

**Dariusz Nowak-Nova** | dnowaknova@gmail.com

Akademia WSB, Wydział Nauk Stosowanych

## Potencjał kognitywnej robotyzacji zaawansowanych procesów biznesowych. Mit czy rzeczywistość?

The Potential of Cognitive Robotization of Advanced Business Processes. Myth or reality?

**Abstract:** This paper presents an overview of the effects of applying Cognitive Automation in the area of tasks which do not require physical activity. The influence of intelligent algorithms was presented in terms of building and maintaining competitive advantage on the marketplace.

The following methods were listed as the stages of the development of research concerning Artificial Intelligence: Machine Learning, Natural Language Processing, Deep Learning, Neural Networks, which allow to exceed the algorithm sequencing. It was indicated that Cognitive Computing, conclusions made by algorithms, technologies and systems which operate like a human mind change the rules of the market game. They allow for predictive conclusions by offering verifiable hypotheses concerning the expected development of the situation.

In summation, the analysed results of the study regarding the changes on the job market confirm empirically that robotic automation of service processes has reached into the tasks which so far have been of authentically human, mental nature. The potential for the further algorithmization of non-manual tasks has been created.

**Key words:** cognitive computing, machine learning, robotic process automation, neural networks, business model.

## Wprowadzenie

Wydaje się, że istnieje ścisła korelacja pomiędzy podatnością na automatyzację i algorytmizację a wykonywaniem prostych, manualnych czynności. Jednak po opublikowaniu książki pt. *The Second Machine Age: Work, Progress, and Prosperity in a Time of Brilliant Technologies* pojawiła się teza, że automatyzacja i algorytmizacja w coraz większym stopniu przenikają do zadań o charakterze umysłowym, do niedawna autentycznie ludzkich, takich jak: rozumowanie, wyczuwanie i podejmowanie decyzji [Brynjolfsson, McAfee 2014].

Technologie informacyjno-komunikacyjne (TIK) napędzane przez postęp w zakresie mocy obliczeniowej, robotykę i sztuczną inteligencję (AI) definiują na nowo możliwości, które stają się dostępne dla zautomatyzowanych algorytmów. Jedną z nich, uczenie maszynowe (ang. *Machine Learning*), czyli technologia, dzięki której komputery uczą się bezpośrednio z danych (ML), powoduje, że automatyzacja otrzymuje nowy wymiar. Sprzężenie efektów prac nad AI, ML oraz RPA, tj. możliwości robotycznej automatyzacji procesów (ang. *Robotic Process Automation*), powoduje radykalną zmianę zapotrzebowania na umiejętności wymagane od pracowników. Rośnie potencjał automatyzacji coraz większego zakresu prac, przy jednoczesnym zmniejszaniu się liczby osób je wykonujących. W wyniku umożliwienia komputerom lub robotom RPA replikowania ludzkich działań, automatyzacja obejmuje rutynowe i powtarzalne czynności. Automatyzowane są pojedyncze zadania i całe procesy. Zauważalne w ostatnich latach postępy w rozwoju CS, tj. systemów kognitywnych (ang. *Cognitive Systems*) powodują, że robotycznej automatyzacji podlegać mogą już nie tylko zadania rutynowe wymagające aktywności fizycznej, lecz co istotniejsze, także zadania zastrzeżone dotąd dla ludzi. Przede wszystkim chodzi o te z nich, które mają charakter pracy umysłowej i w ramach których czynności mogą szybko i sprawnie wykonywać komputery, podatne na umaszynowanie i algorytmizację, np. zadania związane z obsługą administracyjną, kalkulowaniem, gromadzeniem i przetwarzaniem danych.

C.B. Frey i M.A. Osborne, badający podatność miejsc pracy na robotyzację oraz występujące zależności między potencjałem robotyzacji a rodzajem wykonywanych zadań, doszli do wniosku, że prawie 50% miejsc pracy jest zagrożonych robotyczną automatyzacją [Frey, Osborne 2017]. Analizowali oni prawdopodobieństwo robotyzacji 702 zawodów. Celem badania było ustalenie współczynnika ich komputeryzacji (rozumianej jako możliwość wykonywania zadań przez komputerowo kontrolowane urządzenia). Autorzy założyli, że automatyzowane przez TIK są całe zawody, a nie tylko pojedyncze zadania. Przedstawili tezę, że to nie poziom wykształcenia, lecz ro-

dzaj wykonywanej pracy wykazuje silny związek z prawdopodobieństwem komputeryzacji, niwelując w efekcie zapotrzebowanie na pracę o charakterze *middle-skilled* [Frey, Osborne 2017, ss. 254–280]. Także polscy badacze zajmujący się tą tematyką przedstawili argumenty potwierdzające tezę, że pracownicy zatrudniani do realizacji prostych usług biznesowych są grupą najbardziej narażoną na negatywne efekty automatyzacji. Spowodowane jest to tym, że większość realizowanych przez nich zadań ma charakter rutynowy, przez co ich pracę mogą łatwo zastąpić komputery i algorytmy [Keister, Lewandowski 2016].

