

RESEARCH PAPERS / ARTYKUŁY NAUKOWE

DEVELOPMENT OF ARTIFICIAL INTELLIGENCE AND POTENTIAL IMPACT OF ITS APPLICATIONS IN AGRICULTURE ON LABOR USE AND PRODUCTIVITY

ROZWÓJ SZTUCZNEJ INTELIGENCJI I POTENCJALNY WPŁYW JEJ ZASTOSOWAŃ W ROLNICTWIE NA WYKORZYSTANIE SIŁY ROBOCZEJ I PRODUKTYWNOŚĆ

SZCZEPAN FIGIEL

Citation: Figiel, S. (2022). Development of Artificial Intelligence and Potential Impact of Its Applications in Agriculture on Labor Use and Productivity / Rozwój sztucznej inteligencji i potencjalny wpływ jej zastosowań w rolnictwie na wykorzystanie siły roboczej i produktywność. *Zagadnienia Ekonomiki Rolnej / Problems of Agricultural Economics*, 373(4), 5–21. <https://doi.org/10.30858/zer/153583>

Abstract

Artificial intelligence (AI) is one of the most striking recent technology developments. Potentially, it can significantly affect all areas of economic activities including agriculture. The paper addresses two issues such as the actual essence of AI and its most important current and expected future applications in agriculture and their potential impact on labor use and productivity of this sector. The research methods applied in the paper are critical analysis of selected literature sources and deductive reasoning regarding the likely influence of AI applications on labor use in agriculture and its total factor productivity. It was found out that applications of AI in agriculture are numerous and very diverse both in terms of technological solutions and managed processes. Moreover, the market for AI applications in agriculture is expected to grow quite rapidly due to an increasing tendency to automatize agricultural production and marketing processes. This inevitably leads to substitution of physical labor with sophisticated machinery and robots. Also, it generates demand for new labor competencies needed to manage increasingly capital intensive agricultural production and related processes driven by the use of AI. Based on mainly theoretical considerations, it can be surmised that widespread use of AI in agriculture should positively contribute to the growth in the total factor productivity (TFP) of the sector. Consequently, countries where agricultural producers adopt AI solutions faster can gain competitive advantage in food production.

Keywords: artificial intelligence, labor use, agricultural sector productivity.

JEL codes: O33, O47, Q16, J43.

Szczepan Figiel, PhD, DSc, ProfTit, Institute of Agricultural and Food Economics National Research Institute, Department of Agricultural Economy, Agricultural Policy and Rural Development; ul. Świętokrzyska 20, 00-002 Warsaw, Poland (szczepan.figiel@ierigz.waw.pl).  <https://orcid.org/0000-0001-6058-427X>

Abstrakt

Sztuczna inteligencja (ang. Artificial Intelligence, AI) – dalej jako SI – jest jednym z najbardziej interesujących najnowszych osiągnięć technologicznych. Potencjalnie może znacząco wpłynąć na wszystkie obszary działalności gospodarczej, w tym na rolnictwo. Artykuł dotyczy dwóch kwestii, istoty faktycznej SI oraz jej najważniejszych obecnych i przewidywanych przyszłych zastosowań w rolnictwie, a także potencjalnego wpływu na wykorzystanie siły roboczej i produktywność tego sektora. Metody badawcze zastosowane w artykule to krytyczna analiza wybranych źródeł literaturowych oraz wnioskowanie dedukcyjne dotyczące prawdopodobnego wpływu zastosowania SI na wykorzystanie siły roboczej w rolnictwie i jego całkowitą produktywność czynnikową. Stwierdzono, że zastosowania SI w rolnictwie są liczne i bardzo zróżnicowane zarówno pod względem rozwiązań technologicznych, jak i zarządzanych procesów. Ponadto oczekuje się, że rynek zastosowań sztucznej inteligencji w rolnictwie będzie się rozwijał dość szybko ze względu na rosnącą tendencję do automatyzacji produkcji rolnej i procesów marketingowych. To nieuchronnie prowadzi do zastąpienia siły roboczej wyrafinowanymi maszynami i robotami. Generuje to również zapotrzebowanie na nowe kompetencje zawodowe potrzebne do zarządzania coraz bardziej kapitałochłonną produkcją rolną i powiązаныmi procesami napędzanymi przez sztuczną inteligencję. Opierając się głównie na rozważaniach teoretycznych, można przypuszczać, że powszechne zastosowanie SI w rolnictwie powinno pozytywnie przyczynić się do wzrostu łącznej produktywności czynników produkcji (ang. Total Factor Productivity, TFP) sektora. W konsekwencji kraje, w których producenci rolni szybciej przyjmują rozwiązania SI, mogą zyskać przewagę konkurencyjną w produkcji żywności.

Słowa kluczowe: sztuczna inteligencja, wykorzystanie siły roboczej, produktywność sektora rolnego.

Kody JEL: O33, O47, Q16, J43.

Introduction

Constant innovations are commonly considered as key drivers of economic growth. Yet, within the wide spectrum of possible innovations not all of them attract the same degree of attention in terms of practical applicability. In other words, much more attention is usually given to realistic, relatively easy to implement ready-to-go solutions, than to concepts or ideas which for many people seem sort of futuristic. This includes artificial intelligence (AI) being one of the most striking technology developments which has recently sparked interest in potential innovations in various sectors of the economy including agriculture. Discussed broadly both in literature and on business forums, as in fact an immense opportunity for innovative development of agricultural sector activities, AI seems to be underestimated by agricultural economists and even more by the agricultural extension service and farmers themselves. Also, food processors and providers are not exceptions.

There is a number of issues related to increasing presence and role of AI in socio-economic reality such as work, immaterial labor, income, welfare, and flexibility (Kaplan, 2016; Moore, 2018). From an economic standpoint, an important aspect of these considerations should also be the productivity and competitiveness of the whole national economies and their particular sectors. The role of AI in shaping the productivity and consequently competitiveness

Wstęp

Ciągłe innowacje są powszechnie uważane za kluczowe czynniki wzrostu gospodarczego. Jednak w szerokim spektrum możliwych innowacji nie wszystkie z nich przyciągają taką samą uwagę pod względem praktycznego zastosowania. Innymi słowy, dużo więcej uwagi poświęca się zazwyczaj realistycznym, stosunkowo łatwym do wdrożenia gotowym rozwiązaniom niż koncepcjom czy pomysłom, które wielu ludziom wydają się czymś futurystycznym. Obejmuje to sztuczną inteligencję (SI), która jest jednym z najbardziej interesujących osiągnięć technologicznych, które wzbudziło w ostatnich czasach zainteresowanie potencjalnymi innowacjami w różnych sektorach gospodarki, w tym w rolnictwie. Sztuczna inteligencja, szeroko dyskutowana zarówno w literaturze, jak i na forach biznesowych, jako w istocie ogromna szansa na innowacyjny rozwój działalności sektora rolnego, wydaje się być niedoceniana przez ekonomistów rolnych, a tym bardziej przez doradców rolniczych i samych rolników. Wyjątkami nie są również przetwórcy i dostawcy żywności.

Istnieje szereg kwestii związanych z rosnącą obecnością i rolą SI w rzeczywistości społeczno-gospodarczej, takich jak siła robocza, praca niematerialna, dochody, dobrobyt i elastyczność (Kaplan, 2016; Moore, 2018). Z ekonomicznego punktu widzenia ważnym aspektem tych rozważań powinna być także produktywność i konkurencyjność całych gospodarek

of the agricultural sector, although intuitively quite obvious, is up to now a lacking element in this debate. Thus, conceivable implications of implementing AI solutions for productivity of agriculture and related economic activities deserve some analytical attention.

The purpose of this paper is twofold. Firstly, to highlight the actual essence as well as the most important current and expected future applications of AI in agriculture. Secondly, to discuss the potential impact of AI on labor use and productivity of agricultural sector. A special focus is placed on productivity to build awareness among various stakeholders regarding ongoing implementations of AI already strongly influencing agricultural production practices. Additionally, the paper is to popularize a proper understanding of AI technology among agricultural economists who are often, as many other professional economists, quite skeptical about its revolutionary potential. Therefore, encouraging discussion of this complex topic is important as well, especially in the context of more broadly understood socio-economic implications of AI developments. Consequently, the article is organized in three main parts, namely, a brief overview of AI evolution and its current essence, the examples of AI applications in agriculture, and a theoretical discussion of the potential impact of extensive implementations of AI solutions in agricultural sector, and closely related economic activities such as food processing and distribution, on labor use and productivity.

A Brief Overview of Evolution of AI and Its Contemporary Essence

Defining AI is not easy for at least two reasons. First of all, the notion of intelligence itself is fairly broad and does not have one commonly agreed definition as being described in many ways. Furthermore, it cannot be surmised without any doubts that machine intelligence is strongly connected with human intelligence (Kaplan, 2016). Nevertheless, the term AI has become used since 1955 when John McCarthy and a team of researchers established scientific foundation for its meaning and understanding. In general, in their famous proposal for the Dartmouth Summer Research Project on Artificial Intelligence it was stated: "The study is to proceed on the basis of the conjecture that every aspect of learning or any other feature of intelligence

narodowych i ich poszczególnych sektorów. Rola SI w kształtowaniu produktywności, a co za tym idzie – konkurencyjności sektora rolnego, choć intuicyjnie dość oczywista, jest na razie brakującym elementem w tej debacie. Na uwagę analityczną zasługują więc możliwe implikacje wdrożenia rozwiązań SI na rzecz produktywności rolnictwa i związanych z nim działalności gospodarczych.

