

Marek Kwiek

Kim są najbardziej produktywni polscy naukowcy? Produktywność badawcza w niezróżnicowanym i niekonkurencyjnym systemie nauki

STRESZCZENIE: Rosnące zainteresowanie najbardziej produktywnymi naukowcami ma swoje źródło w zainteresowaniu wysoką indywidualną produktywnością w ramach ilościowych badań nauki i polityki naukowej. Co czyni naukowca najbardziej produktywnym badawczo? W prezentowanym artykule badamy górne 10 procent polskich naukowców pod kątem produktywności i poszukujemy predyktorów przynależności do tej grupy. W każdym systemie nauki niewielki odsetek naukowców pisze większość prac i przyciąga większość cytowań – ich rozkład jest skrajnie asymetryczny. Produktywność badawcza w powiązaniu z jakością publikacji determinuje poziom otrzymywanych nagród w nauce, a niewielkie różnice talentu mogą w sposób nieproporcjonalny przekładać się na poziom osiąganego sukcesu. Procesy te prowadzą do nierówności w dostępie do zasobów (środków, ludzi, infrastruktury i czasu przeznaczonego na badania). Najbardziej produktywni polscy naukowcy badani są tutaj za pomocą analizy dwuwymiarowej – analizujemy rozkład ich czasu pracy i orientacji na rolę akademicką – i przy użyciu podejścia modelowego. Badamy prawdopodobieństwo stania się wysoce produktywnym polskim naukowcem oszacowane dzięki zastosowaniu regresji logistycznej. W ramach głównych klastrów dyscyplin akademickich niewielka produktywna mniejszość, składająca się z 10 procent naukowców, odpowiada za niemal połowę (44,7 procent) wszystkich polskich publikacji (w tym 48 procent publikacji w języku angielskim i 57,2 procent publikacji pisanych ze współautorami zagranicznymi). Średnia produktywność badawcza najbardziej produktywnych naukowców jest ponad siedmiokrotnie (7,3) razy większa od produktywności 90 procent pozostałych naukowców zatrudnionych w polskim sektorze uniwersyteckim, a pod względem publikacji pisanych we współpracy międzynarodowej jest ona 12,07 razy większa. Zaobserwowano dużą nierówność – rozkład produktywności badawczej, zarówno dla wszystkich polskich naukowców, jak i dla najbardziej produktywnych naukowców, jest skrajnie asymetryczny, z charakterystycznym, długim ogonem z prawej strony rozkładu produktywności. Grupa najbardziej produktywnych naukowców, podobnie jak grupa pozostałych, mniej produktywnych naukowców, jest silnie wewnętrznie rozwarstwiona. Na bazie dużej krajowej próby (2525 obserwacji) stworzono osobne modele regresji logistycznej dla wszystkich naukowców; naukowców reprezentujących dyscypliny nauk ścisłych, technicznych, inżynierskich i matematycznych (STEM); oraz dla naukowców pracujących w naukach społecznych i humanistycznych (SSH). Funkcjonowanie kadry akademickiej w ramach pokazanej „reguły 10/50”, charakterystycznej również dla licznych systemów europejskich, rodzi konsekwencje dla polityki naukowej.

SŁOWA KLUCZOWE: nierówności w nauce, produktywność badawcza, prawo Lotki, stratyfikacja w nauce, struktura nagród, asymetryczny rozkład, akumulacja przewag, szkolnictwo wyższe, kadra akademicka, Polska

1. Wstęp

Świat nauki był od zawsze skrajnie nierówny (Ruiz-Castillo i Costas 2014; Stephan 2012) – jego wewnętrzną właściwością zawsze było to, co Derek J. de Solla Price (1963) określił mianem „niezbędnej, wbudowanej niedemokratyczności” (59). Indywidualna produktywność badawcza nie charakteryzuje się rozkładem normalnym Gaussa – raczej rozkładem Pareta (a rządzi nim potęgowe prawo skalowania) (O’Boyle i Aguinis 2012). Rozkłady różnych zjawisk społecznych, ekonomicznych i gospodarczych – takich jak dochody, bogactwo czy ceny towarów i usług – „charakteryzują się asymetrią prawostronną, długim ogonem po prawej stronie wykresu, wskazującym na występowanie nierówności” (Abramo et al. 2017a: 324). Produkcja wiedzy akademickiej nie jest wyjątkiem, ponieważ nieproduktywni naukowcy pracują w tych samych jednostkach, na tych samych uczelniach i w ramach tych samych systemów narodowych, co najbardziej produktywni naukowcy (Abramo et al. 2013; Piro et al. 2016). W pionowo zróżnicowanych systemach o silnej konkurencji wewnętrznej (takich jak systemy anglosaskie) najbardziej produktywni naukowcy są przeważnie skoncentrowani na elitarnych uniwersytetach, a mniej produktywni w mniej prestiżowych warstwach systemu. W przypadku Polski – wewnętrznie niekonkurencyjnego i pionowo niezróżnicowanego systemu szkolnictwa wyższego z długą tradycją równej dystrybucji środków na badania i z dopiero wyłaniającym się systemem konkurencyjnego finansowania badań opartym na grantach Narodowego Centrum Nauki i z nowym podziałem na uczelnie badawcze i wszystkie pozostałe – najbardziej produktywni naukowcy są rozrzućeni po całym systemie, co najlepiej pokazują dane bibliometryczne, na przykład pochodzące z funkcjonalności SciVal w bazie Scopus. Podobnie polscy *Highly Cited Researchers* (HCR) dorocznie identyfikowani przez Clarivate Analytics nie pochodzą z najbardziej prestiżowych uczelni.

Rosnące zainteresowanie badawcze najbardziej produktywnymi naukowcami bierze się z rosnącego zainteresowania samą kwestią wysokiej produktywności badawczej w ramach polityki naukowej i ilościowych badań nauki oraz z rosnącą uwagi poświęcanej roli uczelni w globalnej konkurencji ekonomicznej. Naukowcy akademicy znajdują się obecnie w samym centrum globalnej produkcji wiedzy (Cummings i Finkelstein 2012; Leišyte i Dee 2012; Teichler et al. 2013). Nic zatem dziwnego, że pojawia się pytanie o to, „co czyni z naukowca najbardziej produktywnego naukowca?” (Kelchtermans i Veugelers 2013: 273). W niniejszym artykule badamy

górne 10 procent polskich naukowców pod względem produktywności badawczej w zestawieniu z pozostałymi 90 procentami. Celem tego badania jest poddanie analizie szczególnych cech tej unikatowej grupy naukowców: kim są, jak pracują i co myślą o pracy akademickiej. Badamy również predyktory przynależności do tej grupy. Na powyższe pytania poszukujemy odpowiedzi, opierając się na badaniu ankietowym przeprowadzonym na próbie 2525 naukowców. Dane bibliometryczne, pochodzące z międzynarodowych (czy krajowych) zbiorów danych, charakteryzują się pełnym pokryciem, jednak nie zawierają podstawowych informacji społecznych, demograficznych i zawodowych. Takie informacje można zebrać jedynie drogą badań częściowych, w tym ankietowych.

Niniejszy artykuł ma następującą strukturę: część 2 przedstawia podstawy teoretyczne, a część 3 skupia się na danych i metodach. Z kolei część 4, prezentująca wyniki badań, składa się z czterech podsekcji: przegląd najbardziej produktywnych naukowców, wzorce indywidualnej produktywności naukowej i krajowej produkcji naukowej, analiza dwuwymiarowa i analiza oparta na regresji logistycznej. Podsekcja poświęcona analizie dwuwymiarowej składa się z dwóch części: pierwsza z nich dotyczy produktywności badawczej i rozkładu czasu pracy, a druga produktywności i orientacji na role akademickie. Natomiast podsekcja poświęcona analizie opartej na regresji logistycznej składa się z opisu procedur i zmiennych uwzględnionych w modelu i analizy statystycznie istotnych zmiennych indywidualnych i instytucjonalnych. Ostatnia część pracy zawiera dyskusję i wnioski.

2. Podstawy teoretyczne

Trzy cytaty z literatury ostatniego półwiecza ukazują ten sam fenomen w nauce: „większa część pracy akademickiej wykonywana jest przez stosunkowo niewielką liczbę naukowców” (Crane 1965: 714), „niezależnie od sposobu pomiaru, istnieje ogromna nierówność w produktywności badawczej naukowców” (Allison 1980: 163); i ostatnio, „nierówność była i na zawsze pozostanie nieodłącznym elementem nauki” (Xie 2014: 809; zob. MacRoberts i MacRoberts 1982). Asymetryczny rozkład wyników pracy naukowej, odkryty przez Lotkę (1926) a następnie potwierdzony przez Price’a (1963), obrazuje fakt, że około 6 procent publikujących naukowców wytwarza połowę wszystkich publikacji (prawo Lotki, czy też prawo odwrotności kwadratu produktywności, mówi o tym, że liczba naukowców produkujących n publikacji równa się $1/n^2$ naukowców produkujących jedną publikację; zob. Kyvik 1989; Bensman i Smolinsky 2017). Relatywne znaczenie naukowców mieszczących się po prawej stronie rozkładu produkcji naukowej – nazywanych czasem „gwiazdami nauki” – pozostaje niezmiennie w czasie (Agrawal et al. 2017: 1). Efekt supergwiazdy odnosi się do rynków („stosunkowo niewielka liczba ludzi zarabia niebotyczne

pieniądze i zdominowuje typ aktywności, w który jest zaangażowana” Rosen 1981: 845), natomiast analogiczny Efekt Mateusza (Cole i Cole 1973; Merton 1968) dotyczy systemu nauki – niewielka liczba naukowców produkuje większość prac, przyciąga ogromne ilości cytowań, zajmuje prestiżowe stanowiska akademickie i odpowiada za kształtowanie tożsamości dyscyplin akademickich (Cortés et al. 2016; Serenko et al. 2011). Dla Roberta K. Mertona i Sherwina Rosena efektywność determinuje poziom otrzymywanych w nauce nagród. W Rosenowskiej „ekonomii supergwiazd” niewielkie różnice w talencie w sposób nieproporcjonalny przekładają się na poziom osiąganego sukcesu. Jednak Rosen podkreśla rolę talentu wrodzonego, a Merton kładzie nacisk na zasoby pochodzące z zewnątrz (DiPrete i Eirich 2006). Otrzymywany dostęp do zasobów i silna motywacja do publikowania są udziałem tych, których darzy się dużym uznaniem w ramach wspólnoty naukowej, a uznanie to „jest udziałem tych, którzy są wysoce produktywni” (Allison i Stewart 1974: 604). Akumulacja przewag jest szerszym procesem, dzięki któremu „niewielkie różnice początkowe powiększają się i tworzą z czasem duże różnice” (Aguinis i O’Boyle 2014: 5). W konsekwencji Mertonowski Efekt Mateusza w systemie nauki prowadzi nieubłaganie do wyłonienia się nierówności w dostępie do zasobów oraz finansowych i niefinansowych nagród (Xie 2014; silne korelacje dochodów akademickich z produktywnością – analiza *top performers* i *top earners* w 11 krajach europejskich – zob. Kwiek 2018a).

Zgodnie z tradycją socjologii nauki, akademickie uznanie ma swoje źródło w produkcji naukowej (Cole i Cole 1967), a system nagród w nauce jest stworzony w taki sposób, aby przyspadały one naukowcom najlepiej wypełniającym swoje role. W ujęciu Mertona (1973: 297) „instytucja nauki rozwinęła skomplikowany system alokacji nagród i przyznawania ich tym, którzy w rozmaity sposób spełniają jej normy”. System nagród w nauce wspiera niemal wyłącznie aktywność badawczą. Niewielu naukowców podejmowałoby się prowadzenia badań, gdyby nie byli za nie nagradzani (Cole i Cole 1967). W tradycyjnym ujęciu naukowcy – ograniczamy się tu do obszarów STEM w sektorze uniwersyteckim, nastawionym na dużą intensywność badawczą – publikują swoje prace przede wszystkim w zamian za naukowe uznanie zdobywane za pierwszeństwo odkrycia (co dzisiaj najlepiej widać po lawinowo rosnącej liczbie preprintów, zob. choćby bazę arXiv.org prowadzoną przez Cornell University, 1,6 mln preprintów). Jak stwierdził Warren O. Hagstrom (1965: 168) w swojej teorii społecznej kontroli nauki, „uznanie otrzymuje się w zamian za informacje, a naukowiec, który dostarcza wiele informacji swoim kolegom, jest nagradzany przez nich wysokim prestiżem”. W tym sensie wysoka produktywność badawcza (w przeciwieństwie do niskiej produktywności) prowadzi do uznania w nauce.

Lepsze wyjaśnienie logiki funkcjonowania naukowców proponuje jednak model cyklu wiarygodności w nauce: uznanie zdobyte za pomocą publikacji prowadzi do nowych środków na badania, prowadzących z kolei bezpośrednio do nowych

odkryć, publikacji, teorii i argumentów – wzmacniających dostęp do kolejnych środków i innych zasobów. Cykl ten powtarza się wielokrotnie, z różną intensywnością u różnych naukowców (zob. Latour i Woolgar 1986). W przypadku kadry najbardziej produktywnej cykl ten jest bardziej intensywny – przewagi już zdobyte prowadzą do przyszłych przewag, jak w każdej konkurencji pozycyjnej o charakterze gry o sumie zerowej: *what winners win, losers lose* (Hirsch 1976: 52), czyli co wygrasz ty, tego nie wygra już ktoś inny.

Hipoteza akumulacji przewag (Cole i Cole 1973) uogólnia i poszerza działanie efektu Mateusza tak, by ten odnosił się również do produktywności i prestiżu – proces ten składa się z dwóch pętli zwrotnych; w jego ramach uznanie i zasoby stanowią zmienne pośredniczące (Allison i Stewart 1974). Istnieje jednak ciemniejsza strona akumulacji nagród w nauce, istnieje bowiem również „akumulacja porażek – proces «akumulacji strat»” (Cole i Cole 1973: 146). Jako że produktywność naukowa jest w wysokim stopniu zależna od uznania wczesnych prac, nierównomierny rozkład produktywności i dalsze nagrody są również wynikiem tego, że biedni stają się coraz biedniejsi. W Mertonowskim modelu karier naukowych opartym na reputacji i zasobach, zasoby to nie po prostu nagrody za przeszłą produktywność. Pełnią one również funkcję stymulowania przyszłej produktywności: „wspólnota naukowa sprzyja tym, którzy osiągnęli w przeszłości znaczne sukcesy” (DiPrete i Eirich 2006: 282).

Produktywność naukowa ma rozkład skrajnie asymetryczny. Ta asymetria była gruntownie badana w przypadku dwóch klasycznych miar indywidualnej aktywności naukowej: liczby publikacji i liczby cytowań (Albarrán et al. 2011; Carrasco i Ruiz-Castillo 2014; Ruiz-Castillo i Costas 2014). W badaniu 17,2 miliona autorów i 48,2 miliona publikacji zindeksowanych w Web of Science Ruiz-Castillo i Costas (2014) pokazali, że 5,9 procent autorów jest odpowiedzialnych za prawie 35 procent wszystkich publikacji. Asymetria nauki oznacza, jak pokazał to po raz pierwszy Seglen (1992), że autorom z dużą liczbą publikacji (przyciągających dużą liczbę cytowań) zawsze towarzyszyć będą niepublikujący naukowcy i niecytowane lub słabo cytowane publikacje.

Zainteresowanie badawcze asymetrią nauki i wysoką indywidualną produktywnością badawczą systematycznie rośnie na przestrzeni ostatnich lat. Wysoce produktywni naukowcy są przede wszystkim przedmiotem badań w kontekście poszczególnych systemów narodowych i w ramach określonych obszarów naukowych (w szczególności ekonomii i psychologii), niekiedy również w międzynarodowym ujęciu porównawczym (zob. 11 krajów europejskich w Kwiek 2016a oraz w naszych dwóch najnowszych monografiach: Kwiek 2015d i Kwiek 2019a). Najnowsze badania wysokiej produktywności badawczej – oparte na danych dotyczących albo publikacji, albo cytowań – obejmują badania gwiazd nauki (Abramo et al. 2009; Yair et al. 2017), gwiazd produktywności (Aguinis i O’Boyle 2014), najbardziej produktywnych badaczy, łącznie ze wschodzącymi gwiazdami (Copes et al. 2012), najlepszych

względem reszty (O'Boyle i Aguinis 2012), gwiazd akademickich (Long et al. 2011), gwiazd efektywności (Aguinis et al. 2014), najbardziej produktywnych kobiet wśród akademickich gwiazd (Weir i Orrick 2013) i supergwiazd (Agrawal et al. 2017; Serenko et al. 2011; White et al. 2012).

Metod determinowania cech charakterystycznych najbardziej produktywnych naukowców nie brakuje. Grupa ta jest badana jako wyizolowani indywidualni naukowcy lub jako naukowcy osadzeni w kontekstach organizacyjnych z uwzględnieniem relacji zwrotnej – tego, jak oni sami oddziałują na swoje organizacje i sieci współpracy i tego, jak owe organizacje i sieci oddziałują na nich. Poszukiwany jest również horyzont dla gwiazd nauki (Sidiropoulous et al. 2016). Gwiazdy nauki to ci naukowcy, których działalność osiąga najwyższe wybrane wskaźniki naukometryczne i w ramach każdego z nich osobno przebijają resztę naukowców w swoich dziedzinach. Poza koncentracją na gwiazdach nauki, istotne z naszej perspektywy badania skupiają się na naukowej elicie i najczęściej cytowanych naukowcach (Parker et al. 2010, 2013), najbardziej produktywnych badaczach (Abramo et al. 2013; Cortés et al. 2016), elicie akademickiej (Yin i Zhi 2016) czy na płodnych naukowo profesorach (Piro et al. 2016). To, co czyni z badacza gwiazdę, jest wszechobecnym pytaniem przenikającym współczesną kulturę akademicką, owładniętą obsesją na punkcie produktywności, wyników i ich pomiarów (wspieraną z jednej strony przez mechanizmy nowego zarządzania publicznego, a z drugiej przez rosnącą pulę chętnych na trudno dostępne, konkurencyjne środki na badania).

Pojęcie najbardziej produktywnych naukowców, którym posługujemy się w niniejszym artykule, jest bliższe znaczeniu gwiazd pod względem osiągnięć niż gwiazd w ogóle czy gwiazd pod kątem statusu, by posłużyć się typologią gwiazd wśród pracowników (Kehoe et al. 2016). Gwiazdy osiągnięć („kilka jednostek odpowiadających za nieproporcjonalnie dużą liczbę osiągnięć”) pojawiają się we wszystkich organizacjach, łącznie z uczelniami. Pozycja gwiazdy jest jednak relatywna, określenie, czy dana osoba ją zajmuje, jest możliwe wyłącznie, gdy porównamy dane jednostki pod kątem produktywności z resztą jednostek (Aguinis i O'Boyle 2014: 313–315; DiPrete i Eirich 2006: 282). W ujęciu bibliometrycznym, którym nie posługujemy się w tej pracy (ale stosujemy je np. w analizie poziomu umiędzynarodowienia badań w 28 krajach UE w Kwiek 2019b i Kwiek 2020a), gwiazdy nauki miałyby bardzo wysoki indeks Hirscha, bardzo wysoką całkowitą liczbę publikacji i liczbę cytowań, dużą liczbę publikacji wysoko cytowanych i umieszczonych w najlepszych czasopismach (zwłaszcza w górnym 1 procencie czasopism i w górnym 1 procencie najbardziej cytowanych publikacji, co świetnie w ujęciu dyscyplin, instytucji i krajów agreguje funkcjonalność SciVal w bazie Scopus).

Produktywność badawcza kadry i jej predyktory (w przeciwieństwie do wysokiej produktywności badawczej kadry i jej predyktorów) była dogłębnie analizowana w studiach pojedynczych systemów (zob. Allison i Stewart 1974; Cole i Cole 1973;

Fox 1983; Ramsden 1994; Shin i Cummings 2010), natomiast rzadko była przedmiotem badań w kontekście międzynarodowym (do wyjątków zaliczają się prace: Kwiek 2016a; Drennan et al. 2013; Postiglione i Jung 2013; Teodorescu 1994). Choć większość badań nad produktywnością nie wykorzystuje prób krajowych i skupia się na kadrze z określonych obszarów akademickich, w szczególności nauk ścisłych, ekonomii i psychologii, lub z poszczególnych instytucji, niniejsze badanie opiera się na próbie krajowej i odnosi się do wszystkich obszarów akademickich.