Celem artykułu jest zweryfikowanie, czy automatyzacja kognitywna uzyskała już taki poziom zaawansowania, że wpływa bezpośrednio na procesy gospodarcze. Jeżeli tak, to jakie są jej kluczowe zalety oraz potencjał dla organizacji. Przeprowadzone w artykule studia literaturowe mogą być przydatne w praktyce zarządzania, pomagając wyciągnąć wnioski na przyszłość.

## Metody napędzające obliczenia kognitywne

Systemy zautomatyzowane działają na podstawie sekwencyjnych algorytmów odwzorowujących zaplanowane wcześniej zadania oraz danych pobieranych z sensorów. Algorytm to sposób prezentacji ściśle określonych reguł i metod postępowania, mających na celu rozwiązanie konkretnego zadania w skończonej liczbie kroków. Liczba kroków zależy od złożoności problemu, przy czym jest ona zawsze liczbą skończoną. Dane pobierane z sensorów są przewidywalne i uwzględnione w algorytmie. Jeżeli dane są poprawne, to poprawnie stworzony algorytm zapewnia uzyskanie oczekiwanego wyniku. Na podstawie zbioru tych informacji algorytm jest w stanie:

- rozpoznać obiekty poprzez ich atrybuty,
- zapamiętać otaczające go środowisko oraz relacje pomiędzy obiektami,
- zrealizować ścieżki postępowania prowadzące do wyniku.

W złożonych, nieznanych środowiskach wymagających dynamicznych interakcji z otoczeniem, nie sposób przewidzieć wszystkich możliwych reakcji na zdarzenia jej wymagające. Trzeba tu zastosować podejście opierające się nie na zaprogramowaniu rozwiązania, lecz na zaprogramowaniu działania powodującego inteligentne zachowanie algorytmu w sytuacjach wcześniej dla niego nieznanych [Słowik, Ołdziej 2011, ss. 79–84].

Idea RPA oparta jest na oprogramowaniu. RPA nie są materialnymi maszynami wykonującymi fizyczne czynności, lecz automatami softwarowymi (boty) działającymi na podstawie odwzorowanych procesów. W języku RPA termin „robot” jest

równoznaczny z licencją [Willcocks, Lacity, Craig 2015]. Oprogramowanie RPA umożliwia powiązanie lub integrację różnych urządzeń oraz technologii i dzięki temu działa jako jedna jednostka interoperacyjna. W przypadku procesów biznesowych termin „RPA” odnosi się do skonfigurowania oprogramowania robota w celu wykonania przez niego wszystkich kroków procesu. Definicja zaproponowana przez Gartnera opisuje RPA jako „robotyczne narzędzia automatyzacji procesów, które wykonują instrukcje IF, THEN, ELSE na danych strukturalnych, za pomocą interakcji interfejsu użytkownika (UI) z interfejsami API, aby sterować serwerami klienckimi, komputerami typu mainframe lub kodami HTML, poprzez odwzorowanie procesu w języku narzędzia RPA, w celu wykonania skryptu przez pulpit kontrolny” [Tornbohm, Dunie 2017]. Narzędzia RPA mają na celu zmniejszenie obciążenia prostymi, powtarzalnymi zadaniami. RPA replikuje czynności użytkowników, uzyskuje dostęp do systemów, pozyskuje dane, analizuje arkusze kalkulacyjne, dokumenty i pocztę e-mail w celu wykonania zaplanowanych zadań [Aguirre, Rodriguez 2017, ss. 66–71, Lamberton, Brigo, Hoy 2017, ss. 8–20].