Cel tego artykułu jest dwojaki. Po pierwsze, naświetlenie merytorycznej istoty oraz najważniejszych, obecnych i oczekiwanych przyszłych zastosowań SI w rolnictwie. Po drugie, omówienie potencjalnego wpływu SI na wykorzystanie siły roboczej i produktywność sektora rolnego. Szczególny nacisk położono na produktywność, aby budować wśród różnych interesariuszy świadomość dotyczącą bieżących wdrożeń sztucznej inteligencji, która już ma duży wpływ na praktyki produkcji rolnej. Ponadto artykuł ma na celu spopularyzowanie właściwego rozumienia technologii sztucznej inteligencji wśród ekonomistów rolnictwa, którzy często, jak wielu innych zawodowych ekonomistów, są dość sceptycznie nastawieni do jej rewolucyjnego potencjału. Dlatego też ważne jest zachęcanie do dyskusji na ten złożony temat, zwłaszcza w kontekście szerzej rozumianych społeczno-ekonomicznych implikacji rozwoju sztucznej inteligencji. W związku z tym artykuł składa się z trzech głównych części, a mianowicie krótkiego przeglądu ewolucji SI i jej aktualnej istoty, przykładów zastosowań SI w rolnictwie oraz teoretycznego omówienia potencjalnego wpływu szeroko zakrojonych wdrożeń rozwiązań SI w sektorze rolniczym, a także powiązanych działań gospodarczych, takich jak przetwarzanie i dystrybucja żywności, wykorzystanie siły roboczej i produktywność.

Krótki przegląd ewolucji SI i jej współczesnej istoty

Definiowanie sztucznej inteligencji nie jest łatwe z co najmniej dwóch powodów. Przede wszystkim samo pojęcie inteligencji jest dość szerokie i nie ma jednej powszechnie przyjętej definicji – jest interpretowane na wiele sposobów. Poza tym nie można bez wątplenia zakładać, że inteligencja maszynowa jest silnie związana z inteligencją ludzką (Kaplan, 2016). Niemniej jednak termin SI jest używany od 1955 roku, kiedy John McCarthy i jego zespół badaczy ustanowili naukowe podstawy jego znaczenia i zrozumienia. Ogólnie rzecz biorąc, w ich słynnej propozycji dotyczącej projektu Dartmouth Summer Research Project on Artificial Intelligence stwierdzono, że badanie ma przebiegać w oparciu o założenie, że każdy aspekt uczenia się lub jakakolwiek inna

can in principle be so precisely described that a machine can be made to simulate it” and the following aspects of the artificial intelligence were indicated (McCarthy et al., 1955, p. 2):

- automatic computers,
- how can a computer be programmed to use a language,
- neuron nets,
- theory of the size of a calculation,
- self-improvement,
- abstractions,
- randomness and creativity.

As mentioned by Kaplan (2016), one of the reasons to coin the term AI was an intention to avoid conceptual associations with cybernetics and differentiate AI research work from it as a new field. Such approach proved to be far-sighted and despite of the fact that AI cannot be clearly and concisely defined as a scientific term, now is well enough rooted as a subject matter for discussion and analysis both in theory and practice.

AI definitions and understanding have evolved over time partly in relation to the following periods and stages of its development (Delipetrev et al., 2020):

- 1950–1970, AI foundations beginning with the Turing’s (1950) milestone question about the ability of machines to think, a “thinking machine” invented by Newell and Simon (1956) called the Logic Theorist,¹ and the already mentioned project proposal on AI (McCarthy et al., 1955);
- 1970–1990, symbolic AI with the so-called “expert systems” or “knowledge-based systems”;
- 1990–2020, machine learning and deep learning addressing complex problems using different applications including data mining, industrial robotics, logistics, business intelligence, banking software, medical diagnosis, recommendation systems, and search engines.

The above mentioned periods represent also three main paradigm shifts in AI from the foundational to symbolic algorithms and expert system development, introduction of machine learning, and the deep learning algorithms. The popularity of AI seems to have been sort of cyclical with subsequent years of decline and growth, although, despite disappointments,

¹ The Logic Theorist was a computer program that could prove theorems in symbolic logic from Whitehead and Russell’s *Principia Mathematica*. It needs to be mentioned that Simon won the Nobel Prize in Economic Sciences in 1978, as it was justified, for his pioneering research into the decision-making process within economic organizations.

cecha inteligencji może być w zasadzie tak dokładnie opisana, aby można było stworzyć maszynę do jej symulacji”, jak również wskazano następujące aspekty dotyczące sztucznej inteligencji (McCarthy i in., 1955):

- komputery automatyczne,
- jak oprogramować komputer do używania języka,
- sieci neuronowe,
- teoria wielkości kalkulacji,
- samodoskonalenie,
- abstrakcje,
- przypadkowość i kreatywność.

Jak wspominał Kaplan (2016), jednym z powodów, dla których powstał termin SI, była chęć uniknięcia konceptualnych skojarzeń z cybernetyką i odróżnienia od niej prac badawczych nad sztuczną inteligencją jako nową dziedziną. Takie myślenie okazało się dalekowzroczne i pomimo tego, że sztuczna inteligencja nie może być jasno i zwięźle zdefiniowana jako termin naukowy, obecnie jest wystarczająco zakorzeniona jako przedmiot dyskusji i analizy zarówno w teorii, jak i praktyce.

Definicje i rozumienie sztucznej inteligencji ewoluowały w czasie częściowo w związku z następującymi okresami i etapami jej rozwoju (Delipetrev i in., 2020):

- 1950–1970, podstawy SI zaczynające się od przełomowego pytania Turinga (1950) o zdolność maszyn do myślenia, „maszyna myśląca” wynaleziona przez Newella i Simona (1956) zwana „teoretykiem logiki”¹ i już wspomniana propozycja projektu dotycząca sztucznej inteligencji (McCarthy i in., 1955);
- 1970–1990, symboliczna sztuczna inteligencja z tzw. „systemami eksperckimi” lub „systemami opartymi na wiedzy”;
- 1990–2020, uczenie maszynowe i uczenie głębokie rozwiązujące złożone problemy przy użyciu różnych aplikacji, w tym eksploracji danych, robotyki przemysłowej, logistyki, inteligencji biznesowej, oprogramowania bankowego, diagnostyki medycznej, systemów rekomendacji i wyszukiwarek.

Wspomniane okresy to także trzy główne zmiany paradygmatów w SI od algorytmów fundamentalnych do algorytmów symbolicznych i rozwoju systemów eksperckich, wprowadzenia uczenia maszynowego

¹ Logic Theorist był programem komputerowym, który mógł udowodnić twierdzenia w logice symbolicznej z *Principia Mathematica* Whiteheada i Russella. Należy wspomnieć, że Simon otrzymał Nagrodę Nobla w dziedzinie nauk ekonomicznych w 1978 roku, jak uzasadniono: za pionierskie badania nad procesem podejmowania decyzji w organizacjach gospodarczych.

unfulfilled promises and expectations, in general an upward trend can be observed, rooted in bold predictions presented by influential researchers and thinkers, massive investments and media attention. In the third period, as compared to the former two periods, an interesting and worth noticing change took place regarding the sources of investments in the AI developments. In the periods one and two, the main investor was government and basic research was carried out by academia, whereas in period three the industry became not only the main investor, but it also started to play an important role in funding basic research (Delipetrev et al., 2020).

Nowadays, the field of AI is a sort of extensive book knowledge as presented by Russell and Norvig (2020) in their very comprehensive, up-to-date introduction to the theory and practice of AI. This current approach to AI, called by the authors a modern one, covers topics such as: machine learning, deep learning, transfer learning, multi-agent systems, robotics, natural language processing, causality, probabilistic programming. The issues of privacy, fairness, ethics, trust, and safety are also discussed. AI is defined by them as “the study of agents that receive percepts from the environment and perform actions.” The idea of an intelligent agent implementing a function that maps percept sequences to actions is indicated as the main unifying theme of the book (Russell & Norvig, 2020, p. vii).

Less sophisticated understanding of AI is presented by Escott (2017) who describes it as a “branch of computer science that endeavours to replicate or simulate human intelligence in a machine, so machines can perform tasks that typically require human intelligence” including planning, learning, reasoning, problem solving, and decision making. AI technologies differ in terms of capacity to mimic human characteristics, the specific technology used for this purpose, real-world applications, and the theory of mind. Accordingly, AI systems both real and hypothetical can be categorized into three types (Escott, 2017):

- narrow intelligence (ANI), also called weak AI, having limited range of abilities;
- general intelligence (AGI) which can be considered equivalent to human capabilities;
- superintelligence (ASI) being more capable than a human.