W tradycyjnych socjologicznych badaniach produktywności wysoce produktywni naukowcy byli przeważnie wspomniani jedynie na marginesie (zob. zwłaszcza Allison 1980; Cole i Cole 1973; Crane 1965). Do wyjątków można zaliczyć „dużych producentów nauki” Price’a (1963), chorwackich „wybitnych naukowców” – Prpić (1996) i Goluba (1998). Abramo et al. (2009) analizowali „gwiazdy nauki” pod względem różnic w produktywności badawczej ze względu na płeć we Włoszech, a Postiglione i Jung (2013) poddali analizie najlepszych badaczy w czterech krajach azjatyckich. Zdaniem Abramo i jego współpracowników (2009: 143), (włoskie) gwiazdy nauki to „przeważnie mężczyźni z profesurą”. Jednak, jako że ich praca opiera się na włoskich danych bibliometrycznych, a nie ankietowych, autorzy skupili się przede wszystkim na płci, tytułach akademickich, typach instytucji i dyscyplinach akademickich, a nie na predyktorach stania się gwiazdą nauki. Katarina Prpić porównała produktywność naukową „wybitnych” i „przeciętnych” naukowców w Chorwacji i stwierdziła, że w przypadku tej elitarnej grupy „można mówić o większej homogeniczności i mniejszych różnicach niż w całej populacji badaczy” (Prpić 1996: 199). Postiglione i Jung (2013: 164–165) postanowili z kolei odpowiedzieć na pytanie „dlaczego część kadry jest bardziej płodna pod kątem publikacji wyników badań niż reszta naukowców” (Postiglione i Jung 2013: 166) i przestudiowali w tym celu 10 procent najbardziej produktywnych i najmniej produktywnych naukowców z wykorzystaniem metod statystyki opisowej, nie odwołując się do predyktorów wysokiej produktywności badawczej i nie korzystając z analiz opartych na metodach wielowymiarowych, w tym regresji logistycznej. Zarówno tradycyjne teorie socjologiczne stratyfikacji w nauce, jak i badania nad wysoką produktywnością naukowców stanowią konceptualne zaplecze niniejszej pracy.

3. Dane i metody

3.1. Badanie czynników determinujących wysoką produktywność badawczą na poziomie indywidualnym

Badania poziomu produktywności badawczej na poziomie indywidualnym, w których pojedynczy naukowcy stanowią jednostkę analizy, różnią się od badań różnic wzorców produktywności zachodzących między państwami, typami instytucji, dyscyplinami lub ze względu na tytuły naukowe czy płeć (i w ujęciu czasowym). W literaturze można wyszczególnić dwa odmienne podejścia metodologiczne do badania wysokiej

produktywności badawczej na poziomie indywidualnym i do badania determinujących ją czynników (czego nie można zrobić za pomocą analizy bibliometrycznej) – jakościowe i ilościowe.

Podjęcie jakościowe analizuje wysoką produktywność za pomocą materiału jakościowego – tworzy się rankingi wysoce produktywnych naukowców w danej dyscyplinie akademickiej, a następnie przeprowadza się wywiady z naukowcami z górnej części rankingu, używając ogólnego pytania badawczego, na przykład: „jak oni mogą być tak produktywni?” (Mayrath 2008: 42). Sekretów wysokiej produktywności można się doszukiwać w ankietach adresowanych do produktywnych naukowców (szukając determinant wysokiej produktywności badawczej), w wywiadach przeprowadzanych z wybitnymi naukowcami, jak również łącząc te dwa podejścia (Flanigan et al. 2016; Kiewra i Creswell 2000; Martinez et al. 2011; Mayrath 2008; Patterson-Hazley i Kiewra 2013). Analizy gwiazd nauki często opierają się na badaniu ankietowym kadry w małej skali i na analizach najbardziej prestiżowych czasopism naukowych, często łączy się te podejścia z wywiadami pogłębionymi. Badania jakościowe bazujące na rozmaitej liczbie wywiadów z wysoce produktywnymi naukowcami poszukują odpowiedzi na ogólne pytanie: jak naukowcy stają się wysoce produktywni? Z kolei podejście ilościowe analizuje predyktory wysokiej produktywności badawczej za pomocą materiału ilościowego – ankiet z kadrami akademicką, w których dane dotyczące postaw i zachowań akademickich łączy się z danymi dotyczącymi publikacji. Niniejsze badanie posługuje się podejściem ilościowym opartym na analizie danych uzyskanych w rozległym badaniu ankietowym.

Nasz artykuł ma na celu zestawienie ze sobą najbardziej produktywnych naukowców (10 procent) i reszty (90 procent) w następujących etapach: po pierwsze identyfikuje się najbardziej produktywnych naukowców w próbie; po drugie analizuje się ich przeciętną produktywność badawczą (w kilku wymiarach) w porównaniu z produktywnością pozostałych 90 procent naukowców; po trzecie bada ich udział w całościowej produkcji naukowej – w ujęciu najważniejszych klastrow dyscyplin akademickich, na każdym z trzech wymienionych etapów. W tych wstępnych procedurach korzysta się wyłącznie z danych dotyczących produktywności badawczej. W ramach wstępnych procedur bierze się pod uwagę kompromis pomiędzy wadami posługiwania się danymi generowanymi przez samych badanych (zamiast danymi pochodzącymi z bazy Scopus czy Web of Science) i liczbą publikacji jako jedyną miarą działalności badawczej (zamiast połączenia analiz publikacji, cytowań, indeksu Hirscha czy innych miar stosowanych w bibliometrii) – i zaletami polegającymi na wykorzystaniu danych ankietowych z poziomu indywidualnego. Szczegółowe dane indywidualne mogą zostać zebrane jedynie za pomocą ankiety. Dlatego też, na następnym etapie procedur, można posługiwać się danymi dotyczącymi zachowań i postaw akademickich uzyskanymi z kwestionariuszy. Artykuł ma na celu porównanie

rozkładu czasu pracy (w tym inwestycje czasowe w dydaktykę, badania, usługi/zlecenia *non-profit*, administrację i inne obowiązki) i rozkładu orientacji na role akademickie (badania czy dydaktyka) dla dwóch wydzielonych grup naukowców.

W artykule szacujemy ilorazy szans (prawdopodobieństwo) znalezienia się wśród 10 górnych procent polskich naukowców pod względem produktywności badawczej za pomocą analiz opartych na regresji logistycznej, korzystając z bloków różnych zmiennych indywidualnych i instytucjonalnych. Na blok zmiennych indywidualnych składają się na przykład „socjalizacja do akademii” (uwzględniająca takie zmienne niezależne jak intensywna opieka kadry w okresie pisania doktoratu i projekty badawcze realizowane z kadra), „umiędzynarodowienie i współpraca” (z takimi zmiennymi niezależnymi jak prowadzenie badań międzynarodowych czy współpraca krajowa w badaniach) czy „całościowe zaangażowanie badawcze” (składające się z takich zmiennych niezależnych jak bycie recenzentem lub redaktorem w czasopiśmie naukowym czy serii wydawniczej). Dwa bloki zmiennych instytucjonalnych to „polityka instytucjonalna” (dla przykładu, silny nacisk na mierzalne efekty pracy akademickiej) i „wsparcie instytucjonalne” (dostępność środków finansowych na badania i pozytywne nastawienie pracowników administracji). Dostęp do tych zmiennych możemy osiągnąć jedynie dzięki ankietom, których główną wadą jest jednak nieprecyzyjna natura danych dotyczących produktywności jako deklarowanych przez samych ankietowanych (w porównaniu ze szczegółowymi danymi bibliometrycznymi).

3.2. Dane

Dane pochodzą z bazy Academic Profession in Europe: Responses to Societal Challenges (EUROAC), która jest europejską wersją siostrzanej globalnej bazy Changing Academic Profession (CAP) (zob. Carvalho 2017, aby zapoznać się z najnowszym przeglądem rodziny tekstów powstałych w ramach projektów CAP/EUROAC; Marek Kwiek był kierownikiem polskiego zespołu badawczego finansowanego przez EUROCORES EuroHESC European Science Foundation, a Dominik Antonowicz jego członkiem). Ostateczny zbiór danych, datowany na 17 czerwca 2011 r., został stworzony przez René Kooija i Florianą Löwensteina z INCHER-Kassel. Uzyskana zwrotność w Polsce (11,22%) była zbliżona do zwrotności uzyskanej w badaniach kadry akademickiej w kilku innych krajach w ciągu ostatniej dekady, w tym w Holandii (18%) (de Weert i van der Kaap 2014: 121), Kanadzie (17%) (Jones et al. 2014: 348), Wielkiej Brytanii (15%) (Locke i Benion 2011: 178), Hongkongu (13%) (Rostan i in. 2014: 25), Korei (13%) (Shin i in. 2014: 183) oraz w Chorwacji, Austrii, Szwajcarii i Portugalii (10% lub mniej) (Teichler i Höhle 2013: 8). Wielkość polskiej próby była 2–3 razy większa niż próby w innych krajach badanych w ramach CAP/EUROAC (Shin i Cummings 2010; Cummings i Finkelstein 2012; Bentley i Kyvik 2013; Teichler et al. 2013; Marquina i Ferreira 2015; Bentley 2015), jak często zwraca się uwagę,

im większa próba, tym większe szanse na jej reprezentatywność, zakładając, że próba została wyłoniona przez dobór losowy (Bryman 2012: 198).

Naukowcy zostali zgrupowani w ośmiu klastrach dyscyplin, które najlepiej reprezentują obecną strukturę polskiej kadry akademickiej: nauki humanistyczne (HUM), nauki społeczne (SOC), nauki o życiu (LIFE), nauki fizyczne i matematyczne (PHYSMATH), nauki inżynieryjne i techniczne (ENGITECH), nauki rolnicze (AGRICULT), nauki medyczne i nauki o zdrowiu (MEDHEALTH) oraz inne dyscypliny (np. sztuki piękne). Respondenci zaznaczali jedną z dwudziestu jeden dziedzin (zgodnie z rozporządzeniem Centralnej Komisji do Spraw Stopni i Tytułów z dnia 24 października 2005 roku). Takie pogrupowanie było podyktowane przez rozporządzenie z 11 sierpnia 2011 roku dotyczące obszarów wiedzy, dziedzin nauki i sztuki oraz dyscyplin naukowych i artystycznych – osiem klastrów reprezentuje osiem głównych obszarów wiedzy.

Całkowita liczba ważnych kwestionariuszy (z odpowiedziami na co najmniej 50% pytań) wyniosła 3704. Jednak w niniejszym badaniu osoby z „innych” dyscyplin (233 przypadki), osoby zatrudnione na stanowisku docenta (878 przypadków) oraz osoby, których umowa nie przewidywała działalności badawczej (68 przypadków) – zostały usunięte z analiz. Przypadki z „innych” dyscyplin były beзуżyteczne pod względem analizy międzydyscyplinarnej ze względu na ich specyfikę. Z kolei osoby zajmujące stanowisko docenta były beзуżyteczne pod względem analizy awansów naukowych. Ostatecznie wykorzystano do analizy 2525 obserwacji z siedmiu głównych klastrów dyscyplin (268 najbardziej produktywnych naukowców i 2257 mniej produktywnych badaczy).

Podpróba naukowców zaangażowanych w aktywność badawczą z siedmiu głównych klastrów dyscyplin akademickich została podzielona na dwie podgrupy – po pierwsze tych najbardziej produktywnych badawczo naukowców, określonych jako naukowcy znajdujący się w górnych 10 procentach (ze względu na rozkłady danych, odsetek ten wahał się pomiędzy 9,9 procent a 10,5 procent) naukowców o wysokiej produktywności badawczej z każdego głównego klastra akademickich dyscyplin (osobno). Z kolei na drugą podgrupę składało się pozostałe 90 procent naukowców zaangażowanych w badania. Rozkład próby według klastrów i prognozy liczby publikacji (minimalna liczba pozwalająca na zaklasyfikowanie do grona najbardziej produktywnych naukowców) przedstawionych jako ekwiwalenty recenzowanych artykułów został zaprezentowany w tabeli 1. Posłużenie się miarą ekwiwalentów recenzowanych artykułów naukowych odzwierciedla specyfikę polskiego systemu, który tradycyjnie wspierał pisanie książek w ramach wszystkich obszarów wiedzy (w szczególności przy okazji przekraczania kolejnych progów kariery akademickiej: doktorat, habilitacja i profesura). W całej próbie (2525 naukowców) znajdziemy 255 naukowców, którzy napisali 1 książkę w badanym okresie, 160 naukowców z 2 książkami i 58 naukowców z 3 książkami. Natomiast jeśli chodzi o książki pod

redakcją, 242 naukowców zredagowało jedną książkę, 128 dwie, a 48 trzy. W 4 (z 7) kłastrów dyscyplin próg liczby recenzowanych artykułów (miara PRA: *peer-reviewed articles*) – a nie ich ekwiwalentów (miara PRAE: *peer-reviewed article equivalents*) – dla najbardziej produktywnych naukowców wynosi zero: w HUM, SOC, ENGITECH i MEDHEALTH. Polscy naukowcy publikują ponad miarę nierecenzowane artykuły naukowe, jak również publikują znaczną liczbę monografii i książek pod redakcją. W naszej próbie pojawia się 20 naukowców (z 268 czyli 7,46 procent: 9 w HUM, 5 w SOC, 2 w ENGITECH i 4 w MEDHEALTH), którzy, będąc najbardziej produktywnymi naukowcami, nie opublikowali jednocześnie żadnego recenzowanego artykułu naukowego (PRA). Pomimo to w HUM tych 9 naukowców napisało 38 monografii, wydało 23 książki pod redakcją i 108 nierecenzowanych artykułów. Natomiast w MEDHEALTH tych 4 naukowców napisało 14 książek, wydało 5 książek pod redakcją i opublikowało 54 nierecenzowane artykuły. Są to badacze wysoce produktywni, a połączenie miary PRA i miary PRAE pozwala lepiej uchwycić ich produktywność w specyficznym polskim kontekście.

Tabela 1. Rozkład liczebności próby i próg liczby publikacji (minimalna liczba publikacji konieczna do bycia zakwalifikowanym do grona najbardziej produktywnych naukowców) pod względem ekwiwalentów recenzowanych artykułów (PRAE)

	Suma (n)	Zaangażo- wani w ba- dania (n_{RI})	% zaangażo- wanych w badania	Najbardziej produktywni naukowcy (n_{TP})	% najbardziej produktywnych naukowców (n_{TP}): (n_{RI})	Próg liczby publikacji (PRAE)
HUM	613	595	97,1	62	10,1	24
SOC	291	275	94,5	29	10,0	25
PHYSMATH	194	189	97,4	20	10,3	16
LIFE	427	422	98,8	47	11,0	18
ENGITECH	571	558	97,7	60	10,5	18
AGRICULT	183	180	98,4	19	10,4	16
MEDHEALTH	313	307	98,1	31	9,9	20
Suma	2593	2525	97,4	268	10,3	-

3.3. Dobór do próby

Aby rozkład próby był zbieżny z rozkładem populacji generalnej (Hibberts et al. 2012: 61–62; Bryman 2012: 192–193), zastosowano metodę losowania warstwowego. Utworzono operat losowania w ujęciu dwóch zmiennych: płeć i stanowisko akademickie. W ramach każdej warstwy zastosowano losowanie proste. Operat losowania utworzono na podstawie ogólnokrajowej bazy danych wszystkich polskich naukowców (baza OPI). Ośrodek Przetwarzania Informacji – Państwowy Instytut Badawczy

(OPI, zob. <https://www.opi.org.pl/>), to interdyscyplinarny instytut badawczy, który zapewnia dostęp do złożonych informacji na temat polskiej nauki.

W momencie przeprowadzania badania populacja docelowa liczyła 83 015 naukowców zatrudnionych w pełnym wymiarze czasu pracy w sektorze publicznym (43,8% kobiet i 56,2% mężczyzn, w tym 17 683 profesorów zwyczajnych i nadzwyczajnych (21,3%), 36 616 adiunktów (44,1%), 10 784 asystentów (13,0%) oraz 15 013 starszych wykładowców i wykładowców (18,1%) (GUS 2011: 308–309). Naukowcy pracujący wyłącznie w sektorze prywatnym zostali wyłączeni z populacji, ponieważ sektor ten jest niemal w całości nastawiony na kształcenie.

Struktura próby była zbliżona do struktury populacji docelowej pod względem płci i stanowiska akademickiego i obejmowała 45,2% kobiet naukowców i 54,8% mężczyzn naukowców, 22,6% profesorów zwyczajnych i nadzwyczajnych, 42,1% adiunktów, 10,9% asystentów oraz 24,4% starszych wykładowców i wykładowców. Nie wystąpił błąd próbkowania – prawdopodobieństwo wylosowania do próby dla wszystkich naukowców z populacji było jednakowe; żaden z członków populacji nie miał ograniczonych szans na włączenie do próby ani żadna grupa naukowców nie została systemowo wyłączona z operatu losowania (zgodnie z zasadami: Bryman 2012: 187). Nie przeprowadzono analizy porównawczej między osobami, które odpowiedziały i nie odpowiedziały na prośbę o wypełnienie ankiety (Stoop 2012: 122) ze względu na dostępność danych i nie przeprowadzono dalszego badania osób, które nie odpowiedziały na ankietę, dlatego nie wzięły w niej udziału. Założono, że mamy do czynienia z czysto losowym mechanizmem generowania odmów udziału w badaniu (MCAR – *missing completely at random*), a wagi wynikające ze schematu doboru do próby zostały skalibrowane w taki sposób, aby dostosować rozkład próby do znanych, prawdziwych rozkładów w ujęciu stanowiska akademickiego i płci. Z założenia tego wynika, że nie występuje błąd wynikający z odmów odpowiedzi w badaniu. Błąd ten występuje wtedy, kiedy niektóre grupy respondentów są mniej skłonne niż inne do wzięcia udziału w badaniu lub do udzielenia odpowiedzi na niektóre pytania badawcze (Hibberts et al. 2012: 72; Groves 2006). Jednak korelacji pomiędzy skłonnością do udziału w badaniu a kluczowymi charakterystykami badania nie można było oszacować ze względu na brak dostępności do operatu losowania (zgodnie z: Groves 2006: 670).

3.4. Narzędzie badawcze i pomiar statystyczny

Badanie zostało przeprowadzone przez Ośrodek Przetwarzania Informacji (OPI). Zaproszenia do udziału w badaniu internetowym, z unikalnym identyfikatorem, wysłano w czerwcu 2010 r. do 33 tys. naukowców, których adresy mailowe były dostępne. Zawęziło to populację docelową, co doprowadziło do pojawienia się niemożliwego do oszacowania błędu pokrycia. W okresie od 1 czerwca 2010 r. do 20 lipca 2010 r. wysłano drogą elektroniczną dwa przypomnienia. Papierowe wersje kwestionariusza

nie zostały wysłane do osób, które nie udzieliły odpowiedzi. W zaproszeniu do badania zapewniono o pełnej anonimowości, a przypomnienia wysyłano wyłącznie do osób, które nie udzieliły odpowiedzi przy użyciu przypisanych identyfikatorów. Kwestionariusz został przetestowany pilotażowo w maju 2010 r., po czym dokonano przeglądu formy, słownictwa i struktury poszczególnych elementów ankiety.

W analizie najbardziej produktywnych naukowców w prezentowanym artykule istnieje kompromis między korzyściami płynącymi z wykorzystania samodzielnie podawanych danych dotyczących liczby publikacji jako jedynej miary produktywności naukowej a korzyściami płynącymi z wykorzystania kombinacji liczby publikacji, cytowań, indeksu H i innych miar bibliometrycznych. Szczegółowe dane na poziomie indywidualnym – w tym dane dotyczące międzynarodowej współpracy naukowej i międzynarodowe dane dotyczące współautorstwa publikacji – zostały wykorzystane pomimo świadomości ich niedoskonałości.

