のトピック

以上の研究では、一般職・総合職といったコース別管理制度や昇進といった正社員のキャリアトラックについて検討がなされてきた。しかし、統計的差別の問題は正社員の間のみならず、そもそもの正規雇用・非正規雇用の違いにおいても少なからず存在することが示唆される。山口 (2008) では、男女の賃金格差についての要因分解の結果、3割程度が雇用形態の差で説明されるとして

いる。樋口 (2008) では、賃金・所得格差といった労働市場の二極化、長時間労働とパートタイム労働の増加といった働き方の二極化に注目し、性別や年齢だけでなく、正規雇用と非正規雇用の間に統計的差別があるならば法律で規制されるべきであると主張している。

さらに、統計的差別の対象となるのは、就業者に限った話ではない可能性もある。Machin and Manning (1999) では、欧米諸国の多くの先行研究において、失業からの退去率が期間を追うごとに低下してゆく負の失業期間依存性が確認されていることを示している。このような負の失業期間依存性はなぜ起こるのだろうか。需要側の要因としてLockwood (1991) は、失業期間を労働者の能力シグナルと捉えたモデルを構築している。企業が採用段階で労働者に対して何かしらテストをしているとすれば、選抜に漏れた労働者は相対的に能力が低いということになる。この場合、失業期間の長さが労働者の能力のシグナルとして機能することになる。企業は採用時のテストに加え失業期間から労働者を雇うか判断することになるが、ここでもし、テストの点数が同じ場合は失業期間の短い労働者を雇うことになる。一方、供給側の要因としてAcemoglu (1995) は、失業期間中のスキルの低下と維持について労働者の意思決定を織り込んだモデルを構築している。労働者は当初同質的であるが、失業期間中にスキルを維持するためには一定のコストが掛かることで、労働者の選択によりスキルに差が生じる。しかし、企業は採用段階ではスキルの維持については観察できず、採用後の短期訓練修了後にしか判別できない。この時、「スキルを喪失する均衡」「スキルを喪失しない均衡」のふたつの均衡の可能性がある。前者の場合、すべての長期失業者は高スキル部門の企業から採用差別を受けるので、それを見越してスキルの維持に費用を掛けない。このとき、負の失業期間依存性がみられる。一方、後者の場合は失業期間の長さや採用は無関係となる。これらの研究は失業期間に関するものであるが、Tanaka (2020) では、非労働力状態の継続も状態の脱出に困難を抱えることを見出した。具体的には、若年の非労働力であるニートについて、多

くの者は1年以内に脱出する一方で、状態の継続期間が長くなればなるほど脱出が困難になるといふ、期間の負の状態依存性があることを指摘している。非労働力にとどまる傾向が高まるということは、求職意欲を喪失してしまっていることを示唆する。その背景として、(統計的)差別が存在するために教育投資を諦めるのである(Lundberg and Startz 1983)。さらには、Acemoglu (1995)の指摘するようにスキルの維持を諦めるといった形で、人的資本の劣化に拍車がかかってしまうと考えられる。

V おわりに

以上でみてきたように、さまざまな労働市場における側面において、情報の不完全性からくる統計的差別の問題が生じている可能性が示唆されている。これの解決のためには、労働者に関する情報を可能な限り多く利用することが考えられるだろう。AIを利用した採用の導入が進んでゆくのは自然な流れであるといえる。しかし、冒頭で指摘したようにAIを用いたAmazonの採用システムは女性を差別してしまうという問題が生じていた。こうした差別の状況は経済学において統計的差別として、米国において人種差別を中心に議論がなされてきた。米国における実証研究では、入職段階における差別を直接的に検証する研究が多い。翻って、日本では男女差別について統計的差別が主に要因分解を通じて示唆されているが、一部企業の人事データを使用した研究を除いて直接的に特定した研究は多くない。統計的差別の解消のためには従来観察されていなかった情報を明らかにすることが必要であるが、日本においては、そもそものデータの利用可能性に困難があり、統計的差別の特定化すら難しい状況である。また、正社員間におけるキャリア格差の違いだけでなく、正規・非正規、ひいては有業・無業といった差においても統計的差別が生じている可能性について指摘した。これらの特定化については、更なるハードルがあると考えられる。

しかし、可能な限り利用可能な情報を使用してゆくことで統計的差別の状況が明らかになるだけ

でなく、その解消も期待できる。特に通常観察されないとされる能力や離職可能性といった要素について、シグナルの役割を果たす情報があれば差別は解消する。こうしたシグナルを表現するための被差別グループの努力は非常に大きなものとなるが(Lazear and Rosen 1990)、このシグナルの表現を個人に任せるのではなく、公共的なサポートないし技術革新が後押しをすることはできないだろうか。例えば、AIを用いた採用システムによって、こうしたシグナルを早い段階で検知することができるという未来はくるのだろうか。今後の発展に期待しつつ、トライアンドエラーを繰り返しながら、採用システムをアップデートしてゆくことが望ましい在り方ではないだろうか。