Examples of the ANI are quite numerous as in fact it has been the only type of AI successfully implemented in many areas so far. ANI applications are designed to perform singular tasks, for example, such as facial recognition, speech recognition (voice

i algorytmów uczenia głębokiego. Popularność SI wydaje się być cykliczna, w kolejnych latach obserwujemy spadki i wzrosty, chociaż mimo rozczarowań, niespełnionych obietnic i oczekiwań generalnie można zaobserwować tendencję wzrostową, zakorzenioną w śmiałych prognozach przedstawianych przez wpływowych badaczy i myślicieli, masowych inwestycjach i koncentracji mediów. W trzecim okresie, w porównaniu z dwoma poprzednimi, nastąpiła ciekawa, warta odnotowania zmiana dotycząca źródeł inwestycji w rozwój SI. W pierwszym i drugim okresie głównym inwestorem był rząd, a badania podstawowe były prowadzone przez środowisko akademickie, natomiast w okresie trzecim przemysł stał się nie tylko głównym inwestorem, ale także zaczął odgrywać ważną rolę w finansowaniu badań podstawowych (Delipetrev i in., 2020).

Obecnie dziedzina sztucznej inteligencji to rodzaj obszernej wiedzy książkowej przedstawionej przez Russella i Norviga (2020) w ich bardzo obszernym, aktualnym wprowadzeniu do teorii i praktyki sztucznej inteligencji. To obecne podejście do SI, nazwane przez autorów nowoczesnym, obejmuje takie kwestie jak uczenie maszynowe, uczenie głębokie, uczenie transferowe, systemy wieloagentowe, robotykę, przetwarzanie języka naturalnego, przyczynowość, programowanie probabilistyczne. Omówione zostały również kwestie prywatności, uczciwości, etyki, zaufania i bezpieczeństwa. Sztuczna inteligencja jest przez nich definiowana jako badanie agentów odbierających postrzeganie obiektów z otoczenia i wykonujących działania. Idea inteligentnego agenta implementującego funkcję, która odwzorowuje sekwencje percepcji na działania, jest wskazywana jako główny temat książki (Russell i Norvig, 2020).

Mniej wyrafinowane rozumienie sztucznej inteligencji przedstawia Escott (2017), opisując ją jako dział informatyki, który stara się replikować lub symulować ludzką inteligencję w maszynie, aby maszyny mogły wykonywać zadania, zwykle wymagające ludzkiej inteligencji, w tym planowanie, uczenie się, wnioskowanie, rozwiązywanie problemów i podejmowanie decyzji. Technologie sztucznej inteligencji różnią się między sobą w zakresie zdolności do naśladowania ludzkich cech, konkretną technologią używaną do tego celu, zastosowaniami w świecie rzeczywistym i teorią umysłu. W związku z tym systemy sztucznej inteligencji, zarówno rzeczywiste, jak i hipotetyczne, można podzielić na trzy typy (Escott, 2017):

- wąska sztuczna inteligencja (WSI), zwana również słabą sztuczną inteligencją, o ograniczonym zakresie umiejętności;

assistants), driving a car, or searching the internet. To a certain extent, they simulate human behavior based on a narrow range of parameters and contexts.

ANI solutions have proven to be effective in carrying out such tasks as interpreting video feeds from drones, organizing personal and business calendars, responding to simple customer-service queries, booking a hotel at a suitable time and location, helping radiologists to spot potential tumors, flagging inappropriate content online, detecting damages in elevators from data gathered by IoT devices, or generating a 3D model of the world from satellite imagery. Of course, the list of ANI practical uses can be much longer as its new elements appear all the time mainly due to advances in machine learning and deep learning.

The term “machine learning” may seem puzzling in terms of logic, because usually people presume that machines cannot think, thus are not able to learn. Such stereotype approach to the problem was undermined over 50 years ago when SHRDLU was developed at the Massachusetts Institute of Technology, a computer program that understood natural language (Kaplan, 2016). Present machine learning algorithms feed computer data to AI systems and with the use of statistical techniques enable them to learn. Machine learning allows AI systems to get progressively better at performing tasks with no necessity of being specifically programmed (Escott, 2017).

Learning itself comes not only from reasoning but also experience, practice, and training. Computer programs can successfully identify patterns in data, which simply means that machines can learn. Machine learning can be split into supervised and unsupervised learning. The first one consists in teaching AI systems by training them using a very large number of labelled examples. Afterward, the trained systems can apply labels to new data. The second one is based on a different approach, namely, algorithms trying to identify patterns in data, looking for similarities which can be used to categorize that data. For example, clustering together fruits whose weight is similar (Heath, 2020).

A developing form of machine learning is deep learning based on neural networks with a large number of sizeable layers trained using huge amounts of data. The data provided and iterated allow the system to gradually refine its model in order to achieve the best outcome. The process of training neural networks can take a long time, but currently it is the deep learning shaping the ability of computers to carry out tasks such as speech recognition and computer vision (Heath, 2020).

- ogólna sztuczna inteligencja (OSI), którą można uznać za równoważną zdolnościom człowieka;
- sztuczna superinteligencja (SSI) przerastająca zdolności człowieka.

Przykłady WSI są dość liczne, ponieważ w rzeczywistości jest to jedyny typ sztucznej inteligencji wdrożony z powodzeniem w wielu obszarach do tej pory. Zastosowania WSI są przeznaczone do wykonywania pojedynczych zadań, takich jak rozpoznawanie twarzy, mowy (asystenci głosowi), prowadzenie samochodu lub przeszukiwanie internetu. Do pewnego stopnia symulują one ludzkie zachowanie na podstawie wąskiego zakresu parametrów i kontekstów.

Rozwiązania WSI okazały się skuteczne w realizacji takich zadań jak interpretacja przekazów wideo z dronów, organizowanie kalendarzy osobistych i biznesowych, odpowiadanie na proste zapytania obsługi klienta, rezerwacja hotelu w odpowiednim czasie i miejscu, pomoc radiologom w wykrywaniu potencjalnych nowotworów, oznaczanie nieodpowiednich treści online, wykrywanie uszkodzeń wind na podstawie danych zebranych przez urządzenia IoT lub generowanie modelu 3D świata ze zdjęć satelitarnych. Lista praktycznych zastosowań WSI może być oczywiście znacznie dłuższa, ponieważ jej nowe elementy pojawiają się cały czas głównie dzięki postępom w uczeniu maszynowym i głębokim.

Termin „uczenie maszynowe” może wydawać się zagadkowy z punktu widzenia logiki, ponieważ zwykle ludzie zakładają, że maszyny nie potrafią myśleć, a więc nie są w stanie się uczyć. Takie stereotypowe podejście do problemu zostało podważone ponad 50 lat temu, gdy w Instytucie Technologii w Massachusetts (MIT) powstał program komputerowy SHRDLU rozumiejący język naturalny (Kaplan, 2016). Obecne algorytmy uczenia maszynowego przekazują dane komputerowe do systemów SI i za pomocą technik statystycznych umożliwiają im naukę. Uczenie maszynowe pozwala systemom SI na coraz lepsze wykonywanie zadań bez konieczności specjalnego programowania (Escott, 2017).

Uczenie jako takie bierze się nie tylko z rozumowania, ale także z doświadczenia, praktyki i szkolenia. Programy komputerowe mogą z powodzeniem identyfikować wzorce w danych, co po prostu oznacza, że maszyny mogą się uczyć. Uczenie maszynowe można podzielić na uczenie nadzorowane i nienadzorowane. Pierwsze z nich polega na uczeniu systemów SI poprzez szkolenie ich na bardzo dużej liczbie oznaczonych przykładów. Następnie przeszkolone systemy mogą nanosić etykiety na nowe dane. Drugie opiera się na innym podejściu, a mianowicie algorytmach

In general, currently there are many examples of successfully implemented ANI solutions. The potential development of AGI and ASI is more a matter of speculative imagination or futuristic visions, although it cannot be categorically excluded that sometime will become a reality.

Applications of AI Methods and Techniques in Agriculture and Related Industries

Using the term “agriculture” in the title of this article is a sort of notional shortcut. In fact, the AI applications described in this section refer not only to farming sector but also closely related economic activities such as food processing or food product distribution industries. Saying that, still presented examples of innovative AI applications are focused on agricultural sector being a core of food systems.

The classification of AI methods and techniques depends on criteria adopted to divide computer algorithms used in order to replace humans in analytical actions and decision making processes. In general, the groups of AI methods and techniques that can be distinguished are based on: searching, logic, probability, modeling of decision processes (simple and complex), and learning.² The way AI solutions are applied in various economic activities depends to large extent on the type of performed work. As pointed out by Kaplan (2016), agriculture is the very example of a sector where further conversion of labor will be taking place due to implementations of AI, which enable not only the substitution of robots for workers, but more importantly the substitution of human competencies.

² A very comprehensive presentation of various AI methods and techniques can be found in Russell and Norvig (2020).

próbujących zidentyfikować wzorce w danych, szukając podobieństw, które można wykorzystać do kategoryzacji tych danych. Na przykład grupowanie owoców o podobnej wadze (Heath, 2020).

Rozwijająca się forma uczenia maszynowego to uczenie głębokie oparte na sieciach neuronowych z dużą liczbą sporych warstw wytrenowanych przy użyciu ogromnych ilości danych. Dostarczone i poddane iteracji dane pozwalają systemowi na stopniowe udoskonalanie swojego modelu w celu osiągnięcia najlepszego wyniku. Proces uczenia sieci neuronowych może trwać długo, ale obecnie jest to uczenie głębokie kształtujące zdolność komputerów do wykonywania zadań takich jak rozpoznawanie mowy i widzenie komputerowe (Heath, 2020).

Ogólnie rzecz biorąc, obecnie istnieje wiele przykładów pomyślnie wdrożonych rozwiązań WSI. Potencjalny rozwój OSI i SSI to raczej kwestia spekulatywnej wyobraźni lub futurystycznych wizji, choć nie można kategorycznie wykluczyć, że kiedyś stanie się on rzeczywistością.