Zastosowanie techniki badań ankietowych nasuwa istotny problem – błędne zgłaszanie między innymi danych dotyczących liczby i typów publikacji. Problem dotyczy głównie pytań wrażliwych, na które respondenci mogą wybrać nierzetelną odpowiedź „z powodu chęci zaprezentowania się w jak najlepszym świetle wobec ankietera lub uniknięcia potencjalnych reperkusji” (McNeeley 2012: 382). Zgłaszanie nadmiernej liczby społecznie pożądanых zachowań w środowisku akademickim (np. liczby publikacji) oraz zaniżanie społecznie niepożądanych zachowań (np. poziomu niepublikowania) jest problemem (de Vaus 1985), a pewien poziom błędów w odpowiedziach jest nieunikniony. Wydaje się jednak, że polscy naukowcy dosyć rzetelnie przedstawiali dane dotyczące liczby i typów publikacji; w oparciu o publicznie dostępne dane dotyczące produktywności na poziomie instytucjonalnym i na poziomie wydziałów według typu instytucjonalnego, rozkłady odpowiedzi odpowiadały wnioskowi z wcześniejszej literatury, co sugeruje, że respondenci nie postrzegali pytań zawartych w kwestionariuszu jako szczególnie wrażliwych. Na przykład średnie poziomy liczby indywidualnych publikacji odpowiadały średnim poziomom dla sześciu głównych typów instytucjonalnych, z najwyższym poziomem dla „uniwersytetów” i „uniwersytetów technicznych”, a najniższym dla „akademii”. Zaobserwowany wysoki odsetek osób niepublikujących i niepublikujących w języku angielskim sugeruje, że błąd pomiaru dla danych publikacyjnych nie był istotnym problemem.

3.5. Ograniczenia metodologiczne

Zaprezentowane analizy opierają się na danych deklaracyjnych. Wybraną miarą produktywności badawczej była liczba recenzowanych artykułów i ekwiwalentów artykułów recenzowanych opublikowanych w trzyletnim okresie referencyjnym. W różnym stopniu respondenci „mogą przedstawiać badaczowi nieprawdziwy obraz, na przykład odpowiadając na pytanie, jaka mogłaby być ich sytuacja, a nie jaka jest

sytuacja rzeczywista” (Cohen i in. 2011: 404). Choć dane dotyczące publikacji zgłaszanych samodzielnie nie są doskonałe, nie wydają się pociągać za sobą błędów nielosowych (tzn. błędy są przypadkowe) czy też systematycznych (co ma miejsce, gdy błędy wykazują tendencję do zmiany w jednym kierunku; zob. Spector 1981: 13). W narzędziu badawczym nie rozróżniano poziomu i prestiżu czasopism akademickich i nie było możliwości badania wzorców cytowań. Współczynniki wpływu czasopism i liczba cytowań autorów nie wchodziły w zakres tego badania z powodu niedostępności danych. W związku z anonimizacją danych, produktywność poszczególnych badaczy nie mogła być powiązana z poszczególnymi instytucjami – poza sześcioma głównymi typami instytucjonalnymi.

Aby wzmocnić zasadność analiz (zob. także Kwiek 2018c i Kwiek 2019a), oprócz artykułów recenzowanych (*peer-reviewed articles*, PRA) zastosowano trzy inne miary: ekwiwalenty artykułów recenzowanych (*peer-reviewed article equivalents*, PRAE), ekwiwalenty artykułów recenzowanych międzynarodowo współautorskich (*internationally collaborative peer-reviewed article equivalents*, IC-PRAE) oraz ekwiwalenty artykułów recenzowanych w języku angielskim (*English peer-reviewed article equivalents*, ENG-PRAE). Oznacza to, że liczba publikacji została również przeliczona na liczbę ekwiwalentów artykułów. Miara PRAE jest obliczana jako suma ważona własnych artykułów opublikowanych w książkach lub czasopismach (wycenianych jako ekwiwalent 1 artykułu), książek redagowanych (wycenianych jako ekwiwalenty 2 artykułów) i książek autorskich (wycenianych jako ekwiwalenty 5 artykułów) opublikowanych w ciągu trzyletniego okresu referencyjnego. Jest to zgodne z procedurą stosowaną w Piro et al. (2013: 309); Røstad i Aksnes (2015: 319); Bentley (2015: 870) oraz Gorelova i Lovakov (2016: 11). W większości analiz opartych na badaniach ankietowych 4–6 artykułów odpowiada jednej pełnej monografii.

Podobnie jak Bentley (2015), do każdej obserwacji zastosowaliśmy udział recenzowanych publikacji podany przez respondenta. Zaletą zastosowania miary PRAE w badaniach przekrojowych jest to, że obejmuje ona różne publikacje, w tym książki autorskie i redagowane (które nadal stanowią jeden z głównych typów publikacji w Polsce w dziedzinie nauk społecznych i humanistycznych). Miara IC-PRAE bazuje na samodzielnie zgłoszonym udziale publikacji współtworzonych z kolegami z zagranicy, a miara ENG-PRAE opiera się na samodzielnie zgłoszonym udziale publikacji wydawanych w języku obcym, który jest w przeważającej mierze językiem angielskim (dla 87,1% polskich naukowców). W związku z tym w tekście korzystamy z liczby publikacji naukowych oraz odsetka publikacji recenzowanych przez środowisko naukowe, publikacji powstałych w języku angielskim oraz publikacji współtworzonych z kolegami z zagranicy.

Przedstawione poniżej analizy produktywności naukowej przeliczają liczbę publikacji na ekwiwalenty artykułów w celu bardziej sprawiedliwego zestawienia dziedzin akademickich, w których wzorce publikacyjne są różne (Kyvik i Aksnes 2015). Miara

PRAE została wykorzystana w celu ułatwienia bardziej kompleksowego zbadania różnic we wzorcach publikacyjnych w różnych dziedzinach pomiędzy najbardziej produktywną kadrą (górne 10%) i jej resztą (pozostałe 90%); miary IC-PRAE i ENG-PRAE zostały wykorzystane do zbadania, jak te dwie grupy różnią się pod względem umiędzynarodowienia. Ekwiwalenty artykułów zostały wykorzystane do porównań obejmujących duże klastry dyscyplin. Podejście to jest zgodne z podejściem przyjętym w Ramsden (1994: 213); Guldbrandsen i Smeby (2005: 938); Kyvik i Aksnes (2015: 1441); Villanueva-Felez et al. (2013: 472); Piro et al. (2013: 309); Teichler et al. (2013: 146–147); i Arimoto (2011: 296). Ekwiwalenty artykułów wykorzystywano również w pracach w *Scientometrics* i *Journal of Informetrics* (np. Kyvik 1989: 206; Piro et al. 2016: 945; Bentley 2015: 870; Røstad i Aksnes 2015: 319). Zastosowanie miar PRA i PRAE odzwierciedla specyfikę polskiego systemu, który tradycyjnie opierał się na publikacjach książkowych we wszystkich dziedzinach nauki.

4. Wyniki

4.1. Najbardziej produktywni naukowcy – profil

Częstość wybranych cech demograficznych najbardziej produktywnych naukowców została zaprezentowana w tabeli 2. Około dwie trzecie z nich to mężczyźni (64 procent), którzy są przeważnie starsi (trzech z czterech ma przynajmniej 40 lat, 75,3 procent), a niemal 60 procent z nich (59,8 procent) ma przynajmniej dziesięcioletnie doświadczenie akademickie (liczone jako czas pracy na pełnym etacie w sektorze szkolnictwa wyższego). Średni wiek najbardziej produktywnych naukowców wynosi 50 lat (odchylenie standardowe – 11,16 lat, rys. 1). Dominująca grupa wiekowa wśród najbardziej produktywnych naukowców różni się w poszczególnych klastrach dyscyplin. Najbardziej produktywni naukowcy są średnio znacznie młodszy w naukach społecznych i humanistycznych, a starsi w pozostałych klastrach dyscyplin (najbardziej produktywni naukowcy w wieku 55 lat i więcej stanowią około połowy najbardziej produktywnych naukowców w naukach fizycznych i matematycznych, naukach inżynierskich i technicznych oraz rolniczych – w porównaniu z zaledwie jedną trzecią w humanistyce i jedną czwartą w naukach społecznych).

Dobrym wytłumaczeniem różnic między dyscyplinami ze względu na grupę wiekową jest deinstytucjonalizacja misji badawczej w naukach miękkich (w przeciwieństwie do nauk twardych), która postępowała w latach 1990–2005, czyli w okresie ekspansji sektora szkolnictwa wyższego (Kwiek 2017). Młodzi najbardziej produktywni naukowcy podlegali procesom socjalizacji do pracy akademickiej w swoich instytucjach w momencie, gdy liczbowa ekspansja – wciąż rosnąca liczba studentów – powoli zwalniała, prowadząc do obecnego systematycznego kurczenia się systemu (Kwiek 2015c) (szczególnie wyrazistym przykładem są nauki społeczne, w których ponad połowa najbardziej produktywnych naukowców jest poniżej 40 roku życia, zob. rys. 2).

Tabela 2. Opis próby – częstości wybranych cech demograficznych

		Pozostali naukowcy (90%)		Najbardziej produktywni naukowcy (górne 10%)		Suma	
		N	%	N	%	N	%
Płeć	Mężczyzna	1242	54,5	168	64	1410	55,5
	Kobieta	1037	45,5	95	36	1132	44,5
Grupy wiekowe	Poniżej 30 r.ż.	44	1,9	2	0,6	45	1,8
	30 do 39 r.ż.	854	37,4	64	24	917	36
	40 do 49 r.ż.	584	25,6	62	23,3	646	25,3
	50 do 59 r.ż.	414	18,1	73	27,6	488	19,1
	60 lat i starsi	388	17	65	24,4	452	17,8
	Poniżej 10 lat	688	29,8	46	17	733	28,5
	10 do 19 lat	662	28,7	62	23,2	724	28,1
Doświadczenie akademickie*	20 do 29 lat	373	16,2	58	21,8	431	16,8
	30 do 39 lat	423	18,3	69	25,8	492	19,1
	40 lat i więcej	160	6,9	33	12,2	193	7,5
	HUM	551	23,7	62	23,1	613	23,6
Klasy dziedzic akademickich	SOC	262	11,3	29	10,6	291	11,2
	PHYSMATH	174	7,5	20	7,4	194	7,5
	LIFE	380	16,4	47	17,5	427	16,5
	ENGITECH	511	22	60	22,5	571	22
	AGRICULT	164	7,1	19	7,3	183	7,1
	MEDHEALTH	282	12,1	31	11,6	313	12,1

Objaśnienie: ***doświadczenie akademickie** oznacza liczbę lat, jakie upłynęły od pierwszego zatrudnienia na pełen etat (poza pracą w charakterze asystenta naukowego i dydaktycznego w sektorze badawczym lub sektorze szkolnictwa wyższego, pytanie A6).

Różnica jest również wyraźna pod względem zajmowanych przez najbardziej produktywnych naukowców stanowisk oraz ich tytułów i stopni. W naukach miękkich, dominującym stopniem jest doktorat, w przeciwieństwie do nauk ścisłych, w których dominuje tytuł profesora tytularnego. Wysoce produktywni naukowcy w naukach miękkich zajmują, średnio, niższe stanowiska i mają niższe stopnie. W naukach ścisłych najbardziej produktywni naukowcy podlegają wzorcom pokazywanym w tradycyjnych studiach nad akumulacją przewag w nauce (Cole i Cole 1967; Merton 1968; Zuckerman 1970). Im wyższe stanowisko, tym większa indywidualna produktywność

badawcza, albo, mówiąc inaczej, produktywność systematycznie rośnie wraz z wiekiem (zob. tabela 3 i rys. 2). Na polskich uczelniach podział na nauki miękkie i twarde jest szczególnie silny w związku z ekspansją opartą na podaży studentów, po której nastąpiło w ostatniej dekadzie silne kurczenie się systemu w związku z niżem demograficznym (Kwiek 2016b). Rozkład naukowców (a tym samym najbardziej produktywnych naukowców i ich reszty) pomiędzy klastrami dyscyplin akademickich odpowiada w przybliżeniu ich rozkładowi w polskim systemie szkolnictwa wyższego (sektor Polskiej Akademii Nauk został wyłączony z badania).

Rysunek 1. Najbardziej produktywni naukowcy w ujęciu grup wiekowych, wszystkie klastry dyscyplin (w %)

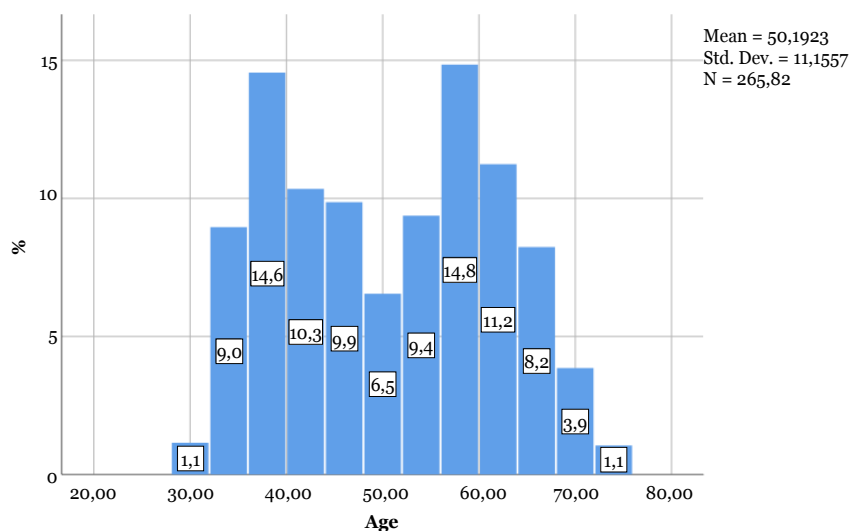
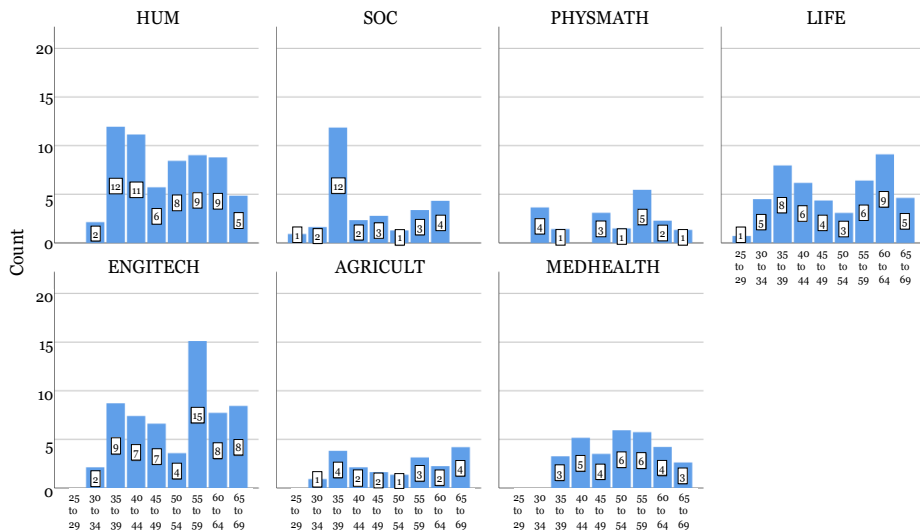


Tabela 3. Najbardziej produktywni naukowcy w ujęciu stopnia/tytułu i przynależności dyscyplinarnej (w %)

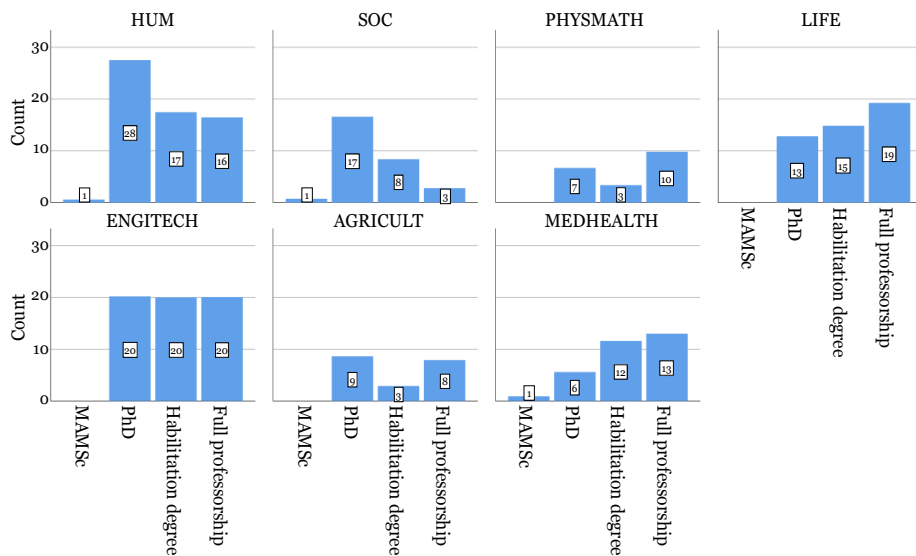
Stopień/Tytuł	HUM	SOC	PHYS MATH	LIFE	ENGIN TECH	AGRI CULT	MED HEALTH
Magisterium	1,0	2,6	0,0	0,0	0,0	0,0	3,0
Doktorat	44,4	58,2	33,7	27,3	33,5	44,4	18,0
Habilitacja	28,1	29,4	17,0	31,6	33,2	14,9	37,3
Profesura tytułarna	26,5	9,8	49,4	41,0	33,3	40,7	41,8
Razem*	100	100	100	100	100	100	100

Objaśnienie: *suma nie wynosi dokładnie 100% z powodu zaokrąglenia.

Rysunek 2. Najbardziej produktywni naukowcy w ujęciu grup wiekowych i klastrów dyscyplin naukowych (częstotliwość)



Rysunek 3. Najbardziej produktywni naukowcy w ujęciu tytułu/stopnia i klastrów dyscyplin naukowych (częstotliwość)



Statystycznie istotne różnice pod względem czasu upływającego między kolejnymi awansami naukowymi, pomiędzy najbardziej produktywnymi naukowcami i resztą naukowców nie zachodzą na etapie przygotowywania doktoratu czy na początkowych etapach kariery akademickiej (zob. tabela 4). Różnica polega na tym, że najbardziej produktywni naukowcy otrzymują habilitację, a następnie profesurę, średnio rok szybciej (w sumie prawie dwa i pół roku szybciej). Na podstawie pytania A1 kwestionariusza dysponowaliśmy datami ukończenia studiów i zdobycia doktoratu, habilitacji i tytułu profesorskiego – tam, gdzie miało to zastosowanie. Różnica między dwoma grupami naukowców zasadniczo nie zachodzi zatem pod względem awansów – zdobywania stopni i tytułów. Może to oznaczać, że w Polsce związek pomiędzy wysoką aktywnością publikacyjną a pięciem się w górę akademickiej drabiny jest stosunkowo słaby. Profesura tytularna jest związana nie tylko z publikacjami, ale również z tak zwaną „promocją młodej kadry”, to znaczy z opieką nad doktorantami do momentu otrzymania przez nich stopnia doktora, co może w niesprzyjających okolicznościach (niezycżliwe rady wydziałów nie przyznające promotorstwa) opóźniać przyznanie profesury (Kwiec 2017; zmiany w ramach Ustawy 2.0 nie dotyczą analizowanych tu przypadków).

Tabela 4. Czas upływający pomiędzy kolejnymi awansami naukowymi – średnia liczba lat pomiędzy otrzymaniem kolejnych stopni lub tytułu

	Pozostali (90%)	Najbardziej pro- duktywni naukowcy (10%)	Grupa z istotnie większą średnią
Pomiędzy magisterium a doktorem	7,73	7,41	–
Pomiędzy doktoratem a habilitacją	12,98	11,91	Pozostali
Pomiędzy habilitacją a profesurą	9,80	8,66	Pozostali
Pomiędzy doktoratem a profesurą	21,12	19,66	–

Objaśnienie: porównanie średnich w kolumnach (test t dla równości średnich został przeprowadzony dla każdego stopnia/tytułu naukowego, poziom istotności $\alpha = 0,05$). Dla każdej pary ze średnią różnicą istotnie różną od zera, symbol większej kategorii (top lub pozostali) pojawia się w ostatniej kolumnie.

W przeciwieństwie do mniej produktywnych naukowców, najbardziej produktywnych naukowców charakteryzuje kilka wspólnych cech. Posiadają wspólny profil zawodowy: są to przeważnie mężczyźni ze średnią wieku około 50 lat, posiadacze profesury tytularnej, częściej wchodzący we współpracę krajową i międzynarodową, częściej publikujący zagranicą (niż pozostali naukowcy). Badania prowadzone przez najbardziej produktywnych naukowców są międzynarodowe – zarówno gdy chodzi o zakres, jak i przedmiot badań; pracują dłużej i przeznaczają więcej czasu na badania, ponadto są znacznie bardziej zorientowani na badania niż na kształcenie

(zob. Kwiek 2015a i Kwiek 2017). Skupiają się na badaniach podstawowych i teoretycznych, (co poniekąd zrozumiałe) zasiadają w komitetach naukowych bądź komisjach naukowych, jak również częściej niż ich mniej produktywni koledzy wypełniają obowiązki recenzenta, redaktora czasopisma naukowego czy serii wydawniczej.