Najnowsze, coraz powszechniejsze, TIK umożliwiają przekroczenie dotychczasowych ograniczeń RPA, związanych z podejmowaniem decyzji wyłącznie na podstawie sekwencyjnego otrzymywania informacji. TIK charakterystyczne dla Trzeciej Platformy (ang. *3rd Platform*) umożliwiają przetwarzanie informacji w czasie rzeczywistym, bez ograniczonej i funkcjonalnie pełnej listy rozkazów, w sposób zdecentralizowany, niehierarchiczny, niesekwencyjny, inny niż w architekturach von Neumana. Systemy takie określa się jako CS (ang. *Cognitive Systems*), czyli systemy poznawcze, ponieważ realizowane przez nie obliczenia mają symulować procesy myślowe człowieka w modelu komputerowym. Obliczenia te uwzględniają: modele uczenia maszynowego, umiejętność interpretowania nieustrukturalizowanych danych i zapytań, generowanie hipotez oraz analiz, rozpoznawanie wzorców i przetwarzanie języka naturalnego – NLP (ang. *Natural Language Processing*) – w celu naśladowania sposobu działania ludzkiego mózgu [Sathish Babu, Venkataram 2009, ss. 59–74]. Rozwiązania CS mają być same dla siebie źródłami danych, mają się same rozbudowywać na podstawie zauważonych i zidentyfikowanych braków. Jest to możliwe dzięki odwzorowaniu w ich architekturach teoretycznych podstaw procesów poznawczych zachodzących w mózgu człowieka [Wątróbski, Witkowska, Wolski 2015, ss. 90–99]. Charakterystyczne dla nich przetwarzanie informacji, polegające na manipulowaniu reprezentacjami odnoszącymi się do świata zewnętrznego, odbywa się w sposób tak wysoce zorganizowany, że ich działanie może być określone jako inteligentne [Dąbek 2014, ss. 145–155]. Systemy realizujące obliczenia kognitywne – CC (ang. *Cognitive Computing*) postrzegane są jako zbiór algorytmicznych umiejętności, które mogą automatyzować coraz

bardziej złożone procesy, symulując zarówno ludzkie myślenie, jak i zaangażowanie w realizowane działania. Mają zdolność samodzielnego uczenia się pozwalającą im działać i uczyć się na doświadczeniu, także własnym, rozszerzając możliwości interakcji z własnym środowiskiem.

ML to zdolność CS do ciągłego doskonalenia własnego funkcjonowania w celu odkrywania wzorców pozwalających na podejmowanie decyzji, bez konieczności korzystania z ludzkich instrukcji. Stosowane metody pozwalają na generowanie wiedzy (w postaci modeli lub reguł) ze zbioru danych uczących, po to, by w przyszłości wykorzystać tę wiedzę podczas analizy nowych obiektów. Zbiór wykorzystywanych metod tworzą: narzędzia klasyfikacji, indukcja drzew decyzyjnych, sztuczne sieci neuronowe – ANN (ang. *Artificial Neural Networks*). Proces uczenia maszynowego przedstawia się symbolicznie w trzech następujących krokach:

- odkrywanie wiedzy w danych,
- tworzenie modeli prognostycznych,
- kodyfikacja rezultatów w celu ich wykorzystania w przyszłości [Regulski 2017, ss. 24–32].

Proces działa iteracyjnie: początkowa grupa testów pozwala na postawienie hipotez, które są następnie potwierdzane lub odrzucane przez kolejne testy [Duch, Grudziński 2000, ss. 663–690]. Raport OECD definiuje trzy poziomy uczenia maszynowego, a mianowicie:

- Nadzorowane uczenie się (ang. *Supervised Learning*), w którym system rozpoznaje oznaczone i otagowane dane. CS uczy się na podstawie przykładów.
- Uczenie nienadzorowane (ang. *Unsupervised Learning*), w którym brak jest etykiet i system, analizując dane, szukając wzorców i odnajdując relacje, sam tworzy klastry informacji, do których przypisuje dane samodzielnie je tagując. CS uczy się wyciągania wniosków.
- Uczenie wzmocnione (ang. *Reinforcement Learning*), w którym system poznaje konsekwencje swoich decyzji, działając na podstawie otrzymanych wcześniej gotowych zestawów dozwolonych działań, reguł i stwierdzeń. CS działa w ich ramach, dokonuje analizy i obserwuje ich skutki, ucząc się wykorzystywania reguł w taki sposób, aby osiągnąć pożądaną efekt [OECD 2017].

