

# Wykorzystanie sztucznej inteligencji w chowie i hodowli bydła

Marcin Gołębiowski, Grzegorz Grodkowski

Szkoła Główna Gospodarstwa Wiejskiego w Warszawie,  
Instytut Nauk o Zwierzętach, Katedra Hodowli Zwierząt

## Wstęp

Przyszłość rolnictwa stoi przed szeregiem wyzwań, które będą miały kluczowe znaczenie dla globalnej gospodarki i bezpieczeństwa żywnościowego. Jednym z najważniejszych wyzwań jest rosnąca populacja świata, która według prognoz ma osiągnąć 9,7 miliarda ludzi do 2050 roku. Wzrost ten zdaniem FAO – agencji ONZ ds. żywności i rolnictwa – musi zostać osiągnięty poprzez wzrost produkcji rolnej o 70%. Sytuacja ta stanowi poważne wyzwanie dla państw członkowskich ONZ w odniesieniu do Agendy 2030, a w szczególności dla zrównoważonego rozwoju, którego celem jest położenie kresu głodowi na świecie poprzez zapewnienie wszystkim, zwłaszcza biednym i bezbronnym, w tym dzieciom, dostępu do zdrowych, pożywnych produktów i wystarczającą ilość pożywienia przez cały rok.

Wyzwania związane z zasobami naturalnymi to kolejny aspekt, który będzie kształtował przyszłość rolnictwa. Degradacja gleby oraz spadek bioróżnorodności stawiają rolnictwo pod presją. Konieczne będzie rozwijanie technologii rolniczych, które pozwolą na ochronę i regenerację zasobów naturalnych, takich jak agroleśnictwo, uprawy rolnictwa ekologicznego oraz technologie precyzyjnego rolnictwa.

Trend ten obserwowany jest również w produkcji zwierzęcej. Na współczesnych hodowców i producentów wywierana jest coraz większa presja ekonomiczna. Większość z nich znajduje się obecnie w sytuacji, w której, aby otrzymać środki do życia, musi wykorzystywać efekt skali. W rezultacie, przy dużej koncentracji produkcji, interakcja z pojedynczymi zwierzętami ze stada jest mocno ograniczona. Tymczasem wzrosło zainteresowanie konsumentów dobrostanem zwierząt, co wpływa na poszukiwanie metod efektywniejszego zarządzania dużymi populacjami zwierząt [8]. Ponadto, społeczeństwo domaga się zwrócenia większej uwagi na potrzeby indywidualnych osobników. Zatem w przypadku najbardziej intensywnych systemów produkcji, a zwłaszcza drobiu i trzody chlewnej (w której uczestniczy duża liczba zwierząt), pogłębia się rozbieżność

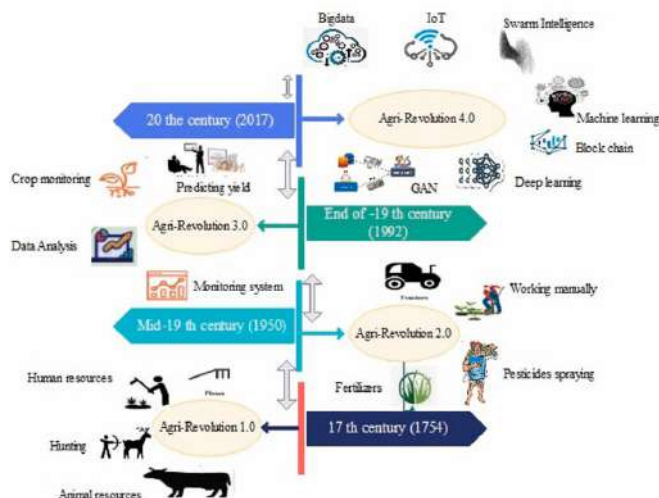
między wymaganiami społecznymi i produkcyjnymi. Jednak większość społeczeństwa nie zdaje sobie sprawy, że dobra opieka nad zwierzętami jest niezbędna do osiągnięcia dobrej produktywności, zdrowia i dobrostanu. Intensywniejsze skupienie się na indywidualnych potrzebach zwierząt ma wpływ nie tylko na dobrostan i zdrowie zwierząt, ale także na zdolność hodowców do osiągnięcia celów (ekonomicznych, środowiskowych i społecznych) w zakresie zrównoważonego rozwoju.

Pozostaje otwarte pytanie, czy jest to w ogóle możliwe, a jeśli tak, to w jaki sposób można osiągnąć te ambitne cele? Czy z pomocą może przyjść rozwój innowacyjnych technologii, w tym sztucznej inteligencji? Celem niniejszego opracowania jest próba odpowiedzi na postawione wyżej pytania.