4.2. Wzorce indywidualnej produktywności badawczej – najbardziej produktywni naukowcy a krajowa produkcja naukowa

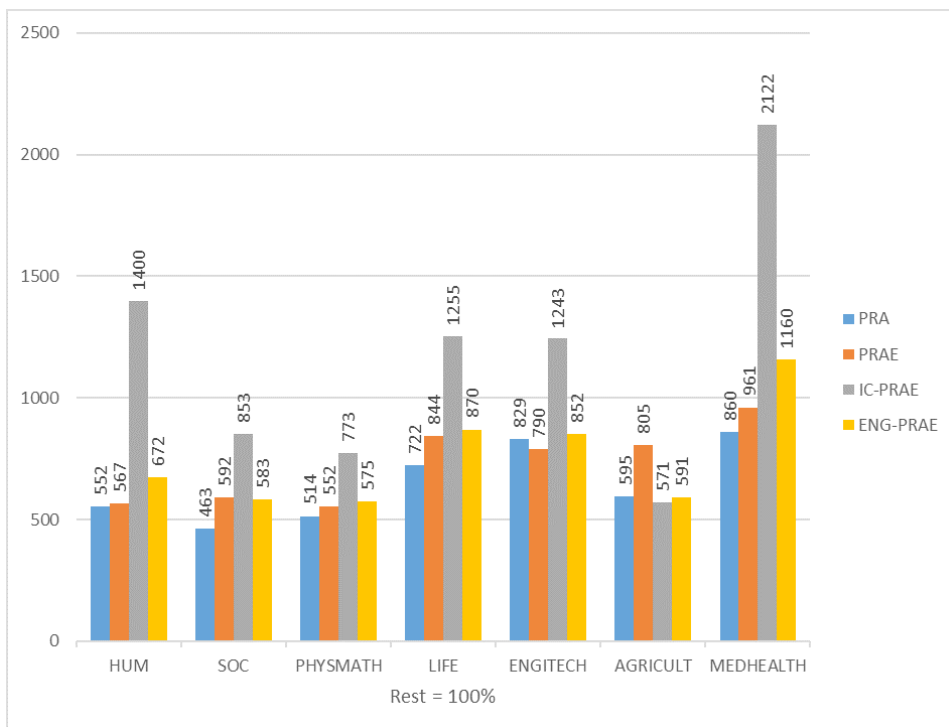
Szczegółowe statystyki ukazujące przeciętną produktywność badawczą przy użyciu trzech typów ekwiwalentów artykułów (PRAE, IC-PRAE i ENG-PRAE) według klastrów dyscyplin i dwóch badanych grup (najbardziej produktywni naukowcy vs. pozostali naukowcy) zostały zaprezentowane w tabelach 5, 6 i 7. Według standardów europejskich (które znamy z tego samego, europejskiego badania ankietowego) średnio polscy naukowcy są nisko produktywni badawczo, a ich publikacje mają w dużej mierze zasięg krajowy (język, typ czasopisma, współpraca międzynarodowa).

Jak widzimy, w kolumnie przedstawiającej odsetek niepublikujących w tabeli 5, około 40–60 procent polskich naukowców, którzy są zaangażowani w badania, to naukowcy niepublikujący (między 38,5 procent naukowców w naukach humanistycznych a 57,1 procent w naukach medycznych i o zdrowiu nie opublikowało w okresie referencyjnym ani jednej pracy naukowej). Dodajmy, że, szukając wzorców – pracujemy na danych z 2010 r. – można założyć, że odsetek ten systematycznie maleje w związku z presją dwóch kolejnych fal reform. Z kolei, jak widzimy w kolumnach przedstawiających odsetek publikujących bez międzynarodowego współautorstwa (tabela 6) i odsetek niepublikujących w języku angielskim (tabela 7), ich zaangażowanie umiędzynarodowienie w badaniach (rozumiane jako współautorstwo publikacji, jako typ współpracy międzynarodowej) jest marginalne. Poza naukami fizycznymi i matematycznymi około 80–95 procent polskich naukowców nie opublikowało nic we współpracy międzynarodowej; i ponownie, poza naukami fizycznymi i matematyką, około 60 procent nie publikuje po angielsku.

Średnia produktywność badawcza (według wszystkich miar produktywności) dla najbardziej produktywnych naukowców jest znacznie wyższa we wszystkich klastrach dyscyplin: około pięć do ośmiu razy (zob. rys. 4) niż dla reszty naukowców. Zdecydowanie największa różnica w produktywności ma miejsce w przypadku międzynarodowych publikacji współautorskich (miara IC-PRAE), co pokazuje determinującą rolę umiędzynarodowienia badań dla produktywności: w czterech klastrach różnica pomiędzy dwoma grupami naukowców jest ponad 12 razy większa, a w trzech jest około 8 razy większa. Co interesujące, odsetek IC-PRAE w PRAE jest zbliżony we wszystkich klastrach (zob. rys. 5) – najbardziej produktywni naukowcy publikują znacznie więcej i publikują więcej we współpracy z naukowcami z zagranicy; między dwoma grupami naukowców istnieją jednak znaczne różnice między dyscyplinami,

a nie w ich ramach (naukowcy z obu grup z klastrów PHYSMATH i LIFE mają wyższy odsetek, a z klastrów HUM i SOC odsetek bardzo niski).

Rysunek 4. Produktywność badacza według klastrów dyscyplin – najbardziej produktywni naukowcy vs. pozostali (produktywność najbardziej produktywnych naukowców jako procent produktywności pozostałych – pozostali = 100%)



Objaśnienie: średnia liczba recenzowanych artykułów naukowych (PRA), ekwiwalentów recenzowanych artykułów naukowych (PRAE), ekwiwalentów recenzowanych artykułów opublikowanych wspólnie z autorami zagranicznymi (IC-PRAE) oraz ekwiwalentów recenzowanych artykułów opublikowanych w języku angielskim (ENG-PRAE) opublikowane w trzyletnim okresie referencyjnym.

Dla wszystkich klastrów wyniki są statystycznie istotne (w %).

Konsekwentnie we wszystkich klastrach dyscyplin nieco mniej niż połowa (44,7 procent) wszystkich publikacji (ekwiwalentów artykułów: recenzowanych artykułów naukowych, rozdziałów i monografii) była efektem pracy około 10 procent najbardziej produktywnych naukowców. Najbardziej produktywni naukowcy są również odpowiedzialni za około połowę (48,0 procent) wszystkich publikacji w języku angielskim (miara ENG-PRAE) i prawie 60 procent (57,2 procent) wszystkich prac opublikowanych wspólnie z autorami zagranicznymi (miara IC-PRAE); całościowy obraz nie różni się również w przypadku recenzowanych artykułów naukowych (zob. tabela 8).

Tabela 5. Produktowność badawcza – ekwiwalenty recenzowanych artykułów naukowych (PRAE) opublikowanych w trzyletnim okresie referencyjnym

	Pozostali (90%)					Najbardziej produktywni naukowcy (górne 10%)							
	Średnia PRAE	95% przedział ufności, DG	95% przedział ufności, GG	Mediana bliższych	% niepublikujących	Średnia PRAE tylko dla publikujących	Odcylenie niestandardowe	Średnia PRAE	95% przedział ufności, DG	95% przedział ufności, GG	Mediana	Odcylenie standardowe	n
HUM	5,6	5,07	6,13	4,2	38,5	9,11	6,32	31,76	29,16	34,36	28,8	10,44	62
SOC	6,23	5,37	7,09	4	44,5	11,23	7,08	36,91	29,34	44,48	32	20,81	29
PHYSMATH	3,77	3,12	4,42	2	42,2	6,52	4,39	20,82	18,71	22,93	20	4,82	20
LIFE	3,25	2,77	3,73	0	55,8	7,35	4,81	27,43	24,99	29,87	25	8,55	47
ENGINECH	3,38	2,97	3,79	0	53,4	7,25	4,71	26,71	23,66	29,76	23,9	12,04	60
AGRICULT	3,23	2,56	3,90	0	52,1	6,74	4,38	25,99	21,57	30,41	24	9,82	19
MEDHEALTH	3,22	2,66	3,78	0	57,1	7,50	4,81	30,96	26,93	34,99	28	11,46	31

Objaśnienie: najbardziej produktywni naukowcy (10%, prawy panel) vs. pozostali (90%, lewy panel).

Tabela 6. Produktowność badawcza – ekwiwalenty recenzowanego artykułu opublikowanego wspólnie z autorami zagranicznymi (IC-PRAE) opublikowane w trzyletnim okresie referencyjnym

	Pozostali (90%)					Najbardziej produktywni naukowcy (górne 10%)							
	Średnia IC-PRAE	95% przedział ufności, DG	95% przedział ufności, GG	Mediana	% niepublikujących autorami zagr.	Średnia IC-PRAE	95% przedział ufności, DG	95% przedział ufności, GG	Mediana	% niepublikujących autorami zagr.	Odcylenie niestandardowe	N	
HUM	0,11	0,05	0,17	0	93,4	0,67	0,551	0,31	2,77	0	77,1	4,93	62
SOC	0,17	0,07	0,27	0	92,5	0,82	0,262	-0,21	3,11	0	87,0	4,57	29
PHYSMATH	1,24	0,86	1,62	0	68,7	2,59	1,74	6,22	12,96	9,6	10,7	7,7	20
LIFE	0,71	0,50	0,92	0	80,8	2,12	3,80	5,81	11,45	4,4	20,8	9,86	47
ENGINECH	0,35	0,24	0,46	0	86,4	1,28	5,11	2,57	6,13	1,45	43,5	7,04	60
AGRICULT	0,35	0,13	0,57	0	86,2	1,43	1,64	0,73	3,27	0	52,7	2,82	19
MEDHEALTH	0,23	0,10	0,36	0	90,6	1,12	2,82	1,76	8,00	1,15	49,4	8,87	31

Objaśnienie: najbardziej produktywni naukowcy (10%, prawy panel) vs. pozostali (90%, lewy panel).

Tabela 7. Produktowność badawcza – ekwiwalenty recenzowanego artykułu opublikowanego w języku angielskim (ENG-PRAE) opublikowane w trzyletnim okresie referencyjnym

	Pozostali (90%)				Najbardziej produktywni naukowcy (górze 10%)									
	Średnia ENG-PRAE	95% przedział ufności, DG	95% przedział ufności, GG	% nie publikujących po angielsku	Średnia ENG-PRAE	95% przedział ufności, DG	95% przedział ufności, GG	% nie publikujących po angielsku	Mediana na	Odczylenie standardowe	N			
HUM	1,16	0,94	1,38	0	63,9	2,66	551	7,79	5,66	9,92	21,2	5,8	8,57	62
SOC	1,01	0,74	1,28	0	62,7	2,21	262	5,89	2,64	9,14	25,6	2,55	8,93	29
PHYSMATH	3,43	2,79	4,07	2	43,4	4,28	174	19,72	17,64	21,80	0,0	18	4,74	20
LIFE	2,46	2,05	2,87	0	58,6	4,09	380	21,4	18,43	24,37	0,0	20	10,4	47
ENGITECH	1,93	1,62	2,24	0	60,0	3,52	511	16,45	13,78	19,12	2,1	16,2	10,55	60
AGRICULT	1,86	1,37	2,35	0	56,9	3,2	164	11	6,92	15,08	0,0	8,08	9,07	19
MEDHEALTH	1,44	1,11	1,77	0	62,7	2,83	282	16,71	12,11	21,31	4,9	15,4	13,06	31

Objaśnienie: najbardziej produktywni naukowcy (10%, prawy panel) vs. pozostali (90%, lewy panel).

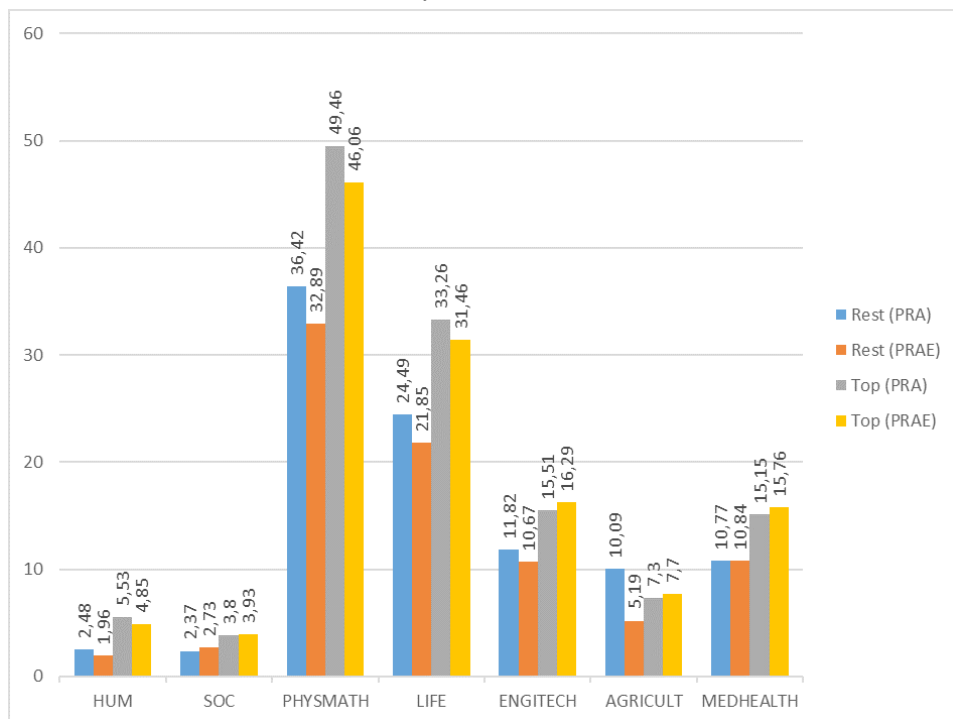
Tabela 8. Publikacje najbardziej produktywnych polskich naukowców jako odsetek całkowitej produkcji naukowej

Klastry dyscyplin/ Kategoria produktywności	Odsetek PRAE opublikowanych przez najbardziej produktywnych (%)		Odsetek IC-PRAE opublikowanych przez najbardziej produktywnych (%)		Odsetek ENG-PRAE opublikowanych przez najbardziej produktywnych (%)		Odsetek PRA opublikowanych przez najbardziej produktywnych (%)		Odsetek IC-PRA opublikowanych przez najbardziej produktywnych (%)		Odsetek ENG-PRA opublikowanych przez najbardziej produktywnych (%)	
	39,3	60,5	43,4	39,3	37,0	44,4	58,6	40,9	34,1	46,1	34,3	44,3
HUM	39,3	60,5	43,4	39,3	37,0	44,4	58,6	40,9	34,1	46,1	34,3	44,3
SOC	39,8	48,6	39,3	39,8	37,0	44,4	46,1	34,3	34,1	46,1	34,3	44,3
PHYSMATH	38,8	47,2	39,8	39,8	37,0	44,4	46,1	34,3	34,1	46,1	34,3	44,3
LIFE	51,2	60,2	51,9	51,9	47,3	55,0	55,0	46,9	44,4	46,1	34,3	44,3
ENGITECH	48,4	59,6	50,4	50,4	49,6	56,4	56,4	49,3	44,4	46,1	34,3	44,3
AGRICULT	49,1	40,4	41,4	41,4	41,5	34,1	34,1	33,4	34,1	46,1	34,3	44,3
MEDHEALTH	51,9	70,5	56,6	56,6	49,1	57,9	57,9	50,2	49,1	57,9	50,2	50,2
Średnia dla kategorii	44,7	57,2	48,0	48,0	43,2	52,0	52,0	44,3	43,2	52,0	44,3	44,3

Objaśnienie: według klastrów dyscyplin i kategorii produktywności: dla recenzowanych artykułów naukowych (PRA) i ekwiwalentów recenzowanych artykułów naukowych (PRAE) (w %).

Duże różnice międzydyscyplinarne są jednak widoczne – najbardziej produktywni naukowcy w humanistyce (górne 10,1 procent) odpowiadają średnio za 60,5 procent wszystkich prac opublikowanych wspólnie z autorami zagranicznymi, a w naukach medycznych i o zdrowiu (górne 9,9 procent) za około 70,5 procent.

Rysunek 5. Produktywność badawcza według klastrów dyscyplin – najbardziej produktywni naukowcy vs. reszta naukowców

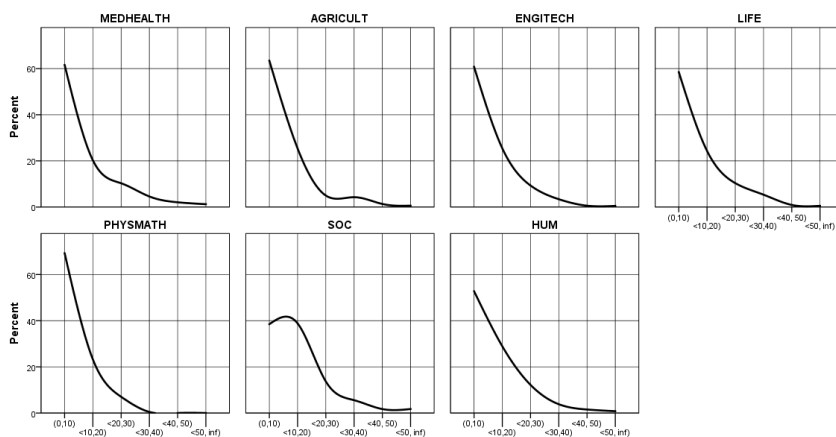


Objaśnienie: odsetek IC-PRA (i IC-PRAE) w PRA (i PRAE) – odsetek średniej liczby recenzowanych artykułów opublikowanych wspólnie z autorami zagranicznymi i ekwiwalentów artykułów w średniej liczbie recenzowanych artykułów naukowych i ekwiwalentów artykułów naukowych opublikowanych w trzyletnim okresie referencyjnym. Dla wszystkich klastrów wyniki są statystycznie istotne (w %).

Rozkład produktywności badawczej dla wszystkich klastrów dyscyplin charakteryzuje się skrajną asymetrią prawostronną, nie tylko w przypadku wszystkich naukowców (rys. 6), ale również w przypadku najbardziej produktywnych naukowców (rys. 7). Oba wykresy pokazują na osi pionowej odsetek autorów, a na osi poziomej liczbę publikacji. W górnej warstwie naukowców pod względem produktywności badawczej wzory rozkładu produktywności są niesymetryczne, podobnie jak w przypadku mniej produktywnej warstwy; należy zwrócić uwagę na długi ogon produktywności po prawej stronie we wszystkich klastrach dyscyplin. Górne 10 procent naukowców

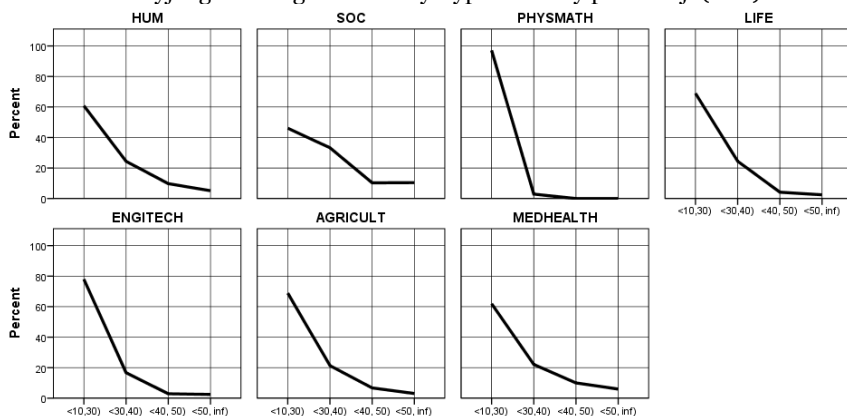
jest wewnątrznie tak zestratyfikowane, jak mniej produktywnie 90 procent. Ma to jednak miejsce tylko jeśli zdecydujemy się na spojrzenia przez pryzmat „ekwiwalentów artykułów” – w specyficznym polskim kontekście, w którym monografie i książki pod redakcją wciąż mają istotne znaczenie we wszystkich dyscyplinach, rozkład produktywności reszty naukowców jest skrajnie asymetryczny; natomiast nie dotyczy to najbardziej produktywnych naukowców w ujęciu miary PRA.

Rysunek 6. Wszyscy polscy naukowcy – rozkład ekwiwalentów recenzowanych artykułów naukowych (miara PRAE) opublikowanych w trakcie trzyletniego okresu referencyjnego według klastrow dyscyplin i liczby publikacji (w %)



Objaśnienie: oś pionowa: odsetek autorów, oś pozioma: liczba opublikowanych artykułów.