- 1) より詳細な説明は川口(2017)、Boeri and van Ours (2021)を参照のこと。
- 2) グループを j とすると、要素自体の分散は $\sigma_{y_j}^2$ 、観察における分散は $\sigma_{y_j}^2$ と表現でき、各直線の傾きは $\frac{\sigma_{y_j}^2}{\sigma_{y_j}^2 + \sigma_{y_j}^2}$ と表現される。
- 3) Lundberg and Startz (1983)のモデルでは、労働者による人的資本投資を考慮した拡張を行っている。このとき、シグナルのノイズが大きい場合、企業のリスク回避を仮定せずとも、人的資本投資による期待生産性の上昇率が低くなることで、その属性の投資が少なくなることを予想している。その結果、生産性シグナルが低下し差別待遇が強化される。これにより当該グループの生産性の平均値がさらに低下することで賃金格差がさらに拡大するという非効率の強化を予想している。
- 4) より詳細な説明は川口(2017)を参照のこと。
- 5) 過去の研究では、Bertrand and Mullainathan (2004)も同様に架空の履歴書を企業に送るといった手法で、名前から類推される人種差別を確認している。しかし、依拠する経済理論としては統計的差別だけでなく使用者差別の可能性もあることから、双方の可能性について言及している。なお、こうした名前から類推される人種の違いによる差別は、アメリカ以外にも欧州を中心に研究が存在する(Behaghel, Crépon and Barbanchon 2015など)
- 6) Kato, Ogawa and Owan (2016)においても同様の結果を確認しているが、その理論予測から、Lazear and Rosen (1990)による統計的差別が企業のソーティングと労働者によるシグナリング行動をもたらすとの予想と整合的である。
- 7) 山口(2014)もコース別雇用管理について実証分析から指摘している。男女の管理職割合についてDFL法を使用した要因分解から、女性が教育や就業経験など、人的資本特性において男性と同等となったとしても、課長以上管理職の男女格差の21%、係長以上管理職格差の30%のみの減少にとどまることを示した。就業時間を追加した場合も、課長・係長以上への影響はともに40%程度にとどまることから、管理職登用に関する格差の背景にコース別雇用管理制度の存在を示唆している。