Najnowszą grupą stosowanych w CS narzędzi są sieci neuronowe wykorzystywane m.in. w procesach głębokiego uczenia – DL (ang. *Deep Learning*). Klasyczne ANN zawierają warstwę ukrytą, nie są więc znane przesłanki, na których opiera się CS, proponując rozwiązanie problemu. Pomimo tej niepewności ANN znajdują zastosowanie w procesach rozpoznawania obrazu. Jeżeli problem jest zbyt skomplikowany, to w wielowarstwowej, sztucznej sieci neuronowej wykorzystuje się uczenie

nienadzorowane, niedążące do zadanego wyniku. Ma ono potencjał wykrywania prawidłowości i zależności, które wcześniej nie były znane. Metoda stosowana w DL polega na przeszkoleniu jednej z warstw sieci, a następnie rozpropagowaniu tej warstwy w innych. Informacja, przechodząc w ten sposób od warstw niskiego poziomu do warstw wyższego rzędu, uzyskuje różne stopnie abstrakcji. CS uczy się, jak klasyfikować te sygnały. Analiza sygnałów prowadzi do uczenia się i rozpoznawania [Rebizant 2014, Koziarski, Kwater, Woźniak 2018, ss. 220–226]. Metoda taka jest użyteczna do analizy zjawisk, których model jest niedokładny albo niekompletny (np. rozpoznawanie zjawisk finansowych).

## Robotyczna automatyzacja procesów usługowych

Wiele badań w różnych dziedzinach pokazuje, że nawet proste algorytmy regularnie przewyższają ludzi w zalgorytmizowanych zadaniach [Baker, Dellaert 2018, ss. 713–750]. RPA jest najtańszą z technologii automatyzacji i jednocześnie najłatwiejszą do wdrożenia. Ma zastosowanie do czasochłonnych, rutynowych i wymagających dużej liczby informacji zadań. Pozwala stosunkowo łatwo uzyskać wzrost produktywności. Za pomocą technik kognitywnych z arsenału AI algorytmy mogą rozwiązywać bardziej złożone i mniej zdefiniowane zadania, prowadząc do inteligentnej automatyzacji procesów. Wyzwała to jeszcze większą automatyzację. Zwraca się uwagę na coraz silniejszy trend związany z rosnącym zapotrzebowaniem na inteligentną automatyzację, która postrzegana jest jako opłacalna alternatywa tradycyjnych TIK. Docenia się, że kognitywne RPA może być wykorzystane w celu uzyskania przewagi konkurencyjnej [Schatsky, Muraskin, Gurusurthy 2015]. Integracja możliwości CC z RPA wprowadza automatyzację na nowe obszary. Wydaje się, że boty powstałe w wyniku takiej fuzji to praktyczne wykorzystanie możliwości agentów kognitywnych, opisywanych przez M. Hernesa, który zauważył, że w związku z możliwościami generowania wariantów decyzji, a także ich algorytmicznego podejmowania oraz realizowania, wzrasta zapotrzebowanie na wykorzystywanie ich również we wspieraniu zarządzania organizacją [Hernes 2016, ss. 219–229].

W literaturze na temat wykorzystywania CC w kontekście RPA znaleźć można opis licznych przykładów z sektora usług. Autorzy zwracają uwagę, że przetwarzanie i rozumienie coraz większej liczby danych, choć dostępne bezpośrednio dla ludzi, to z uwagi na ogromne ich wolumeny prowadzić może do przytłoczenia człowieka. Uwalnia to naturalną chęć automatyzacji takich procesów, w celu zwiększenia ich wydajności. Podkreślane jest, że zadania wymagające do tej pory ludzkiej interpre-

tacji są algorytmizowane, a ich obsługę przejmują boty. Dotyczy to wyrafinowanego wyszukiwania informacji zawartych w danych opisowych (np. w regulacjach prawnych, zapisach księgowych, przepisach finansowych) umożliwiającego: wykrywanie nadużyć finansowych, analizowanie dokumentacji technicznej maszyn oraz obrazowej dokumentacji medycznej w procesach związanych z diagnostyką, sprzedażowej klasyfikacji produktów do budowania zaawansowanych programów lojalnościowych dla klientów [Tarafdar, Beath, Ross 2017, ss. 21–27]. Spektakularny przypadek brytyjskiego dostawcy telefonii komórkowej Telefónica O2 opisują M. Lacity, P. Willcocks i A. Craig, wskazując, że 160 robotów przetwarza tam od 400 000 do 500 000 transakcji miesięcznie, co dało firmie 3-letni zwrot z inwestycji w wysokości ponad 650%, a poziom ten osiągnięto, szkoląc tylko 4 osoby [Lacity, Willcocks, Craig 2015]. Inny przykład dotyczy przewoźnika kolejowego Virgin Trains, który wdrożył poznawczą RPA, aby automatycznie zwracać klientom opłaty za opóźnione pociągi. Cały proces został zautomatyzowany: od rozpoznania reklamacji klienta przez kognitywne przetwarzanie danych, aż do zadaniowania botów programowych realizujących zwrotne transakcje finansowe. Rozwiązanie do automatyzacji kognitywnej zmniejszyło dzienny czas przetwarzania i pracę alokowaną w obsługę reklamacji klientów o 85% [Zach 2018].