Rysunek 7. Najbardziej produktywni naukowcy – rozkład ekwiwalentów recenzowanych artykułów naukowych (miara PRAE) opublikowanych w trakcie trzyletniego okresu referencyjnego według klastrow dyscyplin i liczby publikacji (w %)



Objaśnienie: oś pionowa: odsetek autorów, oś pozioma: liczba opublikowanych artykułów.

4.3. Analiza dwuwymiarowa

4.3.1. Produktywność badawcza a rozkład czasu pracy

W tej części studium przedstawiamy wyniki dotyczące różnic w średniej liczbie godzin pracy, zwłaszcza średniej liczbie godzin pracy poświęcanej na badania, między dwiema subpopulacjami (naukowcy najbardziej produktywni i reszta kadry, top i pozostali). Nasze wyniki są oparte na dwustronnym teście t dla dwóch średnich o hipotezie zerowej zakładającej równość średniego poziomu zjawiska w dwóch subpopulacjach, na poziomie istotności $\alpha = 0,05$. Dla każdej pary o różnicy średnich istotnie różniących się od zera, pojawia się w danej kolumnie symbol większej kategorii (top lub pozostali). Test t dla dwóch średnich arytmetycznych (top vs. pozostali) został wykonany dla każdego z pięciu typów zbadanej działalności akademickiej i dla wszystkich klastrów dyscyplin łącznie.

Zbiór danych zawierał pięć wymiarów pracy akademickiej: kształcenie, badania, działalność usługowa typu *non-profit* na rzecz uczelni i poza nią, administracja i inne działania akademickie. Nacisk położono tutaj na różnice w średnich godzinach pracy najbardziej produktywnych naukowców i pozostałej kadry w każdym klastrze dyscyplin, w oparciu o tygodniowe godziny pracy w okresie, kiedy są prowadzone zajęcia i wtedy, kiedy ich nie ma w ramach roku akademickiego. Godziny te zostały uśrednione w skali roku, zakładając, że 60% dla pierwszego okresu i 40% dla okresu drugiego stanowi dobre przybliżenie w polskim systemie szkolnictwa wyższego (Bentley i Kyvik 2013 posłużyli się podobnymi proporcjami – 66,6/33,3 dla badania w skali globalnej).

Różnica średnich dla uśrednionego w skali roku całkowitego tygodniowego czasu pracy pomiędzy najbardziej produktywnymi naukowcami i resztą kadry wynosi 5 godzin. Obraz polskiej akademii, który wyłania się z badania, jest tradycyjny: najbardziej produktywni naukowcy poświęcają średnio mniej czasu na kształcenie (o 2 godziny tygodniowo) i więcej czasu na badania (o 4 godziny tygodniowo) i obowiązki administracyjne (o 1 godzinę). Wyłaniają się jednak znaczące różnice między dyscyplinami w całkowitym tygodniowym czasie pracy, wahające się od 6 godzin dla nauk inżynierskich i technicznych do 12 godzin dla nauk fizycznych i matematycznych (tabela 10 w załącznikach).

Innymi słowy polscy najbardziej produktywni naukowcy w naukach fizycznych i matematycznych, w porównaniu z pozostałymi naukowcami z tych dyscyplin, spędzają średnio 69 dodatkowych pełnych dni pracy w ciągu roku (12 godzin razy 46 tygodni, zakładając ośmiogodzinny dzień pracy); co charakterystyczne, poświęcają średnio 13 godzin więcej tygodniowo na badania (tzn. dodatkowe 75 dni). To właśnie te dodatkowe godziny stanowią bilet wstępu do klasy najbardziej produktywnych naukowców pod względem rozkładu czasu pracy. Standardowy wzorzec dla polskich najbardziej produktywnych naukowców to (znacznie) więcej godzin pracy i (znacznie) więcej godzin przeznaczonych na badania (zob. podsumowanie różnic w godzinach pracy w tabeli 11).

Tabela 9. Zróżnicowanie czasu pracy według typu działalności akademickiej, naukowcy ze wszystkich klastrów dyscyplin razem w oparciu o wyniki testu *t* dla równość średnich, naukowcy najbardziej produktywni (top) i reszta kadry (pozostali)

	Liczba godzin w tygodniu (uśredniona w skali roku)		T	p-wartość	Grupa z istotnie większą średnią (top lub pozostali)	Różnica % (top vs. pozostali)	Różnica liczby godzin w skali tygodnia (top vs. pozostali)
	Top (górnicy 10%)	Pozostali (90%)					
Kształcenie	13,77	15,75	3,23	0,001	Pozostali	-12,58	-1,98
Badania	22,98	18,98	-4,49	0,000	Top	21,08	4,00
Usługi niekomercyjne	5,76	5,40	-0,84	0,405	–	6,77	0,37
Administracja	7,05	6,03	-2,36	0,018	Top	16,96	1,02
Inne	5,65	5,21	-0,77	0,442	–	8,47	0,44
Łącznie	50,52	45,99	-3,16	0,002	Top	-8,97	4,53

Objaśnienie: pytanie B1: „Biorąc pod uwagę całą swoją aktywność zawodową, proszę wskazać, ile godzin w ciągu tygodnia przeznaczają Pan(i) na każde z wymienionych poniżej zajęć w bieżącym roku akademickim” (średnia roczna: 60% w okresie prowadzenia zajęć i 40%, kiedy zajęcia nie są prowadzone)? Wyłącznie kadra zatrudniona na pełnym etacie i zajmująca się zarówno kształceniem, jak i badaniami. W tabeli została przedstawiona grupa o statystycznie istotnie wyższej średniej.

Tabela 11. Podsumowanie – zróżnicowanie czasu pracy według typu działalności akademickiej i klastrów dyscyplin

	HUM	SOC	PHYS MATH	LIFE	ENGI TECH	AGRI CULT	MED HEALTH
Kształcenie				Pozostali			Pozostali
Badania			Top	Top	Top		
Usługi niekomercyjne							
Administracja				Top			
Inne							
Łącznie			Top	Top	Top		

Objaśnienie: wyniki testu *t* dla równość średnich, naukowcy najbardziej produktywni (top) i reszta kadry (pozostali). Pytanie B1: „Biorąc pod uwagę całą swoją aktywność zawodową, proszę wskazać, ile godzin w ciągu tygodnia przeznaczają Pan(i) na każde z wymienionych poniżej zajęć w bieżącym roku akademickim” (średnia roczna: 60% w okresie prowadzenia zajęć i 40%, kiedy zajęcia nie są prowadzone)? Wyłącznie kadra zatrudniona na pełnym etacie i zajmująca się zarówno kształceniem, jak i badaniami. W tabeli została przedstawiona grupa o statystycznie istotnie wyższej średniej.

4.3.2. Produktywność badawcza a ukierunkowanie na rolę kształceniową i badawczą
Literatura przedmiotu sugeruje, że wysoka produktywność jest skorelowana z silną orientacją badawczą (Ramsden 1994; Shin i Cummings 2010; Teodorescu 2000). Polski system jako całość (dla wszystkich połączonych klastrów dyscyplin akademickich) wyłania się z tego badania jako całkowicie tradycyjny. Wyniki testu z dla równości

frakcji przeprowadzonego dla dwóch subpopulacji (najbardziej produktywnych naukowców i reszty naukowców) oszacowano na poziomie istotności $\alpha = 0,05$. Test z na równość frakcji (top vs. pozostali) został wykonany dla każdej z czterech orientacji względem kształcenia i badań. Podobnie jak wcześniej, dla każdej pary ze średnią różnicą znacząco różną od zero, symbol większej kategorii (top i pozostali) pojawia się w ostatniej kolumnie (tabela 12).

Silniejsza orientacja na badania pośród najbardziej produktywnych naukowców jest statystycznie istotna, podobnie jak silniejsza orientacja na kształcenie wśród pozostałych naukowców. Najbardziej produktywni naukowcy przywiązują większą wagę do badań niż ich mniej produktywni koledzy. Zaangażowanie przede wszystkim w kształcenie właściwie wyklucza polskich naukowców z grona najbardziej produktywnych: odsetek najbardziej produktywnych naukowców, którzy są przede wszystkim zainteresowani kształceniem wynosi 0,6 procent. Pomimo niezgodności z literaturą poświęconą napięciu między kształceniem a badaniami (Fox 1992; Ramsden 1994; Stephan 2012; Stephan i Levin 1992), 15,2 procent naukowców zainteresowanych kształceniem i badaniami, ale ze wskazaniem na pierwsze, to najbardziej produktywni naukowcy (inaczej niż w 10 krajach Europy Zachodniej badanych w Kwiek 2019a). Ukierunkowanie na rolę badawczą jest silnym wskaźnikiem przynależności do klasy najbardziej produktywnych polskich naukowców: bycie zorientowanym na badania jest niemal konieczne ze statystycznego punktu widzenia, natomiast bycie zorientowanym na kształcenie, niemal wyklucza z tego grona. Wnikliwa analiza według klastrów dyscyplin jest jednak w polskim przypadku niejednoznaczna (statystycznie istotne wyniki uzyskano dla czterech z siedmiu klastrów; pomijamy tę kwestię z uwagi na ograniczone miejsce, jednak niejednoznaczności mogą wynikać z niskiej produktywności całości kadry w wybranych obszarach, zarówno naukowców najbardziej produktywnych, jak i pozostałych).

Tabela 12. Wyniki testu z dla równości frakcji, połączone wszystkie klastry dyscyplin, zainteresowanie kształceniem/badaniami

	Procent		z	p-wartość	Grupy z istotnie większą frakcją
	Top (górne 10%)	Pozostali (90%)			
Przede wszystkim zajęcia dydaktyczne	0,6	3,9	-2,78	0,005	Pozostali
Zajęcia dydaktyczne i badania naukowe, ze wskazaniem na pierwsze	15,2	28,7	-4,63	<0,001	Pozostali
Zajęcia dydaktyczne i badania naukowe, ze wskazaniem na drugie	66,4	54,9	3,64	<0,001	Top
Przede wszystkim badania naukowe	17,9	12,5	2,52	0,012	Top

Objaśnienie: pytanie B2: „Proszę wskazać, czy w pracy akademickiej Pana/Pani zainteresowania kierują się w stronę zajęć dydaktycznych, czy prowadzenia badań?”, najbardziej produktywni (top) vs. pozostali.

4.4. Analiza oparta na regresji logistycznej

4.4.1. Procedury i zmienne w modelu

Różnice indywidualnej produktywności badawczej można tłumaczyć za pomocą przynajmniej trzech teorii. Teoria „iskry bożej” (Cole i Cole 1973) głosi, że „istnieją istotowe, z góry określone różnice między naukowcami dotyczące ich zdolności i motywacji prowadzenia twórczych badań naukowych” (Allison i Stewart 1974: 596). Wysoce produktywni badacze „są motywowani przez wewnętrzny pęd do tworzenia nauki oraz przez czystą miłość do pracy” (Cole i Cole 1973: 62). Produktywni naukowcy są silnie zmotywowaną grupą badaczy dysponującą niezbędną „zdolnością do ciężkiej pracy oraz wytrwałością w pogoni za dalekosiężnymi celami” (Fox 1983: 287; Zuckerman 1970: 241). Z kolei teoria akumulacji przewag rozwinięta przez Roberta K. Mertona (1968) głosi, że produktywni naukowcy stają się jeszcze bardziej produktywni, podczas gdy niska produktywność naukowców staje się z czasem jeszcze niższa. Teoria akumulacji przewag jest powiązana z teorią wzmocnienia sformułowaną przez Cole’a i Cole’a (1973: 114), która mówi, że „naukowcy, którzy są nagradzani, są produktywni, a naukowcy, którzy nie są nagradzani, stają się mniej produktywni”. I wreszcie, według teorii maksymalizacji korzyści, wszyscy badacze z czasem redukują wysiłki nakierowane na badania, ponieważ uważają, że inne zadania mogą być dla nich osobiście bardziej korzystne. Jak skomentował to Svein Kyvik (1990: 40), „wybitni badacze mogą mieć niewiele zachęt do napisania nowego artykułu czy nowej książki, ponieważ nie polepszają one w istocie świetnej reputacji zawodowej, którą obecnie dysponują”, co może oznaczać, że „z każdym dodatkowym rokiem nagroda za prowadzenie badań maleje” (Stephan i Levin 1992: 35). Zaangażowanie naukowców w prowadzenie badań może być albo motywowane inwestycyjnie (czyli poszukiwaniem w nauce przyszłych nagród finansowych), albo motywowane konsumpcyjnie (czyli poszukiwaniem i rozwiązywaniem zagadek badawczych jako głównej nagrody); może być też motywowane i jednym, i drugim (Thursby et al. 2007).

O ile motywacja inwestycyjna pociąga za sobą spadek produktywności naukowej wraz z upływem czasu, motywacja konsumpcyjna nie prowadzi do takiego spadku w ramach kariery naukowej (Levin i Stephan 1991). Zamiłowanie do nauki (Roach i Sauermann 2010) – to znaczy nastawienie na niematerialne zwroty z inwestycji zawodowych – sprawia, że naukowcy często wolą akademię, a nie przemysł, jako miejsce pracy naukowej. Nauka akademicka jest przedsięwzięciem rozwijającym się – czego nie można powiedzieć o nauce korporacyjnej. Kadra o różnych zdolnościach i różnym nastawieniu do niematerialnych zwrotów ze swoich inwestycji czasowych wybiera różne kierunki kariery zawodowej – podstawowe lub stosowane badania naukowe prowadzone w akademii bądź w sektorze przedsiębiorstw (Agarwal i Ohyama 2012). Czas przeznaczony na badania ogranicza aktualne dochody, ale potencjalnie zwiększa dochody przyszłe, podobnie jak w inwestycyjnych modelach

kapitału ludzkiego (podając najprostszy przykład: dzisiaj inwestuję czas w badania, mając niską pensję, ale kiedy zdobędę profesurę, będę zarabiał wyraźnie więcej). Te trzy główne koncepcje produktywności badawczej są komplementarne, a nie konkurencyjne wobec siebie. Wszystkie w różnym stopniu znajdują zastosowanie do analiz produktywności polskiej kadry akademickiej.

Model analityczny zaprojektowany w celu przebadania produktywności badawczej zbudowaliśmy w oparciu o literaturę przedmiotu, szczególnie zaś korzystając z prac Fox (1992: 295–297), Ramsdena (1994: 211–212) i Teodorescu (2000: 207). Podobnie jak Ramsden (1994) przyjęliśmy, że „każde sensowne wyjaśnienie dorobku badawczego musi brać pod uwagę czynniki osobiste (indywidualne) i strukturalne (środowiskowe), a najlepiej także interakcje zachodzące między nimi”. Zmienne niezależne zostały podzielone na „indywidualne” i „instytucjonalne” i zgrupowane w ośmiu klastrach (tabela 13).

Tabela 13. Produktywność badawcza kadry akademickiej – zmienne w modelu (numery pytań kwestionariuszowych podane w nawiasach)

Zmienne indywidualne	Zmienne instytucjonalne
<i>Dane osobiste/demograficzne</i>	<i>Polityka instytucjonalna</i>
Kobieta (F1)	Silny nacisk na (mieralne) efekty pracy (E4)
Wiek (F2)	Badania brane pod uwagę podczas podejmowania decyzji personalnych (E6)
Pelen etat (A7)	<i>Wsparcie instytucjonalne</i>
Doktorat lub magisterium (A1)	Dostępność środków finansowych na badania (B3)
Habilitacja (A1)	Wsparcie pracowników administracji (E4)
Profesura tytułarna (A1)	
Praca w innym instytucji badawczym lub instytucji szkolnictwa wyższego (A8)	
Samozatrudnienie (A8)	
Moja dyscyplina akademicka jest istotna (B4)	
Moja instytucja jest istotna (B4)	
Satysfakcja z obecnej pracy (B6)	
<i>Socjalizacja</i>	
Intensywna opieka kadry (A3)	
Projekty badawcze realizowane z kadrą (A3)	
<i>Umieędzynarodowienie i współpraca</i>	
Współpraca międzynarodowa (D1)	
Współpraca krajowa (D1)	
Publikowanie za granicą (D5)	
Badania międzynarodowe – zakres i przedmiot badań (D2)	
<i>Zachowania akademickie</i>	
Średnia tygodniowa liczba godzin poświęconych na badania (B1)	

Zmienne indywidualne

Ukierunkowanie na role akademickie

Zorientowanie na badania (jedynie odpowiedź 4)
(B2)

Nauka to oryginalne badania (B5)

Badania podstawowe/teoretyczne (D2)

Całościowe zaangażowanie badawcze

Krajowe/międzynarodowe komitety naukowe (A13)

Recenzent (A13)

Redaktor (czasopismo, seria wydawnicza) (A13)

Wszystkie zmienne jakościowe zostały poddane dychotomizacji. Wybrano czterydzieści dziewięć cech indywidualnych i instytucjonalnych podzielonych na osiem grup. Następnie oszacowano współczynniki korelacji liniowej Pearsona w celu identyfikacji zmiennych objaśniających istotnie skorelowanych ze zmienną zależną. Za pomocą metody odwróconej macierzy korelacji dokonano doboru do modelu zmiennych niezależnych nieistotnie skorelowanych z pozostałymi (na głównej przekątnej odwróconej macierzy korelacji znajdują się wartości bez jednoznacznej interpretacji, jednak pokazują one, jak silnie dana zmienna jest skorelowana ze wszystkimi innymi zmiennymi; charakterystyki o wartości większej od 4 na głównej przekątnej macierzy są usuwane z modelu. Nie znaleziono istotnych korelacji. Następnie predyktory zostały wprowadzone do modelu regresji logistycznej.

Przeprowadzono również analizę głównych składowych (PCA) w celu ustalenia, czy jakieś zmienne, z powodu wysokiego poziomu korelacji, można uszeregować w homogenicznych grupach. Nie zostały wykazane żadne istotne zależności między zmiennymi. Zmienne do modelu zostały wprowadzone przy użyciu metody selekcji postępującej w oparciu o kryterium Walda, dlatego w modelu uwzględniono tylko istotne zmienne. Moc predykcyjna prezentowanego modelu (mierzona za pomocą R^2 Nagelkerke'a) była najwyższa dla naukowców najbardziej produktywnych z obszarów STEM reprezentujących górne 10 procent naukowców pod kątem produktywności i wynosiła 0,381 (co ilustruje tabela 14).

Tabela 14. Iloraz szans oszacowany na podstawie regresji logistycznej dla znalezienia się w górnych 10 procentach naukowców pod względem produktywności badawczej

R^2 Nagelkerke'a	0,381
Predyktory indywidualne	
<i>Dane osobiste/demograficzne</i>	
Kobieta	
Wiek	
Pełny etat	

Doktorat lub magisterium	
Habilitacja	
Profesura tytułarna	
Praca w innym instytucie badawczym lub instytucji szkolnictwa wyższego	
Samozatrudnienie	
Moja dyscyplina akademicka jest istotna (B4)	
Moja instytucja jest istotna (B4)	
Satysfakcja z obecnej pracy (B6)	
<i>Socjalizacja</i>	
Intensywna opieka kadry (A3)	
Projekty badawcze realizowane z kadrą (A3)	
<i>Umieźdzynarodowienie i współpraca</i>	
Współpraca międzynarodowa (D1)	7,02**
Współpraca krajowa (D1)	
Publikowanie za granicą (D5)	7,855***
Badania międzynarodowe – zakres i przedmiot badań (D2)	0,508*
<i>Zachowania akademickie</i>	
Średnia tygodniowa liczba godzin poświęconych na badania (B1)	1,038**
<i>Ukierunkowanie na role akademickie</i>	
Zorientowanie na badania (jedynie odpowiedź 4) (B2)	2,333*
Nauka to oryginalne badania (B5)	
Badania podstawowe/teoretyczne (D2)	
<i>Całościowe zaangażowanie badawcze</i>	
Krajowe/międzynarodowe komitety naukowe (A13)	
Recenzent (A13)	
Redaktor (czasopismo, seria wydawnicza) (A13)	3,138*
Predyktory instytucjonalne	
<i>Polityka instytucjonalna</i>	
Silny nacisk na (mieralne) efekty pracy (E4)	
Badania brane pod uwagę podczas podejmowania decyzji personalnych (E6)	
<i>Wsparcie instytucjonalne</i>	
Dostępność środków finansowych na badania (B3)	
Wsparcie pracowników administracji (E4)	
Stała	0,006***

***p<0,001; **p<0,01; *p<0,05

Objaśnienie: tylko naukowcy z obszaru STEM – podstawowy model STEM/10 procent.