Zastosowania metod i technik SI w rolnictwie i branżach pokrewnych

Użycie terminu „rolnictwo” w tytule tego artykułu jest rodzajem pojęciowego skrótu. W rzeczywistości zastosowania sztucznej inteligencji opisane w tej sekcji odnoszą się nie tylko do sektora rolnego, ale także do ściśle powiązanych działań gospodarczych, takich jak przemysł spożywczy lub dystrybucja produktów spożywczych. Przy tym wciąż prezentowane przykłady innowacyjnych zastosowań SI koncentrują się na sektorze rolnym będącym rdzeniem systemów żywnościowych.

Klasyfikacja metod i technik SI zależy od kryteriów przyjętych do podziału algorytmów komputerowych stosowanych w celu zastąpienia człowieka w działaniach analitycznych i procesach decyzyjnych. Ogólnie można wyróżnić grupy metod i technik SI bazujące na: wyszukiwaniu, logice, prawdopodobieństwie, modelowaniu procesów decyzyjnych (prostych i złożonych) oraz uczeniu². Sposób zastosowania rozwiązań SI w różnych działaniach gospodarczych w dużej mierze zależy od rodzaju wykonywanej pracy. Jak wskazuje Kaplan (2016), rolnictwo jest właśnie przykładem sektora, w którym następować będzie dalsza konwersja siły roboczej dzięki wdrożeniom SI, umożliwiając nie tylko zastępowanie ludzi robotami, ale przede wszystkim zastępowanie kompetencji ludzkich.

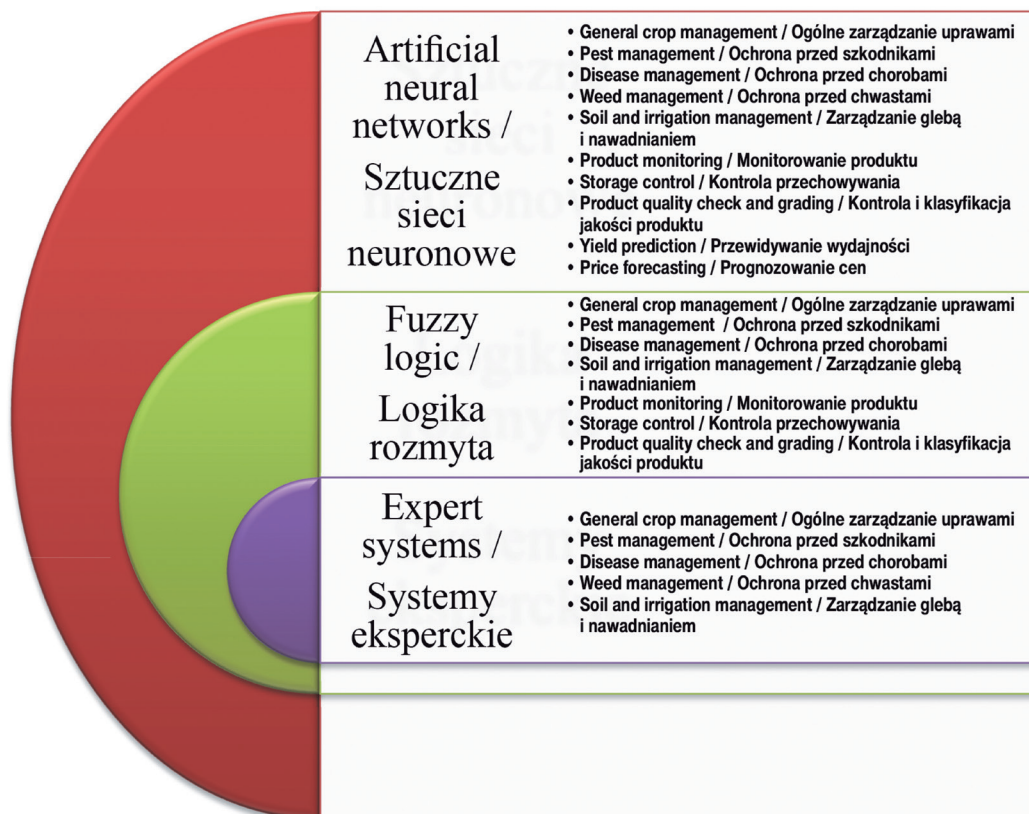
² Bardzo obszerną prezentację różnych metod i technik SI można znaleźć u Russella i Norviga (2020).

In their concise, yet comprehensive literature review article, Bannerje et al. (2018) provided many examples of AI applications in agriculture in relation to activities such as general crop management, pest management, disease management, weed management, agricultural product monitoring and storage control, soil and irrigation management, and yield prediction. They tracked applications of AI techniques and systems in these areas from 1983 to 2017 presented in the subject literature covering 100 selected contributions. Based on their review work and contributions of other authors (Chu et al., 2019; Eli-Chukwu, 2019; Elugbadebo & Johnson, 2020; Jha et al., 2019; Khandelwal & Chavhan, 2019; Moallem et al. 2017; Unay et al., 2011), the applications of various AI systems in major agricultural production activities as well as related activities such as storage or marketing were summarized in the form of a diagram (Figure 1).

Bannerje i in. (2018) w swoim zwięzłym, ale wyczerpującym artykule przeglądowym podali wiele przykładów zastosowań sztucznej inteligencji w rolnictwie w odniesieniu do takich działań, jak ogólna gospodarka uprawami, zwalczanie szkodników, zwalczanie chorób, chwastów, monitorowanie i przechowywanie produktów rolniczych, zarządzanie glebą i nawadnianiem oraz prognozowanie plonów. Prześledzili zastosowania technik i systemów SI w tych obszarach od 1983 do 2017 roku, przedstawione w literaturze przedmiotu obejmującej 100 wybranych artykułów. Na podstawie ich prac przeglądowych i wkładów innych autorów (Chu i in., 2019; Eli-Chukwu, 2019; Elugbadebo i Johnson, 2020; Jha i in., 2019; Khandelwal i Chavhan, 2019; Moallem i in. 2017; Unay i in., 2011) zastosowania różnych systemów SI w głównych rolniczych działaniach produkcyjnych, a także działania z nimi związane, takie jak przechowywanie czy marketing, podsumowano w formie diagramu (rysunek 1).

Figure 1. Types of AI systems and areas of their use in agriculture and related activities

Rysunek 1. Rodzaje systemów SI i obszary ich wykorzystania w rolnictwie i działalności pokrewnej



Source: author's own elaboration based on the literature review.
Źródło: opracowanie własne na podstawie przeglądu literatury.

As it can be noticed, the groups of AI methods and techniques are quite universally used in different areas of agricultural production management and other important farming activities. Such cross-uses result from testing different approaches to solve management problems as effectively as possible. It needs to be also mentioned that applied AI solutions are often of a hybrid nature, which means that more than just one method or technique is employed in the systems developed encompassing a combination of decision making process and automatization of work to be performed.

The popularity and consequently the importance of different AI methods and techniques used in agriculture have changed over time. In general, expert systems are now not considered as an active area of AI research due to rapid growth of computing power, available memory, and networking (Kaplan, 2016). In agriculture, the rule based expert systems were extensively used in the 1980s and early 1990s. Afterward, artificial neural network and fuzzy logic based systems have become dominant solutions. In recent years, hybrid systems such as neuro-fuzzy or image processing coupled with artificial neural networks are more and more frequently applied. They are more automated and accurate systems acting in real time. Current AI applications represent advanced tools which enable the implementation of precision agriculture at low cost (Bannerje et al., 2018; Čechura et al., 2021). Apart from supporting farm production AI methods and techniques are applied in other related activities. Examples include agriculture marketing and electronic trading by farmers using special applications allowing for the implementation of a quick go-to-market strategy (Figiel, 2019; Khandelwal & Chavhan, 2019).

AI applications in agriculture constitute a noteworthy market. In 2019, its overall size accounted for almost USD 1.1 billion and is expected to grow to more than USD 3.8 billion by 2024. AI systems are deployed mainly in field farming, although livestock and indoor farming are considerable segments of the market (Figure 2).

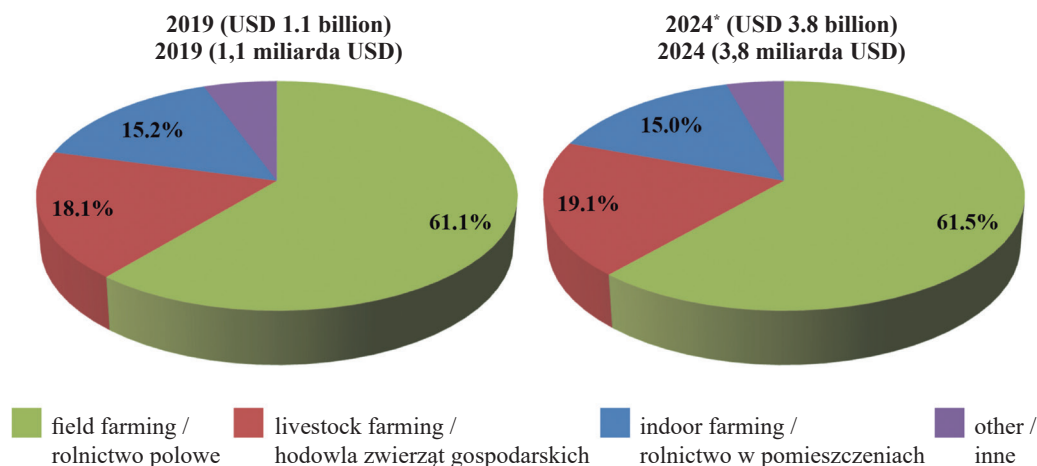
Optimistic market outlook for AI adoption in agriculture at the same time inevitably brings serious challenges to respond, such as the willingness of producers and consumers to change, the role of education in shaping human knowledge and attitudes as well as series of important ethical issues. However, a broader discussion how all these challenges can be addressed goes far beyond the scope of this paper.