W instytucjach finansowych, podlegających zmieniającej się polityce regulacyjnej, zadania związane z zapewnieniem zgodności są dodatkowo komplikowane przez regulatorów używających specyficznego, złożonego języka przepisów prawnych. Często powoduje to ponoszenie dodatkowych kosztów wynikających z konieczności identyfikowania przepisów i sposobów ich zastosowania oraz raportowania, co z kolei przekłada się na wzrost kosztów działalności operacyjnej. Badania prowadzone przez A. Agarwala i jego zespół pokazują, że może chodzić nawet o 10% całkowitych wydatków operacyjnych. Instytucjom poszukującym pomocy oraz zdecydowanych na automatyzację proponowane są rozwiązania CC, ułatwiające śledzenie zmian przepisów, opierające się na wiedzy i systemie zapytań oraz odpowiedzi [Agarwal, Ganesan, Gupta 2017, ss. 28–35]. Technologie kognitywne wpływają na sposób prowadzenia audytów. Tradycyjny audytor pobiera próbkę transakcji, sprawdza dokumenty źródłowe, ocenia rachunkowość w zestawieniu z ocenami biegłego rewidenta, ocenia zasadność rozpoznania przychodu. M.T. Macaulay opisuje kognitywne RPA, które stosuje podobną ścieżkę, jednak w zupełnie innej skali [Macaulay 2017]. Analizowane są dane zebrane z wielu różnych źródeł, w różnych formatach (także dane nieustrukturyzowane), stosuje się analizy predykcyjne, rozpoznawanie wzorców, generowane są hipotezy i podejmowane decyzje oparte na osądach powstałych na podstawie oceny dowodów potwierdzających [Macaulay 2017].

W innym badaniu G. Barnett opisuje RPA zastosowaną do szeregu procesów w banku Barclays. Począwszy od wykrywania oszustw i monitorowania ryzyka aż po automatyzację otwierania rachunków. Inna organizacja sektora finansowego The Co-operative Banking Group, wykorzystuje RPA do automatyzacji ponad 130 procesów, w tym złożonych procesów uwierzytelniania, przetwarzania obciążenia zwrotnego VISA i innych procesów *back office* wspierających sprzedaż i ogólną administrację [Barnett 2015]. W przypadku US Bank, aby wyeliminować straty wynikające z powodu niedopasowania stosowanych stawek, opisanych umowami, do faktur klientów, zautomatyzowano system rozliczeń. Bank wykorzystał techniki NLP do skanowania harmonogramów opłat i faktur oraz zawartych w umowach wymagań dotyczących terminów, identyfikując przerwy i opóźnienia. W rezultacie odkryto straty dochodów w wysokości 9–10%. W efekcie zastosowania RPA odzyskano 3–4% [Schatsky, Muraskin, Gurumurthy 2015].

## **Echa przyszłości: autonomia, interaktywność, predyktywne wnioski**

Współczesne technologie automatyzacji najlepiej sprawdzają się w procesach, które oparte są na ścisłych regułach, przez co są wysoce powtarzalne. Roboty wykonują swoje zadania za pomocą deterministycznych algorytmów, reguł lub instrukcji, które kontrolują ich zachowania prowadząc do rozwiązania problemu. RPA komunikuje się bezpośrednio z aplikacjami za pomocą interfejsów graficznych, nie ma więc potrzeby budowania złożonych i sztywnych interfejsów system – system. Roboty operacyjne są łatwe do uruchomienia, skalowalne i proste w użyciu. Są też atrakcyjnym sposobem na obniżenie kosztów operacyjnych, zwłaszcza w ramach powtarzalnych, opartych na regułach procesów. Przykłady wdrożeń pokazują ich efektywność ekonomiczną. Poznawcze systemy kognitywne zmieniają ten paradygmat, rozszerzając możliwości RPA o algorytmy stochastyczne, z umiejętnościami uczenia się i predykcji tworzącymi jądro robotów kognitywnych. Technologia CC wkroczyła w obszary będące wyłączną domeną człowieka, zwłaszcza w obszary jego zdolności umysłowych i komunikacyjnych. Jak zauważają E. Brynjolfsson i A. McAfee staje się ona coraz bardziej zdolna do przejęcia od ludzi podejmowania decyzji, w taki sam sposób, w jaki pierwszy wiek maszyn zastąpił ludzką siłę mięśni mocą maszyn [Brynjolfsson, McAfee 2014].