4.4.2. Statystycznie istotne zmienne indywidualne i instytucjonalne

W toku analizy (wyniki pokazuje tabela 14) zmienne indywidualne wyłoniły się jako istotne, a zmienne instytucjonalne jako nieistotne (pod względem występowania i wielkości wskaźników regresji). Co nie znalazło się w równaniu? Między innymi wiek, bycie kobietą, drugie miejsce pracy, profesura tytułarna, waga przyznawana własnej dyscyplinie i satysfakcja z pracy. Również w ramach bloku zmiennych „socjalizacja” zmienne związane ze studiami doktoranckimi okazały się nieistotne. W bloku dotyczącym umiędzynarodowienia badań i współpracy badawczej dwie zmienne (współpraca międzynarodowa i publikowanie zagranicą) istotnie zwiększają szanse na zostanie najbardziej produktywnym naukowcem. Współpraca krajowa w badaniach nie weszła do równania, a „badania międzynarodowe – zakres i przedmiot badań”, jak się okazuje, zmniejszają szanse dołączenia do grupy najbardziej produktywnych naukowców.

Jeśli chodzi o rozkład czasu pracy, uśredniona w skali roku liczba godzin poświęconych tygodniowo na badania okazała się silnym decydującym predyktorem wysokiej produktywności badawczej – wzrost o jedną jednostkę (jedną godzinę tygodniowo) zwiększa szanse zostania najbardziej produktywnym naukowcem średnio o 3,8 procent (*ceteris paribus*). W bloku dotyczącym ukierunkowania na role akademickie, ukierunkowanie na badania wyłoniło się jako silny predyktor – zwiększając szanse ponad dwukrotnie. Zarówno w analizie dwuwymiarowej, jak i w analizie opartej na regresji logistycznej, długie godziny spędzone na badaniach i silna orientacja badawcza okazały się zmiennymi istotnie zwiększającymi prawdopodobieństwo znalezienia się w grupie najbardziej produktywnych naukowców. Zmienne niezależne odnoszące się do rozumienia nauki (nauka definiowana przez respondentów jako oryginalne badania) i do charakterystyki badań jako podstawowych czy teoretycznych nie mają wpływu na szanse osiągnięcia wysokiej produktywności.

W celu wzmocnienia analizy opartej na regresji logistycznej stworzono osobne modele dla najbardziej produktywnych naukowców ze wszystkich obszarów (wersje ALL), obszarów nauk ścisłych, inżynierskich i matematycznych (wersje STEM) i naukowców z obszarów nauk społecznych i humanistycznych (wersje SSH); modele te stworzono dla najbardziej produktywnych naukowców zdefiniowanych na trzy sposoby: jako górne 5, 10 i 15 procent naukowców pod względem produktywności badawczej (z uwagi na ograniczone miejsce, nie są one tu omawiane). W modelach tych, oprócz podstawowego modelu STEM/10 procent opisanego w tabeli 14, inne zmienne niezależne stały się częścią równania tylko w wyjątkowych przypadkach. W modelu ALL/5 procent profesura zwiększała szansę osiągnięcia wysokiej produktywności dwukrotnie ($\text{Exp}(B) = 2,211$), zgodnie z koncepcją akumulacji przewag, natomiast w modelu SSH/5 procent posiadanie wyłącznie doktoratu lub magisterium zmniejszało szanse trzykrotnie ($\text{Exp}(B) = 0,343$). Oba wyniki pasują do tradycyjnej struktury polskiej kadry akademickiej, opartej na hierarchii tytułu i stopni, i do systemu, który

dopiero w ostatnich kilku latach otworzył szerszy dostęp do finansowania badań dla młodych naukowców w następstwie powołania Narodowego Centrum Nauki w 2010 r. (zob. Kulczycki et al. 2017; Kwiek 2017b).

W modelu ALL/10 procent intensywna opieka kadry w okresie pisania doktoratu zwiększała szanse niemal sześciokrotnie ($\text{Exp}(B) = 5,837$), a pełnienie obowiązków recenzenta zwiększało je czterokrotnie ($\text{Exp}(B) = 4,192$). Dwie inne zmienne niezależne również wyłoniły się jako istotne (ukierunkowanie na badania i bycie redaktorem czasopisma naukowego). Co ciekawe orientacja na badania międzynarodowe okazała się silnym predyktorem bycia najbardziej produktywnym naukowcem ($\text{Exp}(B) = 5,511$). Jedyna różnica pomiędzy podstawowym modelem STEM/10 procent i modelem SSH/10 procent, to znalezienie się w równaniu tylko dwóch zmiennych, aczkolwiek z mniejszą intensywnością.

Dla naukowców z obszaru nauk społecznych i humanistycznych pojawiają się ważne wskazówki – jedyne dwa predyktory to współpraca międzynarodowa w badaniach ($\text{Exp}(B) = 3,569$) i publikowanie zagranicą ($\text{Exp}(B) = 5,84$), oba silnie podnoszące szanse na wysoką produktywność. Pod względem statystycznym w tym specyficznym modelu dla SSH żadne inne zmienne nie mają znaczenia – z jednej strony stanowi to dobrą lekcję dla młodej kadry w tym obszarze, z drugiej zaś stać może się istotnym elementem krajowej i instytucjonalnej polityki kadrowej w naukach humanistycznych i społecznych. W przypadku modeli dla szerzej definiowanych najbardziej produktywnych naukowców pojawiło się kilka nowych ustaleń. W modelu ALL/15 procent nową zmienną okazało się zasiadanie w międzynarodowych i krajowych komitetach naukowych ($\text{Exp}(B) = 4,759$). Dla naukowców reprezentujących obszary STEM i SSH predyktory w tych modelach są takie same, choć z nieco inną intensywnością.

5. Dyskusja i wnioski

Kadra akademicka w Polsce, pomimo funkcjonowania przez ostatnie trzy dekady w innych warunkach niż naukowcy standardowo badani w literaturze poświęconej produktywności naukowej (zob. Pinheiro i Antonowicz 2015; Siemieńska i Walczak 2012; Wolszczak-Derlacz i Parteka 2010; Kwiek 2015b; Kwiek i Szadkowski 2018), podlega podobnym procesom stratyfikacji pod względem produktywności badawczej (i pod względem umiędzynarodowienia badań naukowych, jak pokazujemy w tym samym numerze, Kwiek 2019d oraz w Kwiek 2018b). Nasza analiza wyróżnia dwie podstawowe grupy kadry: mniejszość składającą się z 10 procent (grupa określona tutaj jako najbardziej produktywni naukowcy, a w odniesieniu do kadry europejskiej jako *research top performers*, Kwiek 2019a) odpowiadającą za około połowę całej polskiej produkcji akademickiej wiedzy naukowej oraz pozostałych 90 procent naukowców. Polskie publikacje, gdyby usunąć publikacje tych 10 procent najbardziej produktywnych naukowców, skurczyłyby się zatem o połowę.

Kyvik (1989: 209) doszedł do podobnych wniosków, badając asymetrię norweskiej produktywności w nauce (najbardziej produktywne 20 procent kadry odpowiada za 50 procent całej produkcji naukowej), a Abramo ze współpracownikami (2009: 143) przedstawił podobne wyniki dotyczące włoskich wzorców produktywności (12 procent autorów odpowiada za 35 procent całej produkcji naukowej). Trudno jednak przewidzieć, co by się stało z polską nauką akademicką pozbawioną pozostałych 90 procent naukowców, w tym jej dużego odsetka w ogóle nie publikujących lub nie publikujących w czasopismach indeksowanych (ten odsetek systematycznie spada w ostatniej dekadzie, z 40 procent w 2010 r. do przypuszczalnie 20 procent, przy dużym zróżnicowaniu dyscyplinarnym i instytucjonalnym, co stosunkowo prosto można sprawdzić na poziomie instytucji, zestawiając liczbę kadry badawczo-dydaktycznej z bazy POL-on z oczyszczoną i zintegrowaną liczbą indywidualnych autorów np. w bazie Scopus), tradycyjne pytanie (zob. Gasset 1932); pytanie, do jakiego stopnia niepublikujący i mało publikujący autorzy (podobnie jak niecytowane publikacje) przyczyniają się do rozwoju nauki nie mieści się w obszarze zainteresowań niniejszego artykułu – ale jest zasadne.

Czy na wysoką produktywność wybranych naukowców obecność nieproduktywnych kolegów ma wpływ pozytywny czy negatywny? Badania dotyczące klimatu instytucjonalnego i produktywności pokazują, że wpływ ten jest raczej negatywny. Kwestia domagająca się zbadania w przyszłości dotyczy zależności wybitnych naukowców, w tym naukowców wysoce produktywnych, od pracy przeciętnych naukowców – jak również kwestia uzależnienia wybitnych i wysoce produktywnych naukowców od innych wybitnych i wysoce produktywnych naukowców, co można analizować poprzez wzorce cytowań; zob. hipotezę Ortegi analizowaną przez: Seglen 1992 oraz Cole i Cole 1973: 216–234.

Nasze badanie pokazuje, że konsekwentnie w ramach głównych klastrów dyscyplin najbardziej produktywni polscy naukowcy odpowiadają za około połowę (44,7 procent) wszystkich polskich publikacji (jak również za 48,0 procent publikacji wydanych po angielsku i 57,2 procent publikacji napisanych wspólnie z autorami z zagranicy). Nie różnimy się pod kątem rozkładu produktywności od badanych dotąd krajów europejskich (11 krajów w Kwiek 2016a, przy inaczej skonstruowanych klastrach dyscyplin i prostszych miarach). Ich średnia produktywność badawcza dla głównych klastrów dyscyplin jest znacznie wyższa (średnio 7,3 razy wyższa) niż średnia pozostałych 90 procent naukowców, a pod względem publikacji napisanych wspólnie z autorami z zagranicy – jest średnio 12,07 razy wyższa. Zaobserwowano również silne różnice pomiędzy dyscyplinami, na przykład 10 procent najbardziej produktywnych naukowców w naukach humanistycznych odpowiada średnio za 60,5 procent wszystkich publikacji napisanych wspólnie z autorami zagranicznymi, a w medycynie i naukach o zdrowiu odsetek ten sięga 70,5 procent.

Co ciekawe rozkład produktywności badawczej charakteryzuje się skrajną asymetrią prawostronną (z długim ogonem z prawej strony wykresu produktywności) nie tylko w przypadku wszystkich polskich naukowców, czego można się było spodziewać

w oparciu o literaturę przedmiotu, ale również dla najbardziej produktywnych naukowców. Górne 10 procent naukowców jest wewnątrznie tak rozwarstwione jak pozostałe 90 procent, z niewielką liczbą naukowców najbardziej produktywnych publikujących niebywale dużo: ogon po prawej stronie rozkładu produktywności dla najbardziej produktywnych zachowuje się identycznie jak w przypadku rozkładu produktywności dla wszystkich naukowców. Wynik ten jest zgodny z ustaleniami w Yair et al. (2017: 5), gdzie pokazano podobne zależności na wąskiej próbie laureatów Nagrody Izraela. Na wzór ten wskazano pierwszy raz w Abramo et al. (2017a: 334) w odniesieniu do włoskiego systemu nauki: „rozkład produktywności badawczej dla wszystkich dyscyplin jest wysoce asymetryczny i prawostronny, zarówno na całościowym poziomie wszystkich naukowców, jak również w ramach górnej części ogona produktywności”. Ta sytuacja ma również miejsce w Polsce, co od strony bibliometrycznej pokazują dane Scopus i SciVal – wśród najbardziej produktywnych 10 procent kadry, liczba osób z 300, 500 i 1000 publikacji radykalnie maleje (i dotyczy tylko wybranych dyscyplin, np. chemii, fizyki i astronomii).

Część pracy poświęcona analizie dwuwymiarowej pokazała, że silniejsze ukierunkowanie na badania najbardziej produktywnych naukowców jest statystycznie istotne, podobnie jak w przypadku silniejszej orientacji na kształcenie pośród pozostałych naukowców (podobnie jak długa lista prac opartych na wynikach badań ankietowych, zob. Fox 1992; Ramsden 1994; Teodorescu 2000; Cummings i Finkelstein 2012 i Jung 2014). Najbardziej produktywni naukowcy wysoko cenią badania – zainteresowanie przede wszystkim kształceniem w praktyce wyklucza polskich naukowców z przynależności do grona najbardziej produktywnych naukowców. Współpraca międzynarodowa i publikowanie zagranicą znacząco zwiększają szanse stania się najbardziej produktywnym badaczem (zob. Kwiek 2017c), zwłaszcza w naukach humanistycznych i społecznych (dla których są to dwa jedyne predyktory wysokiej produktywności). Uśredniona w skali roku średnia liczba godzin poświęcanych tygodniowo na badania okazała się silnym predyktorem determinującym wysoką produktywność badawczą (w niektórych klastrach dyscyplin, na przykład w naukach fizycznych i matematycznych, najbardziej produktywni polscy naukowcy poświęcają średnio dodatkowe 75 dni robocze w roku, lub dodatkowych 13 godzin tygodniowo, na badania – co stanowi bilet wstępu do klasy wysoce produktywnych naukowców, jeśli rozpatrujemy kariery akademickie pod czysto technicznym kątem nakładów czasowych).

Standardowy wzorzec najbardziej produktywnych polskich naukowców to (znacznie) więcej godzin pracy i w szczególności (znacznie) więcej godzin przeznaczonych na badania w stosunku do średniej dla danej dyscypliny. Zarówno w analizie dwuwymiarowej, jak i analizie opartej na regresji logistycznej, długie godziny spędzone na badaniach i silne zorientowanie na badania wyłoniły się jako istotne cechy charakterystyczne najbardziej produktywnych polskich naukowców.

Dłuższe godziny pracy, w szczególności zaś dłuższe godziny poświęcone na prowadzenie badań, są silnie skorelowane statystycznie z wysoką produktywnością (co potwierdza wcześniejsze ustalenia m.in. w: Jung 2014; Shin i Cummings 2010; Teichler et al. 2013 i Kwiek 2019 w oparciu o dane europejskie i globalne). W bardziej konkurencyjnych polskich dyscyplinach naukowych, dysponujących szerszym dostępem do konkurencyjnego finansowania w ramach projektów badawczych (takich jak nauki o życiu czy nauki chemiczne), najbardziej produktywni naukowcy pracują znacznie dłużej w porównaniu z 90 procentami naukowców w ich dyscyplinie. Natomiast w znacznie mniej konkurencyjnych dyscyplinach (takich jak nauki humanistyczne czy nauki społeczne), dysponujących ograniczonym dostępem do konkurencyjnego finansowania, różnice wzorców pracy między dwoma grupami nie są statystycznie istotne. Również w analizie opartej na regresji logistycznej uśredniony w skali roku czas poświęcany tygodniowo na badania wyróżnił się jako silny i determinujący predyktor wysokiej produktywności (co jest zgodne z wynikami w: Cummings i Finkelstein 2012: 58; Drennan et al. 2013: 127; Shin i Cummings 2010: 590; Kwiek 2019: 58–61 w ramach badań europejskich i globalnych).

Najlepszy przykład różnic między wysoko produktywną elitą naukową (Kwiek 2016a) i resztą kadry pochodzi z nauk o życiu (z 422 obserwacjami i największą liczbą statystycznie istotnych różnic pomiędzy dwoma subpopulacjami ze względu na rozkład aktywności akademickiej). Najbardziej produktywni naukowcy w naukach o życiu zachowują się zgodnie ze wszystkimi tradycyjnymi ujęciami produktywnych naukowców w socjologii nauki. Pracują średnio 7 godzin dłużej tygodniowo, a ich rozkład czasu pracy odpowiada rozkładowi najlepiej publikującym w tradycyjnych ujęciach (np. Fox 1983; Hagstrom 1974), zgodnie z którymi czas przeznaczony na badania bezpośrednio rywalizuje z czasem przeznaczonym na kształcenie (np. Fox 1992; Kyvik 1990; Ramsden 1994) lub zgodnie z którym jedyna istotna różnica w rozkładzie czasu dla produktywnego naukowca to różnica między czasem przeznaczonym na badania i całym czasem pozostałym (czyli nie przeznaczonym na badania, *research* i *non-research time*, zob. Stephan 2012). W polskich naukach o życiu średni czas spędzany tygodniowo na kształcenie jest o 3,5 godziny krótszy, a czas poświęcany na badania jest o 4 godziny dłuższy. Co więcej badacze w naukach o życiu poświęcają 4 godziny więcej na czynności administracyjne (przypuszczalnie ich badania wymagają większej liczby grantów lub środków otrzymywanych w ich ramach, co z kolei wymaga więcej pracy administracyjnej; alternatywne wytłumaczenie wskazywałoby, że naukowcy ci są częściej szefami grup badawczych lub pełnią funkcje administracyjne średniego szczebla, takie jak dyrektorzy instytutów czy dziekani).

Nasze badanie ma jednak swoje ograniczenia. Trzy nurty badań podejmowanych w literaturze przedmiotu nie mogły być tu podjęte. Po pierwsze nie była możliwa analiza różnic pomiędzy najbardziej produktywnymi naukowcami z instytucji o niższym

prestżu a najbardziej produktywnymi naukowcami z najbardziej prestiżowych polskich uczelni. Mniej istotne i ważniejsze uczelnie (co pokazują Agrawal et al. 2017; i Crane 1965) mogą zapewniać mniej lub bardziej korzystne otoczenie akademickie i przyciągać mniej lub bardziej utalentowanych studentów, doktorantów i naukowców. Lokalizacja i afiliacja mogą mieć znaczenie nie tylko w kontekście akademickiego uznania, ale również wysokiej produktywności badawczej, co nie mogło zostać zweryfikowane przy pomocy wykorzystywanych danych. Nie było również możliwe sprawdzenie, czy najbardziej produktywni naukowcy koncentrują się w instytucjach i wydziałach intensywnych badawczo (co pokazano w White et al. (2012) na próbie kadry uczelni biznesowych). Podobnie nie było możliwe zbadanie funkcjonowania najbardziej produktywnych naukowców w ramach wydziałów (i instytucji) oraz pomiędzy wydziałami (i instytucjami), tak jak zrobili to Perianes-Rodrigues i Ruiz-Castillo (2015) i Toutkoushian et al. (2003). Dane dotyczące produktywności i afiliacji są rzecz jasna dostępne w oparciu o dane z bazy Scopus i SciVal – ale nie można ich uzyskać równoległe z danymi ankietowymi (problem zobowiązania do anonimizacji danych), co prowadzi nas do dylematu – badania bibliometryczne czy badania ankietowe i ich ograniczenia (oraz do rozwiązania w postaci podejścia kompleksowego, czyli *comprehensive approach* w socjologii karier akademickich i w ilościowych badaniach nauki – zaproponowanego w podsumowaniu naszej monografii Kwiek 2019a: 237–239 i łączącego dwa typy danych).

Po drugie polscy najbardziej produktywni naukowcy nie mogli zostać powiązani z podstawowymi jednostkami naukowymi ocenianymi do niedawna przez KEJN (Komitet Ewaluacji Jednostek Naukowych; zob. Kulczycki 2017). Z tego powodu badanie wpływu wysoce produktywnych naukowców na ogólną produktywność ich jednostek lub badanie asymetrii produkcji wiedzy pomiędzy najbardziej produktywnymi naukowcami w jednostce i resztą naukowców pracujących w jej ramach nie było możliwe (tak jak zrobiono to w Piro et al. 2016, gdzie w przypadku norweskich uniwersytetów stwierdzono, że całościowy wpływ badaczy o wysokiej produktywności na jednostkę jako całość jest niewielki). Najbardziej produktywni naukowcy mogą zwiększać produktywność naukowców pracujących w instytucji, jak również mogą zwiększać produktywność zatrudnianych w niej młodych naukowców dzięki swojej renomie (Agrawal et al. 2017). Jednak przy użyciu naszego narzędzia badawczego kwestie te nie mogły zostać poddane analizie. Po trzecie wreszcie nasze badanie mogło mieć jedynie charakter przekrojowy; tym samym nie mogliśmy analizować zmian zachodzących w czasie (dla przykładu, niemożliwe było określenie trwania wysokiej produktywności u najbardziej produktywnych naukowców w czasie, tak jak zrobili to Kelchtermans i Veugelers 2013 czy określenie okresu czasu, w którym jest się „gwiazdą nauki” w zdefiniowanym sensie, czego podjęli się Abramo et al. 2017b; takie badania wymagają danych bibliometrycznych).