Jak można zauważyć, wskazane grupy metod i technik SI są dość powszechnie stosowane w różnych obszarach zarządzania produkcją rolniczą i innych ważnych działalnościach rolniczych. Takie krzyżowe zastosowania wynikają z testowania różnych podejść do rozwiązywania problemów zarządzania tak skutecznie jak to możliwe. Należy również wspomnieć, że stosowane rozwiązania SI mają często charakter hybrydowy, co oznacza, że w tworzonych systemach wykorzystuje się więcej niż jedną metodę lub technikę, łącząc proces decyzyjny z automatyzacją pracy, która ma zostać wykonana.

Popularność, a w rezultacie znaczenie różnych metod i technik SI stosowanych w rolnictwie zmieniało się z biegiem czasu. Ogólnie rzecz biorąc, systemy eksperckie nie są obecnie uważane za aktywny obszar badań nad sztuczną inteligencją ze względu na szybki wzrost mocy obliczeniowej, dostępnej pamięci i sieci (Kaplan, 2016). W rolnictwie systemy eksperckie oparte na regułach były szeroko stosowane w latach 80. i wczesnych 90. Później dominującymi rozwiązaniami stały się sztuczne sieci neuronowe i systemy oparte na logice rozmytej. W ostatnich latach coraz częściej stosowane są systemy hybrydowe, takie jak neuronowo-rozmyte czy przetwarzanie obrazu w połączeniu ze sztucznymi sieciami neuronowymi. Są to bardziej zautomatyzowane i dokładniejsze systemy działające w czasie rzeczywistym. Aktualne zastosowania SI to zaawansowane narzędzia, które umożliwiają wdrażanie rolnictwa precyzyjnego przy niskich kosztach (Bannerje i in., 2018; Čechura i in., 2021). Oprócz wspomagania produkcji rolnej metody i techniki SI są stosowane w innych pokrewnych działaniach. Przykładem może być marketing rolny i handel elektroniczny prowadzony przez rolników za pomocą specjalnych aplikacji pozwalających na wdrożenie strategii szybkiego wejścia na rynek (Figiel, 2019; Khandelwal i Chavhan, 2019).

Warte uwagi są zastosowania SI w rolnictwie. W 2019 roku całkowita wartość tego rynku wyniosła prawie 1,1 mld USD, a do 2024 roku ma wzrosnąć do ponad 3,8 mld USD. Systemy sztucznej inteligencji są stosowane głównie w rolnictwie polowym, chociaż produkcja zwierzęca i rolnictwo w pomieszczeniach stanowią znaczne segmenty rynku (rysunek 2).

Optymistyczne perspektywy rynkowe dotyczące przyjęcia SI w rolnictwie nieuchronnie niosą jednocześnie ze sobą poważne wyzwania, takie jak chęć producentów i konsumentów do dokonywania zmian, rola edukacji w kształtowaniu wiedzy i postaw człowieka oraz szereg ważnych kwestii etycznych. Jednak szersza dyskusja, w jaki sposób można rozwiązać wszystkie te wyzwania, wykracza daleko poza zakres tego artykułu.

Figure 2. Structure of the global AI market in agriculture by farming type in 2019 and 2024***Rysunek 2.** Struktura globalnego rynku SI w rolnictwie według typu rolniczego w 2019 i 2024 roku*

* forecast / prognoza

Source: Statista database (2022).

Źródło: baza danych Statista (2022).

Socio-Economic Implications of AI Development and Its Potential Impact on Labor Use and Productivity in Agriculture

Attempts to identify socio-economic implications of AI development in general can be made using various perspectives. The futuristic views of AI role and its influence on humans are based on two main competing theories. The first one, of science fiction nature, stems from fear of a dystopian future, where super intelligent killer robots take control over the world, possibly either wiping out the human race or enslaving all of humanity. The second theory assumes a more optimistic future, where humans and bots work together and AI constitutes a tool to enhance people's life experience (Escott, 2017). In other words, it simply envisions the collaboration of people with machines. Considering such scenario, which is more realistic than the vision that AI represented by computer programs or robots effectively takes the control of the planet away from the human species, labor market appears as the main area of related socio-economic implications to be quite easily indicated.

Historically, technological progress has vastly shifted the composition of employment, from agriculture and the artisan shop, to manufacturing and clerking, to service and management occupations (Frey & Osborne, 2013). Over two centuries ago Ricardo (1821) suggested that laborsaving technology

Spółeczno-gospodarcze implikacje rozwoju SI i jego potencjalny wpływ na wykorzystanie siły roboczej i wydajność w rolnictwie

Próby określenia społeczno-ekonomicznych skutków rozwoju sztucznej inteligencji można podejmować z różnych perspektyw. Futurystyczne poglądy na rolę SI i jej wpływ na ludzi opierają się na dwóch głównych konkurencyjnych teoriach. Pierwsza, o charakterze naukowo-fikcyjnym, wywodzi się ze strachu przed dystopijną przyszłością, w której superinteligentne roboty-zabójcy przejmują kontrolę nad światem, albo unicestwiająca rasę ludzką, albo zniewalającą całą ludzkość. Druga teoria zakłada bardziej optymistyczną przyszłość, w której ludzie i boty współpracują ze sobą, a sztuczna inteligencja stanowi narzędzie poprawiające doświadczenia życiowe ludzi (Escott, 2017). Innymi słowy, zakłada po prostu współpracę ludzi z maszynami. Uwzględniając taki scenariusz jako bardziej realistyczny niż wizja, że sztuczna inteligencja reprezentowana przez programy komputerowe lub roboty skutecznie odbierze ludzkości kontrolę nad planetą, rynek pracy jawi się jako główny obszar powiązanych implikacji społeczno-ekonomicznych, które można dość łatwo określić.

Historycznie postęp technologiczny w znacznym stopniu zmienił strukturę zatrudnienia, z rolnictwa i warsztatów rzemieślniczych, przez produkcję i urzędników, po zawody usługowe i zarządcze (Frey i Osborne, 2013). Ponad dwa wieki temu Ricardo (1821)

reduces the demand for undifferentiated labor, leading to so-called technological unemployment. As Keynes (1932, p. 3) pointed out, it is “unemployment due to our discovery of means of economising the use of labour outrunning the pace at which we can find new uses for labour.” In 1930, he also anticipated the following: “In quite a few years—in our own lifetimes I mean—we may be able to perform all the operations of agriculture, mining, and manufacture with a quarter of the human effort to which we have been accustomed” (Keynes, 1932, p. 2).

It needs to be realized, however, that technological progress has two competing effects on employment. Firstly, substituting labor with technology requires workers to reallocate their labor supply. Secondly, more companies enter industries where productivity is relatively high, leading employment in those industries to expand (Aghion & Howitt, 1994). Moreover, human labor demonstrates ability to adopt and acquire new skills by means of education (Goldin & Katz, 2009). Nevertheless, it is obvious that rapid technological change can be destructive for workers having difficulties to acquire new competencies needed to find jobs.

According to the findings by Frey and Osborne (2013), jobs performed by agricultural workers belong to the most susceptible to computerization. The authors assume that robots will continue to increasingly replace human labor performing manual tasks in agriculture. Yet, there is a causal relationship between the access to cheap labor and mechanization in agricultural production. This process is determined by relative prices of capital and labor as it was observed in areas characterized by low-wage worker out-migration (Hornbeck & Naidu, 2014). The declining real cost of computing creates strong economic incentives to substitute labor for computer capital (Frey & Osborne, 2013). The development and quick implementation of an increasing number of AI solutions may even intensify this process in sectors like agriculture, where many tasks are potentially automatable. In fact, in many countries AI is already taking over the human labor (Khandelwal & Chavhan, 2019; Pastwa et al., 2019).

Apart from implications for labor use, a broad dissemination of various AI solutions in agriculture can be viewed as a technical change and analyzed using macroeconomic production function and total factor productivity (TFP) theoretical framework.

zasugerował, że technologia oszczędzająca siłę roboczą zmniejsza popyt na niezróżnicowaną siłę roboczą, prowadząc do tak zwanego bezrobocia technologicznego. Jak zauważył Keynes (1932): bezrobocie spowodowane jest odkryciem sposobów oszczędzania siły roboczej, wyprzedzających tempo, w jakim można znaleźć nowe zastosowania siły roboczej. W 1930 roku przewidział również, że jeszcze za naszego życia być może będziemy w stanie wykonywać wszystkie czynności w rolnictwie, górnictwie i fabrykach za pomocą jednej czwartej ludzkiego wysiłku, do którego jesteśmy przyzwyczajeni (Keynes, 1932).