Ł. Arendt stwierdza wprost, że automatyzacja i TIK wpływają bezpośrednio na rynek pracy [Arendt 2015]. Procesom tym poświęcone są liczne badania w ramach



teorii zmiany technologicznej premiującej wysokie kwalifikacje – SBTC (ang. *Skill-Biased Technological Change*) oraz koncepcji postępu technicznego ukierunkowanego na rutynizację – RBTC (ang. *Routine-Biased Technical Change*) [Arendt 2015, ss. 13–26]. Oprócz stosowanych wcześniej metod kategoryzacji pracowników na wysoko, średnio i nisko wykwalifikowanych zaczęto uwzględniać także powtarzalność i rutynowość wykonywanych przez nich zadań. Z punktu widzenia automatyzacji pracy nie ma znaczenia, czy zadania są wykonywane fizycznie, czy umysłowo, ważniejsza jest ich podatność na wykonywanie przez komputerowo kontrolowane urządzenia. Rutynowe mogą być zarówno prace manualne, jak i kognitywne [Goos, Manning, Salomons 2014, ss. 2509–2526, Keister, Lewandowski 2016]. Zgodnie z utrwalonymi definicjami można je opisać w następujący sposób:

- Zadania nierutynowe kognitywne są wykonywane przez pracowników umysłowych wysoko wykwalifikowanych. Wymagają kreatywności oraz umiejętności myślenia abstrakcyjnego i rozwiązywania problemów, a także wysokich umiejętności komunikacji. Technologia służy do uzupełnienia procesu ich realizacji, podnosząc wydajność.
- Zadania rutynowe kognitywne są wykonywane przez średnio wykwalifikowanych pracowników umysłowych i mogą ich zastępować algorytmy. Zadania takie wymagają realizacji wyraźnie określonych i powtarzalnych ciągów czynności, które mogą być łatwo zalgorytmizowane. Do pracowników wykonujących tego typu prace, tzw. middle-skills, należą: umysłowi pracownicy biurowi, pracownicy administracyjni, operatorzy i analitycy danych, wypełniający formularze oraz generujący faktury.
- Zadania rutynowe manualne są wykonywane przez średnio i nisko wykwalifikowanych pracowników fizycznych. Zadania z tej grupy są łatwe do kodyfikacji i algorytmizacji, a w efekcie do automatyzacji. Zadania rutynowe manualne są najczęściej wykonywane przez pracowników produkcyjnych, takich jak: operatorzy maszyn i montażyści, robotnicy przemysłowi i rzemieślnicy, pracownicy przetwórstwa spożywczego.
- Zadania nierutynowe manualne są zazwyczaj wykonywane przez pracowników fizycznych nisko wykwalifikowanych. Realizacja ich wymaga umiejętności sensualnych, percepcyjnych, motorycznych oraz stosowania zasad współżycia społecznego niezbędnych w wykonywaniu wielu zawodów (np. pracownicy wykonujący prace proste, kierowcy, rolnicy, robotnicy budowlani, kucharze, kelnerzy). W tym wypadku koszt uzasadniający zastąpienie człowieka maszyną jest nadal wysoki [Keister, Lewandowski 2016].

Interesującą prawidłowość na rynku brytyjskim wykazało Resolution Foundation. W przeprowadzonych badaniach posłużono się klasyfikacją rutynowości wykonywanych zadań – RTI (ang. *Routine Task Intensity*), opisaną przez D.H. Autora i D. Dorna w pracy poświęconej analizie zawodów usługowych oraz polaryzacji zatrudnienia i płac w USA [Autor, Dorn 2013, ss. 1553–1597]. Dane dotyczące poziomu rutynowości zadań zostały skorelowane z danymi demonstrującymi udział realizowanych zadań w ogólnym zatrudnieniu (czasie pracy) w latach 1993–2016 [Goos, Manning, Salomons 2014, ss. 2509–2526]. Zauważono, że istnieje silna korelacja pomiędzy rutynowym charakterem zadań a spadkiem liczby przepracowanych godzin. A. Corlett konkluduje, że automatyzacja wyraźnie wpływa na zatrudnienie, gwarantując zwiększenie produktywności, przy mniejszych obciążeniach pracowniczych po stronie firm [Corlett 2016]. Zwiększa popyt na wysoko wykwalifikowanych pracowników, wykonujących zadania nierutynowe kognitywne, trudnych do zastąpienia przez maszyny i komplementarnych dla TIK. Obniża jednocześnie popyt na średnio wykwalifikowanych pracowników wykonujących prace rutynowe manualne oraz rutynowe kognitywne, których można zastąpić robotami i komputerami [Corlett 2016]. Potwierdza to tezę, że technologia kognitywna uzyskała taki poziom zaawansowania, iż wpływa bezpośrednio na procesy gospodarcze, doprowadzając m.in. do bezrobocia technologicznego. M. Jagielska zauważa, że automatyzacja i algorytmy odciążają organizacje od działań rutynowych oraz kontrolnych i koordynujących, ponieważ nawet duży zespół ludzki nie jest w stanie efektywnie zastąpić narzędzi sztucznej inteligencji [Jagielska 2017, ss. 95–104].