W analizie opartej na regresji logistycznej, nieoczekiwanie w kontekście znacznej części literatury poświęconej produktywności naukowej, w grupie zmiennych osobistych i demograficznych, bycie kobietą nie znalazło się w równaniu (nie potwierdzając tym samym wyników z Abramo et al. 2009 dotyczących włoskich „gwiazd nauki”. Abramo i jego współpracownicy (2009: 143) stwierdzili, że gwiazdą jest „zazwyczaj mężczyzna z tytułem profesorskim” i że gwiazdy nauki będące kobietami koncentrują się głównie na niższych poziomach najwyższej produktywności). Ponadto praca na dwa akademickie etaty – wbrew przewidywaniom dla kraju o dużym, choć kurczącym się, prywatnym sektorze szkolnictwa wyższego – nie wyłoniła się jako predyktor zmniejszający szanse zostania wysoce produktywnym naukowcem. Co zaskakujące w kontekście wcześniejszych badań prowadzonych w Polsce (Antonowicz 2016; Antonowicz et al. 2016; Białecki i Dąbrowa-Szeffler 2009), dla dwóch komplementarnych modeli stworzonych specjalnie dla nauk społecznych i humanistyki (modele SSH/5 procent i SSH/15 procent), posiadanie dodatkowego etatu (w instytucie badawczym lub instytucji szkolnictwa wyższego) tak naprawdę zwiększało szanse na wysoką produktywność badawczą. Te dwa modele nie odnoszą się jednak do badań nad produktywnością badawczą w ramach polskiej kadry akademickiej w ogóle, ale wyłącznie do badań nad wysoką produktywnością jej segmentu nauk społecznych i humanistycznych.

Patrząc całościowo, połączenie wniosków ze wszystkich modeli regresji logistycznej pokazuje podobne predyktory zwiększające szanse wstępu do grona najbardziej produktywnych naukowców w Polsce. Również nadawanie znaczenia swojej dyscyplinie akademickiej (w przeciwieństwie do nadawania go swojej instytucji), tradycyjnie dzielące bardziej produktywnych kosmopolitów od mniej produktywnych badaczy lokalnych (o zupełnie innych punktach odniesienia w prowadzeniu badań i w sposobie publikacji ich wyników, prowadzących do poszukiwania innych źródeł akademickiego uznania i do różnych trajektorii karier akademickich; w Europie, zob. Kwiek 2017c; Wagner i Leydesdorff 2005) oraz satysfakcja z wykonywanej pracy – nie znalazły się wśród statystycznie istotnych predyktorów wysokiej produktywności badawczej.

Chociaż, podobnie jak w większości badań (Crane 1965; Drennan et al. 2013; Postiglione i Jung 2013), wiek nie wyłonił się jako statystycznie istotna zmienna, również tytuł profesora czy posiadanie habilitacji (obie zmienne powiązane pośrednio ze stażem pracy) w przypadku Polski nie są statystycznie istotne. Przynależność do kadry wyższego szczebla nie zwiększa szans stania się najbardziej produktywnym naukowcem. Wynik ten nie potwierdza wniosków wyciągniętych na podstawie wcześniejszych badań nad produktywnością i uwydatnia specyfikę polskiej kariery akademickiej. Dobrym wytłumaczeniem może być fakt, że szanse polskich naukowców na awans i zdobycie habilitacji i profesury tytularnej nie były do niedawna większe w przypadku wysoce produktywnych naukowców (co dzisiaj się z pewnością stopniowo zmienia). Wysoka produktywność naukowa w Polsce nie

jest również skorelowana z otrzymaniem profesury tytularnej. Również intensywna opieka kadry i projekty badawcze realizowane z kadrami w trakcie studiów doktoranckich są statystycznie nieistotne (co jest niezgodne z wynikami w Horta i Santos 2016, którzy skupili się na wpływie publikowania w okresie studiów doktoranckich na późniejszą produktywność).

Zgodnie z wynikami wcześniejszych badań (np. Bentley 2015; Marquina i Ferreiro 2015; Shin i Cummings 2010; Kwiek 2016a) współpraca międzynarodowa i publikowanie zagranicą w sposób statystycznie istotny zwiększa szansę stania się najbardziej produktywnym naukowcem. Jednakże, jak słusznie stwierdził Ramsden (1994: 223), „rozpoznanie współzależności wysokiej produktywności nie oznacza, że rozpoznałyśmy relacje przyczynowo-skutkowe”. Współpraca krajowa w badaniach również statystycznie nie ma znaczenia. Międzynarodowy charakter badań (zmienna „badania międzynarodowe – zakres i przedmiot badań”) w praktyce zmniejsza szanse na znalezienie się wśród najbardziej produktywnych polskich naukowców, co jest pozornie sprzeczne z wynikami badań, które sugerują bliską korelację między umiędzynarodowieniem rozumianym jako współpraca badawcza i produktywnością badawczą. Istnieją przynajmniej dwa wytłumaczenia tego wyniku: po pierwsze międzynarodowy zakres i przedmiot badań nie musi oznaczać międzynarodowej współpracy naukowej (i nie musi prowadzić do publikowania zagranicą). Po drugie polscy naukowcy mogą postrzegać orientację na badania międzynarodowe przez pryzmat wspólnych projektów badawczych Unii Europejskiej i europejskich środków strukturalnych na badania, które często skupiają się na współpracy międzynarodowej, a nie na silnie konkurencyjnych badaniach prowadzących do najbardziej prestiżowych publikacji (wyjątkami są projekty finansowane przez ERC, co łatwo prześledzić za pomocą analizy podziękowań sponsorom badań, czyli sekcji *acknowledgments* w 400 000 artykułów autorów z polskimi afiliacjami w bazie Scopus z lat 2009–2018).

Determinująca siła predyktorów z poziomu instytucjonalnego w analizie opartej na regresji logistycznej jest zerowa, jak pokazują wcześniejsze badania produktywności (Cummings i Finkelstein 2012: 59; Ramsden 1994: 220; Shin i Cummings 2010: 588; Teodorescu 2000: 212). Chociaż Drennan i jego współpracownicy (2013: 128), badając 11 krajów europejskich, stwierdzili, że „czynniki instytucjonalne okazują się mieć bardzo niewielki wpływ na produktywność badawczą”, wyniki naszego badania sugerują, że czynniki te nie mają żadnego wpływu. Żadna zmienna z tego poziomu nie pojawiła się w równaniu. Nasze wyniki są również zgodne z wnioskami wyciągniętymi na podstawie analizy amerykańskiej kadry, wedle których to wewnętrzne motywacje, a nie instytucjonalna struktura bodźców (Finkelstein 1984: 97–98; Teodorescu 2000: 217), stymulują produktywność badawczą. Może to oznaczać, że ani polityka instytucjonalna, ani wsparcie instytucjonalne nie odgrywają istotnej roli w zwiększaniu szans na stawanie się najbardziej produktywnym naukowcem

w Polsce, co może wynikać z faktu, że najbardziej produktywni naukowcy nie są skoncentrowani w wybranych ośrodkach w ramach systemu nauki.

Pokazujemy w niniejszej pracy, że globalne wzorce stratyfikacji w nauce –prezentowane zarówno w klasycznej socjologii nauki od czasów Roberta K. Mertona z lat sześćdziesiątych ubiegłego wieku, jak i w najnowszych badaniach bibliometrycznych – znajdują zastosowanie do nie zróżnicowanego pionowo, wciąż w małym stopniu opartego na konkurencji i ubożego w zasoby i niedofinansowanego systemu polskiej nauki (podstawowe typy stratyfikacji w nauce, zob. Kwiek 2019b).

Rozkład akademickiej produkcji wiedzy w Polsce jest wysoce asymetryczny i nie wykazuje cech rozkładu normalnego. Produkcja ta jest skrajnie niedemokratyczna i przyjmuje postać rozkładu Pareta. W systemie, który aktualnie, pod wpływem silnych bodźców zewnętrznych, zaczyna opierać się na konkurencji, nierówności w produktywności badawczej dopiero zaczynają przekładać się na nierówności w dostępie do zasobów i akademickich nagród (stopnie, tytuły, awanse instytucjonalne i akademickie uznanie). Nierówności owe to szczególnie pokazana asymetryczność w produktywności wiedzy, którą nazwaliśmy „zasadą 10/50” w odniesieniu do krajów europejskich: 10 procent kadry odpowiada za połowę publikacji, niezależnie od klastra dyscyplin (Kwiek 2016a i Kwiek 2019a). Być może procesy przyspieszonej stratyfikacji doprowadzą do wyłonienia się silnej warstwy naukowców dysponujących dostępem do zasobów (środków, ludzi, infrastruktury i czasu przeznaczanego na badania) z grupy najbardziej produktywnej badawczo kadry; w analogiczny sposób może wyłonić się grupa nie posiadająca żadnych zasobów spośród kadry wykazującej się niską lub zerową produktywnością badawczą, zgodnie z postępującą stratyfikacją akademicką według najważniejszych wymiarów na *haves* i *have-nots* w nauce (Kwiek 2019c). W nadal nie zróżnicowanym pionowo systemie polskiej nauki akademickiej – w którym niemal wszystkie uczelnie i niemal wszyscy naukowcy są sobie równi – procesy stratyfikacji opartej na produktywności badawczej, wzmacniane przez procesy stratyfikacji opartej na umiędzynarodowieniu badań naukowych, mogą doprowadzić do głębokich zmian, ale i nieznanych dotąd napięć.

Tłumaczenie – Jakub Krzeski.

Podziękowania

Tekst jest tłumaczeniem pracy opublikowanej w 2018 r. jako „High Research Productivity in Vertically Undifferentiated Higher Education Systems: Who Are the Top Performers?” w *Scientometrics* 115(1): 415–462. Istotny wkład do prowadzonych badań wniósł dr Wojciech Roszka z Uniwersytetu Ekonomicznego w Poznaniu, za co jestem mu ogromnie wdzięczny.

Literatura

- Abramo, G., Cicero, T. i D'Angelo, C.A. (2013). The impact of unproductive and top researchers on overall university research performance. *Journal of Informetrics*, 7(1), 166–175.
- Abramo, G., D'Angelo, C.A. i Caprasecca, A. (2009). The contribution of star scientists to overall sex differences in research productivity. *Scientometrics*, 81(1), 137–156.
- Abramo, G., D'Angelo, C.A. i Soldatenkova, A. (2017a). An investigation on the skewness patterns and fractal nature of research productivity distributions at field and discipline level. *Journal of Informetrics*, 11(1), 324–335.
- Abramo, G., D'Angelo, C.A. i Soldatenkova, A. (2017b). How long do top scientists maintain their stardom? An analysis by region, gender and discipline: Evidence from Italy. *Scientometrics*, 110(2), 867–877.
- Agarwal, R. i Ohyama, A. (2012). Industry or academia basic or applied? Career choices and earnings trajectories of scientists. *Management Science*, 59(4), 950–970.
- Agrawal, A., McHale, J. i Oettl, A. (2017). How stars matter: Recruiting and peer effects in evolutionary biology. *Research Policy*, 46(4), 853–867.
- Aguinis, H. i O'Boyle, E. (2014). Star performers in twenty-first century organizations. *Personnel Psychology*, 67(2), 313–350.
- Albarrán, P., Crespo, J.A., Ortuño, I. i Ruiz-Castillo, J. (2011). The skewness of science in 219 sub-fields and a number of aggregates. *Scientometrics*, 88(2), 385–397.
- Allison, P.D. (1980). Inequality and scientific productivity. *Social Studies of Science*, 10, 163–179.
- Allison, P.D. i Stewart, J.A. (1974). Productivity differences among scientists: Evidence for accumulative advantage. *American Sociological Review*, 39(4), 596–606.
- Antonowicz, D. (2016). Digital players in an analogue world: Higher education in Poland in the post-massification era. W: B. Jongbloed i H. Vossensteyn (red.), *Access and expansion post-massification. Opportunities and barriers to further growth in higher education participation* (ss. 63–81). London: Routledge.
- Antonowicz, D., Kwiek, M. i Westerheijden, D.F. (2017). The government response to the private sector expansion in Poland. W: H. de Boer, J. File, J. Huisman, M. Seeber, M. Vukasovic i D.F. Westerheijden (red.), *Policy analysis of structural reforms in higher education* (ss. 119–138). Dordrecht: Springer.
- Arimoto, A. (2011). Japan: Effects of Changing Governance and Management on the Academic Profession. W: W. Locke, W.K. Cummings, D. Fisher (red.), *Changing Governance and Management in Higher Education. The Perspectives of the Academy* (ss. 281–319). Dordrecht: Springer.
- Bensman, S.J. i Smolinsky, L.J. (2017). Lotka's inverse square law of scientific productivity: Its methods and statistics. *Journal of the Association for Information Science and Technology*, 68(7), 1786–1791.

- Bentley, P.J. (2015). Cross-country differences in publishing productivity of academics in research universities. *Scientometrics*, 102(1), 865–883.
- Bentley, P.J. i Kyvik, S. (2013). Individual differences in faculty research time allocations across 13 countries. *Research in Higher Education*, 54(3), 329–348.
- Białecki, I. i Dąbrowa-Szeffler, M. (2009). Polish higher education in transition: Between policy making and autonomy. W: D. Palfreyman i D.T. Tapper (red.), *Structuring mass higher education: The role of elite institutions* (ss. 183–197). London: Routledge.
- Bryman, A. (2012). *Social Research Methods. 4th Edition*. Oxford: Oxford University Press.
- Carrasco, R. i Ruiz-Castillo, J. (2014). The evolution of the scientific productivity of highly productive economists. *Economic Inquiry*, 52(1), 1–16.
- Carvalho, T. (2017). The study of the academic profession – contributions from and to the sociology of professions. *Theory and Method in Higher Education Research*, 3, 59–76.
- Cohen, L., Manion, L. i Morrison, K. (2011). *Research methods in education*. New York: Routledge.
- Cole, J.R. i Cole, S. (1973). *Social stratification in science*. Chicago: The University of Chicago Press.
- Cole, S. i Cole, J.R. (1967). Scientific output and recognition: A study in the operation of the reward system in science. *American Sociological Review*, 32(3), 377–390.
- Copes, H., Khey, D.N. i Tewksbury, R. (2012). Criminology and criminal justice hit parade: Measuring academic productivity in the discipline. *Journal of Criminal Justice Education*, 23(4), 423–440.
- Cortés, L.M., Mora-Valencia, A. i Perote, J. (2016). The productivity of top researchers: A semi-nonparametric approach. *Scientometrics*, 109(2), 891–915.
- Crane, D. (1965). Scientists at major and minor universities: A study of productivity and recognition. *American Sociological Review*, 30(5), 699–714.
- Cummings, W.K. i Finkelstein, M.J. (2012). *Scholars in the changing American academy. New contexts, new rules and new roles*. Dordrecht: Springer.
- DiPrete, T.A. i Eirich, G.M. (2006). Cumulative advantage as a mechanism for inequality: A review of theoretical and empirical developments. *Annual Review of Sociology*, 32(1), 271–297.
- Drennan, J., Clarke, M., Hyde, A. i Politis, Y. (2013). The research function of the academic profession in Europe. W: U. Teichler i E.A. Höhle (red.), *The work situation of the academic profession in Europe: findings of a survey in twelve countries* (ss. 109–136). Dordrecht: Springer.
- Finkelstein, M.J. (2006). The study of academic careers: Looking back, looking forward. W: J.C. Smart (Red.), *Higher education: handbook of theory and research* (ss. 159–212). Dordrecht: Springer Netherlands.

- Flanigan, A.E., Kiewra, K.A. i Luo, L. (2016). Conversations with four highly productive German educational psychologists: Frank Fischer, Hans Gruber, Heinz Mandl, and Alexander Renkl. *Educational Psychology Review*, 1–28.
- Fox, M.F. (1983). Publication productivity among scientists: A critical review. *Social Studies of Science*, 13, 285–305.
- Fox, M.F. (1992). Research, teaching, and publication productivity. Mutuality versus competition in academia. *Sociology of Education*, 65(4), 293–305.
- Gasset, J.O. y (1932). *The Revolt of the Masses*. New York: Norton.
- Golub, B. (1998). The Croatian scientific elite and its socio-professional roots. *Scientometrics*, 43(2), 207–229.
- Gorelova, O. i Lovakov, A. (2016). Academic Inbreeding and Research Productivity of Russian Faculty Members. *Working Papers*. WP BRP 32/EDU/2016.
- Groves, R.M. (2006). Nonresponse Rates and Nonresponse Bias in Household Surveys. *Public Opinion Quarterly*. 70(5), 646–675.
- Guldbrandsen, M. i Smeby, J.-C. (2005). Industry funding and university professors' research performance. *Research Policy*. 34, 932–950.
- GUS (2011). *Higher Education Institutions and Their Finances in 2010*. Warsaw: GUS (Main Statistical Office).
- Hagstrom, W.O. (1974). Competition in science. *American Sociological Review*, 39(1), 1–18.
- Hermanowicz, J.C. (2006). What does it take to be successful? *Science, Technology, & Human Values*, 31(2), 135–152.
- Hibberts, M.R., Johnson, B. i Hudson, K. (2012). Common survey sampling techniques. W: L. Gideon, (red.), *Handbook of survey methodology for the social sciences* (ss. 53–74). Dordrecht: Springer.
- Hirsch, F. (1976). *Social limits to growth*. Cambridge: Harvard University Press.
- Horta, H. i Santos, J.M. (2016). The impact of publishing during PhD studies on career research publication, visibility, and collaborations. *Research in Higher Education*, 57(1), 28–50.
- Jones, G.A., Gopaul, B., Weinrib, J., Metcalfe, A.S., Fisher, D., Gingras, Y. i Rubenson, K. (2014). Teaching, Research, and the Canadian Professoriate. W: J.C. Shin, A. Arimoto, W.K. Cummings, U. Teichler (red.), *Teaching and Research in Contemporary Higher Education. Systems, Activities and Rewards* (ss. 335–355). Dordrecht: Springer.
- Jung, J. (2014). Research productivity by career stage among Korean academics. *Tertiary Education and Management*, 20(2), 85–105.
- Kehoe, R.R., Lepak, D.P. i Bentley, F.S. (2016). Let's call a star a star. *Journal of Management*. doi:10.1177/0149206316628644
- Kelchtermans, S. i Veugelers, R. (2013). Top research productivity and its persistence: Gender as a double-edged sword. *Review of Economics and Statistics*, 95(1), 273–285.
- Kiewra, K.A. (1994). A slice of advice. *Educational Researcher*, 23(3), 31–33.

- Kiewra, K.A. i Creswell, J.W. (2000). Conversations with three highly productive educational psychologists: Richard Anderson, Richard Mayer, and Michael Pressley. *Educational Psychology Review*, 12(1), 135–161.
- Kulczycki, E. (2017). Assessing publications through a bibliometric indicator: The case of comprehensive evaluation of scientific units in Poland. *Research Evaluation*, 16(1), 41–52.
- Kulczycki, E., Korzeń, M. i Korytkowski, P. (2017). Toward an excellence-based research funding system: Evidence from Poland. *Journal of Informetrics*, 11(1), 282–298.
- Kwiek, M. (2015a). The internationalization of research in Europe. A quantitative study of 11 national systems from a micro-level perspective. *Journal of Studies in International Education*, 19(2), 341–359.
- Kwiek, M. (2015b). The unfading power of collegiality? University governance in Poland in a European comparative and quantitative perspective. *International Journal of Educational Development*, 43, 77–89.
- Kwiek, M. (2015c). Academic generations and academic work: Patterns of attitudes, behaviors and research productivity of Polish academics after 1989'. *Studies in Higher Education*, 40(8), 1354–1376.
- Kwiek, M. (2015d). *Uniwersytet w dobie przemian. Instytucje i kadra akademicka w warunkach rosnącej konkurencji*, Warszawa: WN PWN.
- Kwiek, M. (2016a). The European research elite: A cross-national study of highly productive academics across 11 European systems. *Higher Education*, 71(3), 379–397.
- Kwiek, M. (2016b). From Privatization (of the Expansion Era) to De-privatization (of the Contraction Era). A National Counter-trend in a Global Context. W: S. Slaughter i B.J. Taylor (red.), *Higher Education, Stratification, and Workforce Development. Competitive Advantage in Europe, the US and Canada* (ss. 311–329). Dordrecht: Springer.
- Kwiek, M. (2017). A generational divide in the Polish academic profession. A mixed quantitative and qualitative approach. *European Educational Research Journal*, 17, 1–26.
- Kwiek, M. (2018a). Academic top earners. Research productivity, prestige generation and salary patterns in European universities. *Science and Public Policy*. 45(1). February 2018. 1–13.
- Kwiek, M. (2018b). International Research Collaboration and International Research Orientation: Comparative Findings About European Academics". *Journal of Studies in International Education*. 22(2): 136–160.
- Kwiek, M. (2018c). High Research Productivity in Vertically Undifferentiated Higher Education Systems: Who Are the Top Performers? *Scientometrics*. 115(1). 415–462.
- Kwiek, M. (2019a). *Changing European Academics. A Comparative Study of Social Stratification, Work Patterns and Research Productivity*. London and New York: Routledge.