参考文献

朝井友紀子(2014)「労働市場における男女差の30年——就業のサンプルセレクションと男女間賃金格差」『日本労働研究雑

- 誌』No. 648, pp. 6-16.
- 川口大司 (2017) 『労働経済学——理論と実証をつなぐ』有斐閣.
- 佐藤香織 (2020) 「管理職への昇進の変化——「遅い昇進」の姿容とその影響」『日本労働研究雑誌』No. 725, pp. 43-56.
- 樋口美雄 (1991) 「女子の学歴別就業経歴と賃金構造」『日本経済と就業構造』東洋経済新報社.
- (2008) 「経済学から見た労働市場の二極化と政府の役割」『日本労働研究雑誌』No. 571, pp. 4-11.
- 山口一男 (2008) 「男女の賃金格差解消への道筋 統計的差別の経済的不合理の理論的・実証的根拠」『日本労働研究雑誌』No. 574, pp. 40-68.
- (2014) 「ホワイトカラー正社員の管理職割合の男女格差の決定要因」『日本労働研究雑誌』No. 648, pp. 17-32.
- Acemoglu, D. (1995) "Public Policy in a Model of Long-term Unemployment," *Economica*, New Series, Vol. 62, No. 246, pp. 161-178.
- Agan, A and Starr, S. (2018) "Ban the Box, Criminal Records, and Racial Discrimination: A Field Experiment," *Quarterly Journal of Economics*, Vol. 133, No. 1, pp. 191-235.
- Aigner, D. J. and Cain, G. G. (1977) "Statistical Theories of Discrimination in Labor Markets," *Industrial and Labor Relations Review*, Vol. 30, No. 2, pp. 175-187.
- Altonji, J. G. and Pierret, C. R. (2001) "Employer Learning and Statistical Discrimination," *Quarterly Journal of Economics*, Vol. 116, No. 1, pp. 313-350.
- Araki, S., Kawaguchi, D. and Onozuka, Y. (2016) "University Prestige, Performance Evaluation, and Promotion: Estimating the Employer Learning Model using Personnel Datasets," *Labour Economics*, Vol. 41, pp. 135-148.
- Avery, B and Lu, H. (2021) "Ban the Box: U.S. Cities, Counties, and States Adopt Fair Hiring Policies," National Employment Law Project. <https://www.nelp.org/publication/ban-the-box-fair-chance-hiring-state-and-local-guide/> (2023年5月7日閲覧)
- Bartik, A. and Nelson, S. (2020) "Deleting a Signal: Evidence from Pre-Employment Credit Checks," MIT Department of Economics Graduate Student Research Paper 16-01; Chicago Booth Research Paper No. 19-23.
- Behaghel, L., Crépon, B. and Barbanchon, L. T. (2015) "Unintended Effects of Anonymous Résumés," *American Economic Journal: Applied Economics*, Vol. 7, No. 3, pp. 1-27.
- Bertrand, M and Mullainathan, S. (2004) "Are Emily and Greg More Employable Than Lakisha and Jamal? A Field Experiment on Labor Market Discrimination," *American Economic Review*, Vol. 94, No. 4, pp. 991-1013.
- Boeri, T. and van Ours, J. (2021) *The Economics of Imperfect Labor Markets, Third Edition*, Princeton University Press.
- Cavounidis, C., Lang, K. and Weinstein, R. (2019) "The Boss is Watching: How Monitoring Hurts Blacks," NBER Working Paper 26319.
- Cornell, B. and Welch, I. (1996) "Culture, Information, and Screening Discrimination," *Journal of Political Economy*, Vol. 104, No. 3, pp. 542-571.
- Doleac, J. L. and Hansen, B. (2020) "The Unintended Consequences of "Ban the Box": Statistical Discrimination and Employment Outcomes When Criminal Histories are Hidden," *Journal of Labor Economics*, Vol. 38, No. 2, pp. 321-374.
- Farber, H. and Gibbons, R. (1996) "Learning and Wage Dynamics," *Quarterly Journal of Economics*, Vol. 111, No. 4, pp. 1007-1047.
- Fryer, R. G. (2011) "Racial Inequality in the 21st Century: The Declining Significance of Discrimination," David Card, Orley Ashenfelter (eds.) *Handbook of Labor Economics*, Vol. 4, Part B, pp. 855-971.
- Hara, H. (2018) "The Gender Wage Gap Across the Wage Distribution in Japan: Within- and between- Establishment Effects," *Labour Economics*, Vol. 53, pp. 213-229.
- Kato, T., Kawaguchi, D. and Owan, H. (2013) "Dynamics of the Gender Gap in the Workplace: An Econometrics Case Study of a Large Japanese Firm," RIETI Discussion Paper Series 13-E-038.
- Kato, T., Ogawa, H. and Owan, H. (2016) "Working Hours, Promotion and the Gender Gap in the Workplace," IZA Discussion Paper No. 10454.
- Lang, K. and Manove, M. (2011) "Education and Labor Market Discrimination," *American Economic Review*, Vol. 101, No. 4, pp. 1467-1496.
- Lange, F. (2007) "The Speed of Employer Learning," *Journal of Labor Economics*, Vol. 25, No. 1, pp. 1-35.
- Law, M. T. and Marks, M. S. (2009) "Effects of Occupational Licensing Laws on Minorities: Evidence from the Progressive Era," *Journal of Law and Economics*, Vol. 52, No. 2, pp. 351-366.
- Lazear, E. P. and Rosen, S. (1990) "Male-female Wage Differentials in Job Ladders," *Journal of Labor Economics*, Vol. 8, No. 1, Part 2, pp. 106-123.
- Lockwood, B. (1991) "Information Externalities in the Labour Market and the Duration of Unemployment," *Review of Economic Studies*, Vol. 58, No. 4, pp. 733-753.
- Lundberg, S. J. and Startz, R. (1983) "Private Discrimination and Social Intervention in Competitive Labor Markets," *American Economic Review*, Vol. 73, No. 3, pp. 340-347.
- Machin, S. and Manning, A. (1999) "The Causes and Consequences of Long-Term Unemployment in Europe," Orley Ashenfelter and David Card (eds.) *Handbook of Labor Economics*, Vol. 3, pp. 3085-3139.
- Mansour, H. (2012) "Does Employer Learning Vary by Occupation?" *Journal of Labor Economics*, Vol. 30, No. 2, pp. 415-444.
- Neal, D. A. and Johnson, W. R. (1996) "The Role of Pre-market Factors in Black-White Wage Differences," *Journal of Political Economy*, Vol. 104, No. 5, pp. 869-895.
- Phelps, E. S. (1972) "The Statistical Theory of Racism and Sexism," *American Economic Review*, Vol. 62, No. 4, pp. 659-661.
- Pinkston J. C. (2003) "Screening Discrimination and the Determinants of Wages," *Labour Economics*, Vol. 10, No. 6, pp. 643-658.
- Reuter (2018) "Amazon Scraps Secret AI Recruiting Tool that Showed Bias Against Women," October 11, 2018. <https://www.reuters.com/article/us-amazon-com-jobs-automation-insight-idUSKCN1MK08G> (2023年5月7日閲覧)
- Sato, K., Hashimoto, Y. and Owan, H. (2019) "Gender Differences in Career," *Journal of the Japanese and International Economies*, Vol. 53, 101028.
- Tanaka, Y. (2020) "What Prolongs the Duration of NEET Status for Youth? Evidence from Japanese Panel Data," *International Journal of Economic Policy Studies*, Vol. 14, No. 2, pp. 421-448.

Wozniak, A. (2015) "Discrimination and the Effects of Drug Testing on Black Employment," *Review of Economics and Statistics*, Vol. 97, No. 3, pp. 548-566.

たなか・よしゆき 神戸大学大学院経済学研究科・経済学部准教授。最近の主な論文に "What Prolongs the Duration of NEET Status for Youth? Evidence from Japanese Panel Data," *International Journal of Economic Policy Studies*, Vol. 14, No. 2, pp. 421-448 (2020年)。労働経済学専攻。