Należy jednak zdać sobie sprawę, że postęp technologiczny ma dwa konkurencyjne skutki dla zatrudnienia. Po pierwsze, zastąpienie siły roboczej technologią wymaga od pracowników realokacji swojej podaży. Po drugie, więcej firm wchodzi w branże, w których produktywność jest stosunkowo wysoka, co prowadzi do wzrostu zatrudnienia w tych branżach (Aghion i Howitt, 1994). Ponadto praca ludzka wykazuje zdolność do przyswajania i nabywania nowych umiejętności poprzez edukację (Goldin i Katz, 2009). Niemniej jednak oczywiste jest, że szybka zmiana technologiczna może być destrukcyjna dla pracowników mających trudności ze zdobyciem nowych kompetencji potrzebnych do znalezienia pracy.

Według ustaleń Freya i Osborne'a (2013) prace wykonywane przez robotników rolnych należą do najbardziej podatnych na informatyzację. Autorzy zakładają, że roboty będą w dalszym ciągu w coraz większym stopniu zastępować pracę ludzką wykonującą zadania manualne w rolnictwie. Istnieje jednak związek przyczynowy między dostępem do taniej siły roboczej a mechanizacją produkcji rolnej. Proces ten jest determinowany relatywnymi cenami kapitału i siły roboczej, obserwowanych na obszarach charakteryzujących się emigracją pracowników o niskich zarobkach (Hornbeck i Naidu, 2014). Malejący realny koszt rozwiązań komputerowych prowadzi do silnych bodźców ekonomicznych mających na celu zastępowanie kapitału siły roboczej komputerami (Frey i Osborne, 2013). Tworzenie i szybkie wdrażanie coraz większej liczby rozwiązań SI może nawet zintensyfikować ten proces w sektorach takich jak rolnictwo, gdzie wiele zadań jest potencjalnie zautomatyzowanych. W rzeczywistości w wielu krajach sztuczna inteligencja już przejmuje pracę ludzką (Khandelwal i Chavhan, 2019; Pastwa i in., 2019).

Oprócz implikacji dla wykorzystania siły roboczej szerokie rozpowszechnienie różnych rozwiązań SI w rolnictwie może być postrzegane jako zmiana techniczna i analizowane przy użyciu makroekonomicznej funkcji produkcji i ram teoretycznych łącznej produktywności czynników produkcji (TFP).

Firstly, the textbook Solow model (1957) should be considered:

Najpierw należy rozważyć podręcznikowy model Solowa (1957):

$$Y(t) = [K(t)]^\alpha [A(t)L(t)]^{1-\alpha} \quad (1)$$

$$SR(t) = \frac{\partial Y}{\partial t} - \left(\alpha \frac{\partial K}{\partial t} + (1 - \alpha) \frac{\partial L}{\partial t} \right) \quad (2)$$

where:

$Y(t)$ – output (the GDP in year t);
 $K(t)$ – capital in year t ;
 $A(t)$ – multifactor productivity in year t (technical change or shifts in production function);
 $L(t)$ – labor in year t ;
 $SR(t)$ – Solow residual;
 α – equation parameter;
 $\frac{\partial Y}{\partial t}, \frac{\partial K}{\partial t}, \frac{\partial L}{\partial t}$ – time derivatives of $Y, K,$ and $L,$ respectively.

gdzie:

$Y(t)$ – produkcja (PKB w roku t);
 $K(t)$ – kapitał w roku t ;
 $A(t)$ – produktywność wieloczynnikowa w roku t (zmiana techniczna lub przesunięcia funkcji produkcji);
 $L(t)$ – praca w roku t ;
 $SR(t)$ – reszta Solowa;
 α – parametr równania;
 $\frac{\partial Y}{\partial t}, \frac{\partial K}{\partial t}, \frac{\partial L}{\partial t}$ – pochodne czasowe odpowiednio Y, K i $L.$

Secondly, one should refer to the Solow model augmented with a human capital term, which can be written as follows (Mankiw et al., 1992):

Następnie należy odwołać się do modelu Solowa wzbogaconego o pojęcie kapitału ludzkiego, co można zapisać w następujący sposób (Mankiw i in., 1992):

$$Y(t) = [K(t)]^\alpha [H(t)]^\beta [A(t)L(t)]^{1-\alpha-\beta} \quad (3)$$

$$SR(t) = \frac{\partial Y}{\partial t} - \left(\alpha \frac{\partial K}{\partial t} + \beta \frac{\partial H}{\partial t} + (1 - \alpha - \beta) \frac{\partial L}{\partial t} \right) \quad (4)$$

where:

$H(t)$ – stock of human capital in year t ;
 β – additional equation parameter;
 other terms – the same as in (1) and (2).

gdzie:

$H(t)$ – zasoby kapitału ludzkiego w roku t ;
 β – dodatkowy parametr równania;
 pozostałe warunki – jak w (1) i (2).

Including $H(t)$ in equations (3) and (4) means that the effect of changes in human capital is transferred from the Solow residual to capital accumulation, thus, mathematically the residual is smaller than in the textbook Solow model. Likely implications of the widespread use of AI for agricultural total factor productivity (TFP) are illustrated in Figure 3.

Uwzględnienie $H(t)$ w równaniach (3) i (4) oznacza, że efekt zmian w kapitale ludzkim jest przenoszony z reszty Solowa na akumulację kapitału, a więc matematycznie reszta jest mniejsza niż w podręcznikowym modelu Solowa. Prawdopodobne konsekwencje powszechnego stosowania sztucznej inteligencji dla łącznej produktywności czynników produkcji (TFP) w rolnictwie przedstawiono na rysunku 3.

A long term trend indicating the diminishing role of physical labor in agricultural production has been observed all over the world and AI development will additionally strengthen it due to the substitution effect. Bearing this in mind, it is plausible to hypothesize that AI will have a negative influence on the labor term. The other model terms in Figure 3 will be influenced positively due to the productivity effect and accumulation of human capital resulting from education, which becomes a key enabler of the successful implementation and broad use of AI not ly in agriculture.

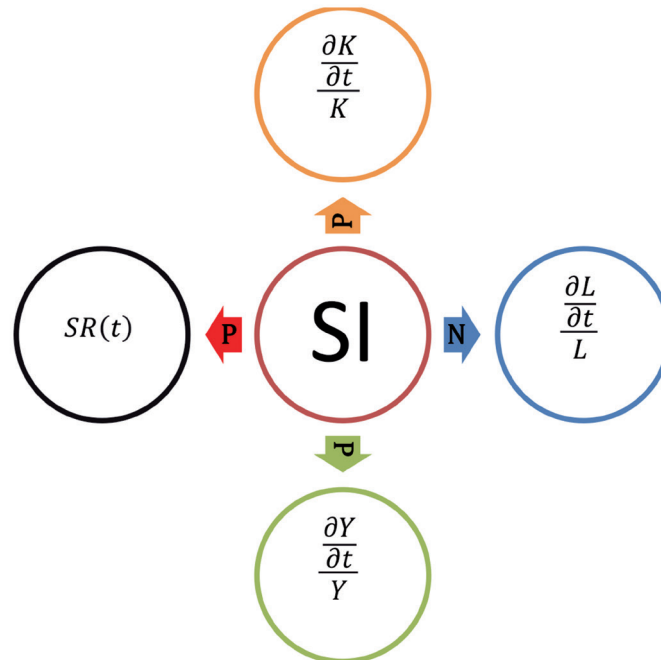
Na całym świecie obserwowany jest długoterminowy trend wskazujący na zmniejszającą się rolę siły roboczej w produkcji rolnej, a rozwój SI dodatkowo wzmocni ten trend ze względu na efekt substytucyjny. Mając to na uwadze, można postawić hipotezę, że sztuczna inteligencja będzie miała negatywny wpływ na siłę roboczą. Pozostałe wyrażenia w modelu na rysunku 3 znajdują się pod pozytywnym wpływem efektu produktywności i akumulacji kapitału ludzkiego wynikającego z wykształcenia, co staje się kluczowym czynnikiem umożliwiającym pomyślne wdrożenie i szerokie zastosowanie SI nie tylko w rolnictwie.

Figure 3. Stylized hypothetical changes in the agricultural Total Factor Productivity (TFP) due to development and widespread use of AI

Rysunek 3. Stylizowane hipotetyczne zmiany łącznej produktywności czynników produkcji (TFP) rolniczej w wyniku rozwoju i powszechnego stosowania SI

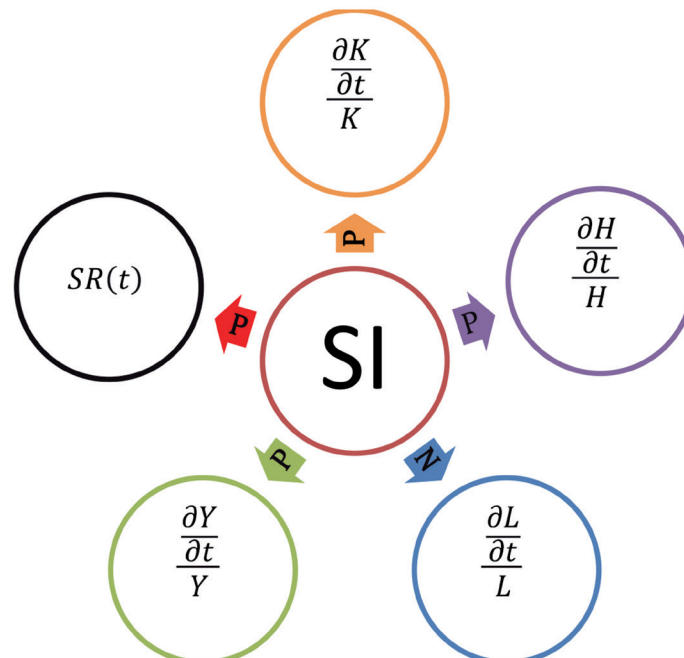
a) the textbook Solow model /

podręcznikowy model Solowa



b) the augmented Solow model /

rozszerzony model Solowa



Model terms as in equations (1)–(4) / Wyrażenia w modelu jak w równaniach (1)–(4);

P, N – expected positive or negative influence on the model term, respectively / oczekiwany pozytywny lub negatywny wpływ na okres modelu.