W warunkach polskich tendencje te nie są tak silnie zauważalne. Jednak badania zrealizowane przez Instytut Badań Strukturalnych przewidują, że dalszy spadek kosztów TIK oraz standaryzacja wzorców pracy i dopasowywanie ich do światowych poziomów doprowadzi do sytuacji, w której przewaga pracowników rutynowych kognitywnych nad maszynami będzie maleć [Keister, Lewandowski 2016]. Tym samym, ryzyko automatyzacji znacznie wzrośnie. Postawiono tezę, że pracownicy zatrudniani do wykonywania prostych usług biznesowych są grupą najbardziej narażoną na negatywne efekty automatyzacji. Spowodowane jest to tym, że większość realizowanych przez nich zadań ma charakter rutynowy, przez co są oni podatni na zastępowanie ich komputerami i maszynami obsługiwanymi przez mniejszą liczbę lepiej wykształconych pracowników [Keister, Lewandowski 2016].

Badania dotyczące wpływu automatyzacji na rynek pracy pokazują, że automatyzacja kognitywna staje się coraz sprawniejsza i coraz tańsza. Przez swą dostępność wpływa na procesy gospodarcze nie tylko w obszarach wymagających aktywności fizycznej. Algorytmizowane i automatyzowane są zadania uważane dotąd za umysłowe.

we. Fuzja CC z RPA tworzy algorytmy sprawne w samodzielnym kalkulowaniu, przetwarzaniu i agregowaniu danych, opracowywaniu raportów i analiz. Technologia kognitywna, oferując zestaw kontekstowych i filtrowanych hipotez budowanych na podstawie zredukowanego i ukierunkowanego zestawu idei, możliwości, sygnałów lub ryzyk, ułatwia podejmowanie decyzji biznesowych. Automatyzacja kognitywna jest chętnie wykorzystywana przez przedsiębiorstwa. Oferuje duży potencjał, będzie się więc nadal rozwijała, obejmując swym zasięgiem kolejne grupy zadań kognitywnych – zadań nierutynowych, wykonywanych przez pracowników umysłowych.

## Bibliografia

**Agarwal A., Ganesan B., Gupta A.** i in. (2017), *Cognitive Compliance for Financial Regulations*, „IT Professional”, Vol. 19, Issue 4.

**Aguirre S., Rodriguez A.** (2017), *Automation of a Business Process Using Robotic Process Automation (RPA): A Case Study* [in:] *Applied Computer Sciences in Engineering: 4th Workshop on Engineering Applications*, WEA 2017, Cartagena, Colombia, September 27–29, 2017, Proceedings.

**Arendt Ł.** (2015), *Zmiana technologiczna faworyzująca wysokie kwalifikacje czy polaryzacja polskiego rynku pracy – zarys problemu*, „Prace Naukowe Uniwersytetu Ekonomicznego we Wrocławiu”, nr 401.

**Autor D.H., Dorn D.** (2013), *The Growth of Low-Skill Service Jobs and the Polarization of the US Labor Market*, „American Economic Review”, Vol. 103, No. 5.

**Baker T., Dellaert B.G.C.** (2018), *Regulating Robo Advice Across the Financial Services Industry*, „Iowa Law Review”, Vol. 103, Issue 2.

**Barnett G.** (2015), *Robotic Process Automation: Adding to the Process Transformation Toolkit*, Ovum, London.

**Brynjolfsson E., McAfee A.** (2014), *The Second Machine Age: Work, Progress, and Prosperity in a Time of Brilliant Technologies*, W.W. Norton & Company, New York.

**Corlett A.** (2016), *Robot Wars: Automation and the Labour Market*, Resolution Foundation, London.

**Dąbek D.** (2014), *Podstawowe problemy klasycznej koncepcji sztucznej inteligencji i nauk kognitywnych*, „Prace Naukowe Akademii im. J. Długosza w Częstochowie. Filozofia”, t. 11.