- Kwiek, M. (2019b). *Internationalisation of EU Research Organisations. A Bibliometric Stocktaking Study*. Brussels: European Parliament (Panel for the Future of Science and Technology).
- Kwiek, M. (2019c). Social Stratification in Higher Education: What It Means at the Micro-Level of the Individual Academic Scientist. *Higher Education Quarterly*. Vol. 73. Issue 4. 419–444.
- Kwiek, M. (2019d). Internacjonaliści i miejscowi: międzynarodowa współpraca badawcza w Polsce na mikropozimie indywidualnych naukowców. *Nauka i Szkolnictwo Wyższe*. 1–2(53–54).
- Kwiek, M. (2020a). Międzynarodowa współpraca badawcza w Europie w świetle dużych danych i jej globalne konteksty. *Nauka* 1(2020).
- Kwiek, M. i Szadkowski, K. (2018). Higher Education Systems and Institutions: Poland. W: *International Encyclopedia of Higher Education Systems*, edited by Pedro N. Teixeira i J.C. Shin, 1–20. Cham: Springer.
- Kyvik, S. (1989). Productivity differences fields of learning, and Lotka's law. *Scientometrics*, 15(3–4), 205–214.
- Kyvik, S. (1990). Age and scientific productivity. Differences between fields of learning. *Higher Education*, 19(1), 37–55.
- Kyvik, S., i Aksnes, D.W. (2015). Explaining the increase in publication productivity among academic staff: a generational perspective. *Studies in Higher Education*. 40(8), 1438–1453.
- Latour B. i Woolgar, S. (1986). *Laboratory life. The construction of scientific facts*. Princeton: Princeton University Press.
- Leišytė, L. i Dee, J. R. (2012). Understanding academic work in changing institutional environment. *Higher Education: Handbook of Theory and Research*, 27, 123–206.
- Levin, S., Stephan, P.E. (1991). Research Productivity Over the Life Cycle: Evidence for Academic Scientists, *The American Economic Review*, March 1991: 114–132.
- Locke, W., Benion, A. (2011). The United Kingdom: Academic Retreat or Professional Renewal? W: W. Locke, W.K. Cummings, D. Fisher (red.), *Changing Governance and Management in Higher Education. The Perspectives of the Academy* (ss. 175–197). Dordrecht: Springer.
- Long, H., Boggess, L.N. i Jennings, W.G. (2011). Re-assessing publication productivity among academic „stars” in criminology and criminal justice. *Journal of Criminal Justice Education*, 22(1), 102–117.
- Lotka, A. (1926). The frequency distribution of scientific productivity. *Journal of Washington Academy of Sciences*, 16, 317–323.
- MacRoberts, M.H. i MacRoberts, B.R. (1982). A re-evaluation of Lotka's law of scientific productivity. *Social Studies of Science*, 12(3), 443–450.
- Marquina, M. i Ferreira, M. (2015). The academic profession: The dynamics of emerging countries. W: W.K. Cummings i U. Teichler (red.), *The relevance of academic work in comparative perspective* (ss. 179–192). Dordrecht: Springer.

- Martínez, R.S., Floyd, R.G. i Erichsen, L.W. (2011). Strategies and attributes of highly productive scholars and contributors to the school psychology literature: Recommendations for increasing scholarly productivity. *Journal of School Psychology*, 49(6), 691–720.
- Mayrath, M.C. (2008). Attributions of productive authors in educational psychology journals. *Educational Psychology Review*, 20(1), 41–56.
- McNeeley, S. (2012). Sensitive Issues in Surveys: Reducing Refusals While Increasing Reliability and Quality of Responses to Sensitive Survey Items. W: G. Lior Gideon (red.), *Handbook of survey methodology for the social sciences* (ss. 377–396). Dordrecht: Springer.
- Merton, R.K. (1968). The Matthew effect in science: The reward and communication systems of science are considered. *Science*, 159(3810), 56–63.
- Mesch, G. (2012). E-mail surveys. W: G. Lior Gideon (red.), *Handbook of survey methodology for the social sciences* (ss. 313–326). Dordrecht: Springer.
- O’Boyle, Jr., E. i Aguinis, H. (2012). The best and the rest: Revisiting the norm of normality of individual performance: Personnel psychology. *Personnel Psychology*, 65(1), 79–119.
- Panagopoulos, G., Tsatsaronis, G. i Varlamis, I. (2017). Detecting rising stars in dynamic collaborative networks. *Journal of Informetrics*, 11(1), 198–222.
- Parker, J.N., Allesina, S. i Lortie, C.J. (2013). Characterizing a scientific elite (B): Publication and citation patterns of the most highly cited scientists in environmental science and ecology. *Scientometrics*, 94(2), 469–480.
- Parker, J.N., Lortie, C. i Allesina, S. (2010). Characterizing a scientific elite: The social characteristics of the most highly cited scientists in environmental science and ecology. *Scientometrics*, 85(1), 129–143.
- Patterson-Hazley, M. i Kiewra, K.A. (2013). Conversations with four highly productive educational psychologists: Patricia Alexander, Richard Mayer, Dale Schunk, and Barry Zimmerman. *Educational Psychology Review*, 25(1), 19–45.
- Perianes-Rodriguez, A., i Ruiz-Castillo, J. (2015). Within- and between-department variability in individual productivity: The case of economics. *Scientometrics*, 102(2), 1497–1520.
- Pinheiro, R. i Antonowicz, D. (2015). Opening the gates of coping with the flow? Governing access to higher education in northern and central Europe. *Higher Education*, 70(3), 299–313.
- Piro, F.N., Rørstad, K. i Aksnes, D.W. (2016). How does prolific professors influence on the citation impact of their university departments? *Scientometrics*, 107(3), 941–961.
- Piro, F.N., Aksnes, D.W. i Rørstad, K. (2013). A Macro Analysis of Productivity Differences Across Fields: Challenges in the Measurement of Scientific Publishing. *Journal of the American Society for Information Science and Technology*. 64(2), 307–320.
- Postiglione, G. i Jung, J. (2013). World-class university and Asia’s top tier researchers. W: Q. Wang, Y. Cheng, i N.C. Liu (red.), *Building world-class universities. Different approaches to a shared goal* (ss. 161–180). Rotterdam: Sense.
- Price, D. de Solla. (1963). *Little science, big science*. New York: Columbia University Press.

- Prpić, K. (1996). Characteristics and determinants of eminent scientists' productivity. *Scientometrics*, 36(2), 185–206.
- Ramsden, P. (1994). Describing and explaining research productivity. *Higher Education*, 28(2), 207–226.
- Roach, M. i Sauermann, H. (2010). A taste for science? PhD scientists' academic orientation and self-selection into research careers in industry. *Research Policy*, 39, 422–434.
- Rosen, S. (1981). The economics of superstars. *The American Economic Review*, 71(5), 846–858.
- Rørstad, K. i Aksnes, D.W. (2015). Publication rate expressed by age, gender and academic position – A large-scale analysis of Norwegian academic staff. *Journal of Informetrics*, 9, 317–333.
- Rostan, M., Finkelstein, M., Huang, F. (2014). Concepts and Methods. W: F. Huang, M. Finkelstein, M. Rostan (red.), *The Internationalization of the Academy. Changes, Realities and Prospects* (ss. 23–35). Dordrecht: Springer.
- Ruiz-Castillo, J. i Costas, R. (2014). The skewness of scientific productivity. *Journal of Informetrics*, 8(4), 917–934.
- Seglen, P.O. (1992). The skewness of science. *Journal of the American Society for Information Science*, 43(9), 628–638.
- Serenko, A., Cox, R.A.K., Bontis, N. i Booker, L.D. (2011). The superstar phenomenon in the knowledge management and intellectual capital academic discipline. *Journal of Informetrics*, 5(3), 333–345.
- Shin, J.C. i Cummings, W.K. (2010). Multilevel analysis of academic publishing across disciplines: Research preference, collaboration, and time on research. *Scientometrics*, 85, 581–594.
- Shin, J.C., Jung, J., Kim, Y. (2014). Teaching and Research of Korean Academics Across Career Stages. W: J.C. Shin, A. Arimoto, W.K. Cummings, U. Teichler (red.), *Teaching and Research in Contemporary Higher Education. Systems, Activities and Rewards* (ss. 177–197). Dordrecht: Springer.
- Sidiropoulos, A., Gogoglou, A., Katsaros, D. i Manolopoulos, Y. (2016). Gazing at the skyline for star scientists. *Journal of Informetrics*, 10(3), 789–813.
- Siemińska, R. i Walczak, D. (2012). Polish higher education: From state toward market, from elite to mass education. *Advances in Education in Diverse Communities: Research, Policy, and Praxis*, 7, 197–224.
- Spector, P.E. (1981). *Research designs*. London: Sage.
- Stephan, P. (2012). *How economics shapes science*. Cambridge, MA: Harvard University Press.
- Stephan, P. i Levin, S. (1992). *Striking the mother lode in science: The importance of age, place, and time*. Oxford: Oxford University Press.
- Stephan, P.E., i Levin, S.G. (1991). Inequality in scientific performance: Adjustment for attribution and journal impact. *Social Studies of Science*, 21(2), 351–368.

- Stoop, I. (2012). Unit non-response due to refusal. W: G. Lior (red.), *Handbook of survey methodology for the social sciences* (ss. 121–147). Dordrecht: Springer.
- Teichler, U., Höhle, E.A., red. (2013). *The Work Situation of the Academic Profession in Europe: Findings of a Survey in Twelve Countries*. Dordrecht: Springer.
- Teichler, U., Arimoto, A. i Cummings, W.K. (2013). *The changing academic profession. Major findings of a comparative survey*. Dordrecht: Springer.
- Teodorescu, D. (2000). Correlates of faculty publication productivity: A cross-national analysis. *Higher Education*, 39(2), 201–222.
- Thursby, M., Thursby, J. i Gupta-Mukherjee, S. (2007). Are there real effects of licensing on academic research? A lifecycle view. *Journal of Economic Behavior & Organization*, 63, 577–598.
- Toutkoushian, R.K., Porter, S.R., Danielson, C. i Hollis, P.R. (2003). Using publications counts to measure an institution's research productivity. *Research in Higher Education*, 44(2), 121–148.
- Vaus, D. de (2002). *Surveys in Social Research. 5th Edition*. Routledge: Milton Park
- Villanueva-Felez, A., Molas-Gallart, M. i Escribá-Esteve, A. (2013). Measuring Personal Networks and Their Relationship with Scientific Production. *Minerva*, 51, 465–483.
- Wagner, C.S. i Leydesdorff, L. (2005). Network structure, self-organization, and the growth of international collaboration in science. *Research Policy*, 34, 1608–1618.
- Weert, E. de, Kaap, H. van der (2014). The Changing Balance of Teaching and Research in the Dutch Binary Higher Education System. W: J.C. Shin, A. Arimoto, W.K. Cummings, U. Teichler (red.), *Teaching and Research in Contemporary Higher Education. Systems, Activities and Rewards* (ss. 113–133). Dordrecht: Springer.
- Weir, H. i Orrick, E. (2013). The most prolific female scholars in elite criminology and criminal justice journals, 2000–2010. *Journal of Criminal Justice Education*, 24(3), 273–289.
- White, C.S., James, K., Burke, L.A., Allen, Richard S. (2012). What makes a “research star”? Factors influencing the research productivity of business faculty. *International Journal of Productivity and Performance Management*. 61(6), 584–602.
- Wolszczak-Derlcz, J. i Parteka, A. (2010). *Scientific Productivity of Public Higher Education Institutions in Poland. A Comparative Bibliometric Analysis*. Warsaw: Ernst and Young.
- Xie, Y. (2014). „Undemocracy”: inequalities in science. *Science*, 344(6186), 809–810.
- Yair, G., Gueta, N., Davidovitch, N. (2017). The law of limited excellence: publication productivity of Israel Prize laureates in the life and exact sciences. *Scientometrics*, <https://link.springer.com/article/10.1007/s11192-017-2465-0>.
- Yin, Z., Zhi, Q. (2017). Dancing with the academic elite: a promotion or hindrance of research production? *Scientometrics*, 110(1), 17–41.
- Zuckerman, H. (1970). Stratification in American Science. *Sociological Inquiry*, 40(2), 235–257.

Załącznik

Tabela 10. Zróżnicowanie czasu pracy według typu aktywności akademickiej i klastrow dyscyplin akademickich

Klaster dyscypliny akademickiej	Aktywność akademicka	Średnia godzin w tygodniu (uśredniona w skali roku)		T	P-wartość	Grupa z istotnie większą średnią (top lub pozostali)	Różnica % (top vs. pozostali)	Różnica godzin tygodnia (top vs. pozostali)
		Top (górnne 10%)	Pozostali (90%)					
HUM	Kształcenie	14,55	15,96	0,98	0,330		-9,69	-1,41
	Badania	21,77	20,50	-0,63	0,528		5,83	1,27
	Usługi niekom.	6,04	4,84	-1,17	0,242		19,87	1,20
	Administracja	6,85	5,51	-1,32	0,189		19,56	1,34
	Inny rodzaj pracy akademickiej	4,76	4,86	0,11	0,914		-2,10	-0,10
	Całkowita liczba godzin	49,21	46,00	-0,94	0,346		6,52	3,21
SOC	Kształcenie	19,78	17,00	-1,39	0,167		14,05	2,78
	Badania	19,09	16,09	-1,12	0,265		15,72	3,00
	Usługi niekom.	6,92	6,41	-0,25	0,805		7,37	0,51
	Administracja	6,11	6,33	0,15	0,879		-3,60	-0,22
	Inny rodzaj pracy akademickiej	4,40	5,03	0,42	0,676		-14,32	-0,63
	Całkowita liczba godzin	52,41	44,92	-1,42	0,157		14,29	7,49
PHYSMATH	Kształcenie	11,08	13,26	1,20	0,233		-19,68	-2,18
	Badania	35,16	22,06	-3,85	<0,001	Top	37,26	13,10
	Usługi niekom.	4,65	4,13	-0,37	0,714		11,18	0,52
	Administracja	4,84	6,40	0,96	0,340		-32,23	-1,56
	Inny rodzaj pracy akademickiej	3,96	4,49	0,49	0,625		-13,38	-0,53
	Całkowita liczba godzin	56,39	44,91	-2,72	0,008	Top	20,36	11,48

LIFE	Kształcenie	12,29	15,57	2,34	0,020	Pozostali	-26,69	-3,28
	Badania	25,67	21,64	-2,13	0,034	Top	15,70	4,03
	Usługi niekom.	4,52	4,13	-0,54	0,593		8,63	0,39
	Administracja	10,12	6,47	-3,58	<0,001	Top	36,07	3,65
	Inny rodzaj pracy akademickiej	6,52	4,93	-1,26	0,210		24,39	1,59
	Całkowita liczba godzin	53,46	47,02	-2,25	0,025	Top	12,05	6,44
	Kształcenie	14,07	14,74	0,58	0,566		-4,76	-0,67
ENGINECH	Badania	22,09	17,33	-2,82	0,005	Top	21,55	4,76
	Usługi niekom.	5,63	5,47	-0,17	0,864		2,84	0,16
	Administracja	6,31	5,79	-0,70	0,482		8,24	0,52
	Inny rodzaj pracy akademickiej	6,18	5,71	-0,46	0,643		7,61	0,47
	Całkowita liczba godzin	50,92	45,12	-2,20	0,029	Top	11,39	5,80
AGRICULT	Kształcenie	11,51	18,33	1,92	0,058		-59,25	-6,82
	Badania	19,53	18,82	-0,22	0,826		3,64	0,71
	Usługi niekom.	4,43	4,81	0,23	0,821		-8,58	-0,38
	Administracja	5,22	6,68	0,74	0,462		-27,97	-1,46
	Inny rodzaj pracy akademickiej	7,29	5,92	-0,66	0,514		18,79	1,37
Całkowita liczba godzin	44,91	51,14	1,00	0,321	Pozostali	-13,87	-6,23	
MEDHEALTH	Kształcenie	11,73	16,13	2,31	0,022		-37,51	-4,40
	Badania	19,26	16,03	-1,26	0,209		16,77	3,23
	Usługi niekom.	8,13	7,99	-0,07	0,947		1,72	0,14
	Administracja	7,19	6,00	-1,04	0,302		16,55	1,19
	Inny rodzaj pracy akademickiej	5,96	5,46	-0,37	0,713		8,39	0,50
Całkowita liczba godzin	44,58	44,65	0,02	0,988		-0,16	-0,07	

Objasnienie: wyniki testu *t* dla równości średnich, najbardziej produktywni naukowcy (top) vs. pozostali naukowcy (pozostali). Pytanie B1: „Biorąc pod uwagę całą aktywność zawodową, proszę wskazać, ile godzin w ciągu tygodnia przeznacza Pan(i) na każde z wymienionych poniżej zajęć w bieżącym roku akademickim?” (w „okresie prowadzenia zajęć” oraz w okresie, kiedy „zajęcia nie są prowadzone”). Wyłącznie kadra zatrudniona na pełnym etacie i zajmująca się zarówno kształceniem, jak i badaniami (uśredniona w skali roku średnia tygodniowego czasu pracy).

Who Are the Polish Highly Productive Scientists? Research Productivity in an Undifferentiated and Uncompetitive Science System

ABSTRACT: The growing scholarly interest in research top performers comes from the growing policy interest in research top performance itself. A question emerges: what makes someone a top performer? In this paper, the upper 10 percent of Polish academics in terms of research productivity are studied, and predictors of entering this class are sought. In the science system (and Poland follows global patterns), a small number of scholars produce most of the works and attract huge numbers of citations. Performance determines rewards, and small differences in talent translate into a disproportionate level of success, leading to inequalities in resources, research outcomes, and rewards. Top performers are studied here through a bivariate analysis of their working time distribution and their academic role orientation, as well as through a model approach. Odds ratio estimates with logistic regression of being highly productive Polish academics are presented. Consistently across major clusters of academic disciplines, the tiny minority of 10 percent of academics produces about half (44.7 percent) of all Polish publications (48.0 percent of publications in English and 57.2 percent of internationally co-authored publications). The mean research productivity of top performers across major clusters is on average 7.3 times higher than that of the other academics, and in terms of internationally co-authored publications, 12.07 times higher. High inequality was observed: the average research productivity distribution is highly skewed with a long tail on the right not only for all Polish academics but also for top performers. The class of top performers is as internally stratified as that of their lower-performing colleagues. Separate regression models for all academics, science, technology, engineering and mathematics (STEM) academics, and social sciences and humanities (SSH) academics are built based on a large national sample (2,525 usable observations), and implications are discussed.

KEYWORDS: highly productive scientists, stratification in science, research top performers, inequality in science, academic profession, Polish scientists, academic career, Poland

CYTOWANIE: Kwiek, M. (2019). Kim są najbardziej produktywni polscy naukowcy? Produktowność badawcza w niezróżnicowanym i niekonkurencyjnym systemie nauki. *Nauka i Szkolnictwo Wyższe*. 1–2(53–54): 383–435. DOI: 10.14746/nisw.2019.1-2.13.

MAREK KWIEK – prof. dr hab., dyrektor Centrum Studiów nad Polityką Publiczną (od 2002) i kierownik katedry UNESCO Badań Instytucjonalnych i Polityki Szkolnictwa Wyższego (od 2012) na UAM w Poznaniu. Zajmuje się ilościowymi badaniami nauki, socjologią karier akademickich i badaniami nad szkolnictwem wyższym. Jego zainteresowania naukowe koncentrują się na teoriach międzynarodowej współpracy naukowej, produktywności badawczej, stratyfikacji w nauce i badaniu globalnych elit akademickich, łącząc międzynarodowe badania ankietowe i badania bibliometryczne. Opublikował ok. 200 prac, a jego najnowsza monografia to *Changing European Academics: A Comparative Study*

of Social Stratification, Work Patterns and Research Productivity (Routledge 2019). Był kierownikiem w 25 międzynarodowych projektach badawczych i w ostatniej dekadzie dla swoich zespołów badawczych zdobył w formie grantów 8 mln PLN. Jest członkiem rady redakcyjnej *Higher Education Quarterly*, *European Educational Research Journal*, *British Educational Research Journal* oraz *European Journal of Higher Education*, www.cpp.amu.edu.pl.

E-mail: kwiekm@amu.edu.pl