Source: author's own elaboration.

Źródło: opracowanie własne.

The 2020 Global AI Innovation Index Report, co-drafted by the Institute of Scientific and Technical Information of China and the Peking University, shows that taking into account criteria such as: AI infrastructure, AI research and development, and AI industrial application, the 5 top-ranking countries are the U.S., China, South Korea, Canada, and Germany (China Daily, 2021). It is interesting to notice that between 2015 and 2019 the index of agricultural total factor productivity (TFP) was dynamically growing for all these countries (U.S. Department of Agriculture, 2022). Of course, one can argue that this might be just a coincidence, and not strong evidence showing the positive impact of AI on productivity in agriculture, but this fact should not be ignored considering the share of these countries in the global agricultural production.

Conclusions

Intelligence, studied mostly in human, is a broad term defined in many ways, but is considered to be connected with an ability to perceive or infer information and to maintain it as knowledge shaping adaptive behaviors. Artificial Intelligence (AI) connected with computers or other machines cannot be treated by the same token as human intelligence. Technically speaking, the development of AI can rather be seen as a next step in automation process, however, at least as important as the invention of computer itself. Constant technological improvements and advancements in AI may bring astonishing results changing dramatically the way our jobs are performed. Computerization has led to the process of lowering human competencies, making some of them obsolete. It is still unknown whether future AI algorithms will ever be able to effectively imitate the work of human brain and where an asymptotic limit for the substitution of human labor is.

In general, automation and AI substitute competencies rather than jobs. As suggested by Kaplan (2016), tasks the least susceptible to such substitution can be characterized as related with perception and manipulation, and requiring creative, or social intelligence. In other cases, labor market consequences may be devastating if proper and sufficient investments in human capital are not made early enough. Particularly, education oriented towards the acquirement and constant enhancement of digital competencies in all social groups, especially those which aspire to be professionally active, is indispensable (Matuszewska-Kubicz, 2021).

Raport Global AI Innovation Index 2020, opracowany wspólnie przez Chiński Instytut Informatyki Naukowo-Technicznej i Uniwersytet Pekijski, pokazuje, że biorąc pod uwagę takie kryteria jak: infrastruktura SI, badania i rozwój SI oraz przemysłowe zastosowania SI, 5 krajów zajmujących najwyższe pozycje w rankingu to USA, Chiny, Korea Południowa, Kanada i Niemcy (China Daily, 2021). Co ciekawe, w latach 2015–2019 we wszystkich tych krajach dynamicznie rósł wskaźnik łącznej produktywności czynników produkcji (TFP) rolniczej (U.S. Department of Agriculture, 2022). Oczywiście można argumentować, że może to być tylko zbieg okoliczności, a nie mocny dowód na pozytywny wpływ SI na produktywność w rolnictwie, ale tego faktu nie należy lekceważyć, biorąc pod uwagę udział tych krajów w globalnej produkcji rolnej.

Wnioski

Inteligencja, badana głównie u ludzi, jest pojęciem szerokim, definiowanym na wiele sposobów, jest rozumiana jako związana ze zdolnością do postrzegania lub wyciągania wniosków z informacji i utrzymywania jej w formie wiedzy kształtującej zachowania adaptacyjne. Sztuczna inteligencja (SI) połączona z komputerami lub innymi maszynami nie może być traktowana tak samo jak inteligencja ludzka. Technicznie rzecz biorąc, rozwój SI można raczej postrzegać jako kolejny krok w procesie automatyzacji, jednak co najmniej tak ważny jak wynalezienie samego komputera. Ciągłe ulepszenia technologiczne i postępy w sztucznej inteligencji mogą przynieść zdumiewające rezultaty, zmieniając radykalnie sposób wykonywania naszej pracy. Informatyzacja prowadzi do procesu obniżania ludzkich kompetencji, przez co niektóre z nich stają się przestarzałe. Czy przyszłe algorytmy sztucznej inteligencji kiedykolwiek będą w stanie skutecznie naśladować pracę ludzkiego mózgu i gdzie jest asymptotyczna granica substytucji ludzkiej pracy, to pytania otwarte.

Ogólnie rzecz biorąc, automatyzacja i sztuczna inteligencja zastępują kompetencje, a nie miejsca pracy. Jak sugeruje Kaplan (2016), zadania najmniej podatne na taką substytucję można scharakteryzować jako związane z percepcją i manipulacją oraz wymagające inteligencji twórczej lub społecznej. W innych przypadkach konsekwencje dla rynku pracy mogą być katastrofalne, jeśli właściwe i wystarczające inwestycje w kapitał ludzki nie zostaną podjęte odpowiednio wcześniej. Niezbędna jest zwłaszcza edukacja zorientowana na nabywanie i stałe podnoszenie kompetencji cyfrowych we wszystkich grupach społecznych, zwłaszcza tych, które aspirują do aktywności zawodowej (Matuszewska-Kubicz, 2021).

The socio-economic implications of AI uses are multidimensional and related to fundamental quantitative as well as qualitative changes brought by the ongoing Fourth Industrial Revolution. Agriculture is not exempted from this complex technological revolution driven by digital innovations including AI, which will lower demand for physical labor as routine, simple tasks become automated and robotized. Conversely, AI will increase demand for competencies required to perform work within a new technological environment.

From an economic standpoint, a broader dissemination of AI applications in agriculture is highly desired as a way to meet an increasing demand for food mainly due to still expected growth of the world population and rising income in some developing countries. The recent AI based technological advancements and solutions can greatly improve efficiency of farming practices regarding the control of crop diseases, pest and weed management, as well as irrigation and water management. The automation of farming practices can also help increase the yields and strengthen the soil fertility (Jha et al., 2019). Pollution control and monitoring of the environmental effects of farming practices are another areas in which AI solutions are very effective (Geli et al., 2019). All this means that AI applications can foster sustainable agricultural growth.

Technological improvements have always eventually led to production increases and higher productivity, hence, the improvement of economic welfare. Labor market adjustments are unavoidable because workers supported by various robots and devices become more productive and part of the workforce remains redundant. Agriculture is a classic example of shifting labor to other, often emerging, sectors of the economy. Based on deductive reasoning and simple empirical observations, there are reasons to believe that AI solutions being employed in various agricultural production activities positively influence agricultural total factor productivity in the leading in AI development countries. AI development itself is exogenous to agriculture, but various AI applications in agriculture are endogenous. This implies a new role of agricultural advisory service, which should be able to offer a different type of assistance to agricultural producers to facilitate the AI-driven technological transformation they are facing.

Społeczno-ekonomiczne implikacje zastosowań sztucznej inteligencji są wielowymiarowe i związane z fundamentalnymi zmianami ilościowymi i jakościowymi, jakie przyniosła trwająca czwarta rewolucja przemysłowa. Rolnictwo nie jest wyłączone z tej złożonej rewolucji technologicznej napędzanej przez innowacje cyfrowe, w tym sztuczną inteligencję, która zmniejszy zapotrzebowanie na pracę fizyczną w postaci czynności rutynowych, a proste zadania zostaną zautomatyzowane i zrobotyzowane. I odwrotnie, sztuczna inteligencja zwiększy zapotrzebowanie na kompetencje wymagane do wykonywania pracy w nowym środowisku technologicznym.

Z ekonomicznego punktu widzenia szersze rozpowszechnianie zastosowań sztucznej inteligencji w rolnictwie jest bardzo pożądane jako sposób na zaspokojenie rosnącego zapotrzebowania na żywność, głównie ze względu na wciąż oczekiwany wzrost światowej populacji i rosnące dochody w niektórych krajach rozwijających się. Najnowsze osiągnięcia technologiczne i rozwiązania oparte na sztucznej inteligencji mogą znacznie poprawić efektywność praktyk rolniczych w zakresie kontroli chorób upraw, zwalczania szkodników i chwastów oraz nawadniania i gospodarki wodnej. Automatyzacja praktyk rolniczych może również pomóc w zwiększeniu plonów i wzmocnieniu żyzności gleby (Jha i in., 2019). Kontrola zanieczyszczeń i monitorowanie skutków środowiskowych praktyk rolniczych to kolejne obszary, w których rozwiązania SI są bardzo skuteczne (Geli i in., 2019). Wszystko to oznacza, że zastosowania sztucznej inteligencji mogą wspierać trwały rozwój rolnictwa.