**Duch W., Grudziński K.** (2000), *Sieci neuronowe i uczenie maszynowe: Próba integracji* [w:] M. Nałęcz (red.), *Biocybernetyka i inżynieria biomedyczna*, Akademicka Oficyna Wydawnicza Exit, Warszawa.

**Frey C.B., Osborne M.A.** (2017), *The Future of Employment: How Susceptible Are Jobs to Computerisation?*, „Technological Forecasting and Social Change”, Vol. 114(C).

**Goos M., Manning A., Salomons A.** (2014), *Explaining Job Polarization: Routine-Biased Technological Change and Offshoring*, „American Economic Review”, Vol. 104, No. 8.

**Hernes M.** (2016), *Wspomaganie zarządzania z wykorzystaniem kognitywnych programów agentowych*, „Przedsiębiorczość i Zarządzanie”, t. 17, z. 4, cz. 1.

**Jagielska M.** (2017), *Sztuczna inteligencja w zarządzaniu – stan aktualny a perspektywy*, „Przedsiębiorczość i Zarządzanie”, t. 18, z. 2.

**Keister R., Lewandowski P.** (2016), *Rutynizacja w czasach przemiany? Przyczyny i konsekwencje zmian struktury zadań w Europie Środkowo-Wschodniej*, Instytut Badań Strukturalnych, Warszawa.

**Koziarski M., Kwater K., Woźniak M.** (2018), *Wykorzystywanie programów uczenia w głębokim uczeniu przez wzmacnianie. O istocie rozpoczynania od rzeczy małych*, „Edukacja – Technika – Informatyka”, nr 2(24).

**Lamberton C., Brigo D., Hoy D.** (2017), *Impact of Robotics, RPA and AI on the Insurance Industry: Challenges and Opportunities*, „Journal of Financial Perspectives”, Vol. 4, No. 1.

**Macaulay M.T.** (2017), *How Cognitive Tech Is Revolutionizing the Audit*, „Financial Executives International”, [online] [www.financialexecutives.org/Topics/Strategy/How-Cognitive-Tech-Is-Revolutionizing-the-Audit](http://www.financialexecutives.org/Topics/Strategy/How-Cognitive-Tech-Is-Revolutionizing-the-Audit), dostęp: 22.10.2018.

OECD (2017), *Algorithms and Collusion: Competition Policy in the Digital Age*, OECD, Paris.

**Rebizant W.** (2014), *Metody podejmowania decyzji*, Oficyna Wydawnicza Politechniki Wrocławskiej, Wrocław.

**Regulski K.** (2017), *Metody uczenia maszynowego wspierane semantycznie* [w:] M. Maciąg K. Maciąg (red.), *Trendy i rozwiązania technologiczne*, Wydawnictwo Naukowe TYGIEL, Lublin.

**Sathish Babu B., Venkataram P.** (2009), *A Dynamic Authentication Scheme for Mobile Transactions*, „International Journal of Network Security”, Vol. 8, No. 1.

**Schatsky D., Muraskin C., Gurumurthy R.** (2015), *Cognitive Technologies. The Real Opportunities for Business*, „Deloitte Review”, Issue 16.

**Słowik M., Ołdziej D.** (2011), *Wybrane architektury kognitywne w robotyce – porównanie i zastosowania*, „Acta Mechanica et Automatica”, Vol. 5, No. 1.

**Tarafdar M., Beath C.M., Ross J.W.** (2017), *Enterprise Cognitive Computing Applications: Opportunities and Challenges*, „IT Professional”, Vol. 19, Issue 4.

**Tornbohm C., Dunie R.** (2017), *Market Guide for Robotic Process Automation Software*, [online] <https://www.gartner.com/doc/385771/market-guide-robotic-process-automation>, dostęp: 21.10.2018.

**Wątróbski J., Witkowska K., Wolski W.** (2015), *Kognitywny model oceny jakości produktu*, „Studies & Proceedings of Polish Association for Knowledge Management”, No. 75.

**Willcocks L.P., Lacity M.C., Craig A.** (2015), *The IT Function and Robotic Process Automation*, The Outsourcing Unit, London.

**Zach E.** (2018), *Virgin Trains on Using AI and Virtual Reality to Boost Customer Experience*, „Computer Weekly”, [online] [www.computerweekly.com/news/252440955/Virgin-Trains-...](http://www.computerweekly.com/news/252440955/Virgin-Trains-...) dostęp: 25.10.2018.