Udoskonalenia technologiczne zawsze w końcu prowadziły do wzrostu produkcji i wyższej produktywności, a tym samym do poprawy dobrobytu ekonomicznego. Dostosowania na rynku pracy są nieuniknione, ponieważ pracownicy wspierani przez różne roboty i urządzenia stają się bardziej wydajni, a część siły roboczej pozostaje zbędna. Rolnictwo jest klasycznym przykładem przenoszenia siły roboczej do innych, często nowo powstających sektorów gospodarki. Opierając się na wnioskach dedukcyjnych i prostych obserwacjach empirycznych, można sądzić, że rozwiązania SI stosowane w różnych rolniczych działalnościach produkcyjnych mają pozytywny wpływ na łączną produktywność czynników produkcji rolniczej w wiodących w rozwoju SI krajach. Sam rozwój sztucznej inteligencji jest egzogeniczny dla rolnictwa, ale różne zastosowania sztucznej inteligencji w rolnictwie są endogeniczne. Oznacza to nową rolę doradztwa rolniczego, które powinno być w stanie zaoferować innym niż dotychczas rodzaj pomocy producentom rolnym, aby ułatwić im transformację technologiczną sterowaną sztuczną inteligencją, w obliczu której stanęli.

References

- Aghion, P., & Howitt, P. (1994). Growth and Unemployment. *The Review of Economic Studies*, 61(3), 477–494. <https://doi.org/10.2307/2297900>
- Bannerjee, G., Sarkar, U., Das, S., & Ghosh, I. (2018). Artificial Intelligence in Agriculture: A Literature Survey. *International Journal of Scientific Research in Computer Science Applications and Management Studies*, 7(3). https://www.ijsrcsams.com/images/stories/Past_Issue_Docs/ijsrcsamsv7i3p94.pdf
- China Daily. (2021, August 23). World's Top 10 Countries in AI Innovation. <https://www.chinadaily.com.cn/a/202108/23/WS6122d245a310efa1bd66a545.html>
- Chu, X., Li, Y., Tian, D., Feng, J., & Mu, W. (2019). An Optimized Hybrid Model Based on Artificial Intelligence for Grape Price Forecasting. *British Food Journal*, 121(12), 3247–3265. <https://doi.org/10.1108/BFJ-06-2019-0390>
- Čechura, L., Žáková Kroupová, Z., Kostlivý, V., & Lekešová, M. (2021). Productivity and Efficiency of Precision Farming: The Case of Czech Cereal Production. *Agris On-line Papers in Economics and Informatics*, 3, 15–24. <https://doi.org/10.7160/aol.2021.130302>
- Delipetrev, B., Tsinarakii, C., & Kostić, U. (2020). *Historical Evolution of Artificial Intelligence*. EUR 30221EN. Publications Office of the European Union. <https://doi.org/10.2760/801580>
- Eli-Chukwu, N.C. (2019). Applications of Artificial Intelligence in Agriculture: A Review. *Engineering, Technology & Applied Science Research*, 9(4), 4377–4383. <https://doi.org/10.48084/etasr.2756>
- Elugbadebo, O.J., & Johnson, F.T. (2020). *Re-Engineering Agricultural Practices using embedded Artificial Intelligence Techniques*. Conference Proceedings on Science, Technology and Innovation for Sustainable Economic and Agricultural Research Development in Nigeria. Federal College of Animal Health and Production Technology, Ibadan, Nigeria, 323–331. https://www.researchgate.net/publication/343818123_re-engineering_agricultural_practices_using_embedded_artificial_intelligence_techniques
- Escott, E. (2017, October 24). *Artificial Intelligence. What are the 3 types of AI? A Guide to Narrow, General, and Super Artificial Intelligence*. Codebots. <https://codebots.com/artificial-intelligence/the-3-types-of-ai-is-the-third-even-possible>
- Figiel, S. (2019). *Rynki rolne i żywnościowe w dobie innowacji cyfrowych*. Studia i Monografie, 176. IERiGŻ PIB.
- Frey, C.B., & Osborne, M.A. (2013). *The Future of Employment: How Susceptible are Jobs to Computerisation?* Working Paper. Oxford Martin School, University of Oxford. <https://www.oxfordmartin.ox.ac.uk/publications/the-future-of-employment/>
- Geli, H., Prihodko, L., Randall, J., Tran, S. C., Cao, H., Misra, S., Boucheron, L., Razzaghi, T., Sandoval, S., Daniel, D., Mora, C., & Arslan, F. (2019). *Climate Adaptive Smart Systems for Future Agricultural and Rangeland Production. A White Paper on Artificial Intelligence Applications in Agriculture*. New Mexico State University. <https://aces.nmsu.edu/cesfas/documents/artificial-intelligence-in-agriculture---white-paper-with-summary---v6.pdf>
- Goldin, C., & Katz, L.F. (2009). *The Race Between Education and Technology*. Harvard University Press.
- Heath, N. (2021, July 23). *What is AI? Here's Everything You Need to Know about Artificial Intelligence*. ZDNET: Innovation. <https://www.zdnet.com/article/what-is-ai-everything-you-need-to-know-about-artificial-intelligence/>
- Hornbeck, R., & Naidu, S. (2014). When the Levee Breaks: Black Migration and Economic Development in the American South. *American Economic Review*, 104(3), 963–990. <https://www.aeaweb.org/articles?id=10.1257/aer.104.3.963>
- Jha, K., Doshi, A., Patel, P., & Shah, M. (2019). A Comprehensive Review on Automation in Agriculture using Artificial Intelligence. *Artificial Intelligence in Agriculture*, 2, 1–12. <https://doi.org/10.1016/j.aiia.2019.05.004>
- Kaplan, J. (2016). *Artificial Intelligence: What Everyone Needs to Know*. Oxford University Press.
- Keynes, J.M. (1932). Economic Possibilities for Our Grandchildren. In: *Essays in Persuasion* (pp. 358–373). Harcourt Brace. https://www.aspeninstitute.org/wp-content/uploads/files/content/upload/Intro_and_Section_I.pdf
- Khandelwal, P.M., & Chavhan, H. (2019). *Artificial Intelligence in Agriculture: An Emerging Era of Research*. <https://www.researchgate.net/publication/335582861>
- Mankiw, N.G., Romer, D., & Weil, D.N. (1992). A Contribution to the Empirics of Economic Growth. *The Quarterly Journal of Economics*, 107(2), 407–437. <https://doi.org/10.2307/2118477>
- Matuszewska-Kubicz, A. (2021). Key Competencies in the Labour Market from the Perspectives of Higher Education Students. *E-mentor*, 5(92), 69–80. <https://doi.org/10.15219/em92.1541>
- McCarthy, J., Minsky, M.L., Rochester, N., & Shannon, C.E. (1955). *A Proposal for the Dartmouth Summer Research Project on Artificial Intelligence*. Dartmouth College. <http://jmc.stanford.edu/articles/dartmouth/dartmouth.pdf>
- Moallem, P., Serajoddin, A., & Pourghassem, H. (2017). Computer Vision-Based Apple Grading for Golden Delicious Apples based on Surface Features. *Information Processing in Agriculture*, 4(1), 33–40. <https://doi.org/10.1016/j.inpa.2016.10.003>
- Moore, P. V. (2018). Jerry Kaplan: Artificial Intelligence – What Everyone Needs to Know. *Organization Studies*, 40(3), 466–470. <https://doi.org/10.1177/0170840618792173>

- Newell, A., & Simon, H. (1956). The Logic Theory Machine: A Complex Information Processing System. *IRE Transactions on Information Theory*, 2(3), 61–79. <https://doi.org/10.1109/TIT.1956.1056797>
- Pastwa, A., Siudak, R., & Sztokfisz, B. (2019). *Artificial Intelligence. Asian Periscope*. The Kosciuszko Institute. https://ik.org.pl/wp-content/uploads/artificial_intelligence_asian_periscope_ver2_raport.pdf
- Ricardo, D. (1821). *On the Principles of Political Economy and Taxation* (3rd Ed.). John Murray.
- Russell, S., & Norvig, P. (2020). *Artificial Intelligence: A Modern Approach* (4th Ed.). Pearson.
- Solow, R.M. (1957). Technical Change and the Aggregate Production Function. *Review of Economics and Statistics*, 39(3), 312–320.
- Statista. (2022). *Global AI in Agriculture Market by Farming Type*. Retrieved April 4, 2022, from <https://www.statista.com/statistics/1174399/global-ai-in-agriculture-market-by-farming-type/>
- U.S. Department of Agriculture (USDA). (2022). Data Products: International Agricultural Productivity. Retrieved June 7, 2022, from <https://www.ers.usda.gov/data-products/international-agricultural-productivity>
- Turing, A.M. (1950) Computing Machinery and Intelligence. *Mind*, 59(236), 433–460. <https://doi.org/10.1093/mind/LIX.236.433>
- Unay, D., Gosselin, B., Kleynen, O., Leemans, V., Destain, M.-F., & Debeir, O. (2011). Automatic Grading of Bi-Colored Apples by Multispectral Machine Vision. *Computers and Electronics in Agriculture*, 75(1), 204–212. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2010.11.006>

Submission date / Data nadeŝtania: 6.07.2022.

Final revision date / Data ostatniej recenzji: 25.07.2022.

Acceptance date / Data akceptacji: 6.09.2022.

© 2022 Figiel, S. This is an open access article licensed under the Creative Commons Attribution 4.0 International License (<https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>)



Autorskie prawa osobiste: Figiel, S. (2022). Niniejszy artykuł został opublikowany w otwartym dostępie na licencji Creative Commons Attribution 4.0 International License (<https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>)