Rozwój technologiczny, który dokonał się w ostatnich latach w przemyśle, wpłynął również na dynamiczne zmiany w samym rolnictwie. Tradycyjne rolnictwo stopniowo przekształca się w rolnictwo inteligentne (z ang. *Smart Farming (SF)*). Rolnictwo inteligentne definiowane jest jako zarządzanie gospodarstwem z wykorzystaniem nowoczesnych technologii informatycznych i komunikacyjnych w celu poprawy efektywności produkcji, jakości produktów oraz optymalizacji wykorzystania zasobów ludzkich. W ramach *Smart Farming* możemy wyróżnić dwa obszary, tj.: rolnictwo precyzyjne (z ang. *Precision Agriculture (PA)*) oraz precyzyjną produkcję zwierzęcą (z ang. *Precision Livestock Farming (PLF)*).

## Rewolucje w rolnictwie

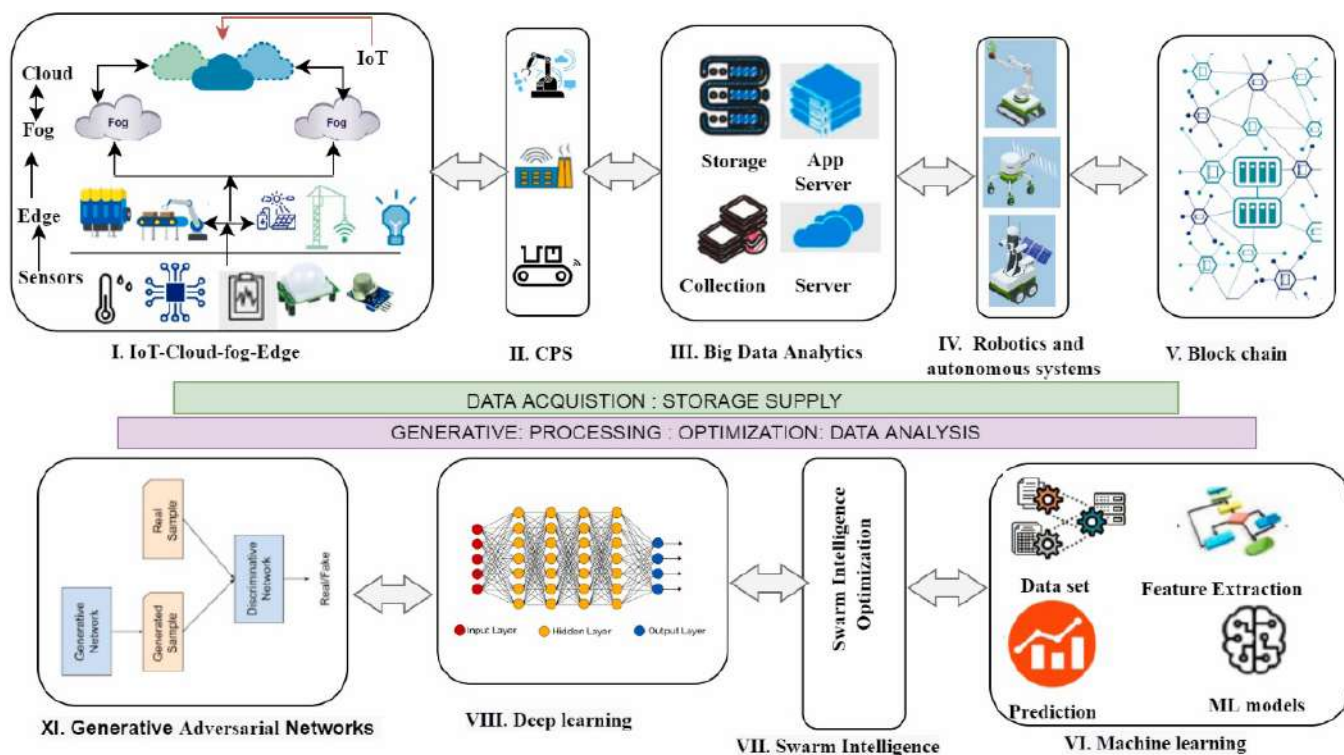
W starożytności ludzie uprawiali ziemię, aby zdobyć żywność niezbędną do przetrwania. Praktyka ta nazywa się rolnictwem i przeszła długą drogę od rolnictwa 1.0 do 4.0 (rys. 1).



Rys. 1. Mapa rozwoju technologicznego rolnictwa [44]

W XVII wieku narzędzia rolnicze takie jak sierp, widły były wykorzystywane przez rolników do upraw, co jest powszechnie znane jako Rolnictwo 1.0 [39]. Przy takich metodach uprawy prowadzenie działalności rolniczej wymagało dużych nakładów pracy ludzkiej, a jej efektywność była niska. Następnie w XX wieku Rolnictwo 2.0 ewoluowało, wykorzystując zdobycze wcześniejszej generacji w celu zwiększenia produktywności. W tym okresie, aby obniżyć koszty pracy i zwiększyć produktywność upraw, wprowadzono różnego typu maszyny i narzędzia rolnicze służące do zbioru, odchwaszczania, nawadniania, siewu i przygotowania nasion. Wraz z rozwojem nowych technologii w rolnictwie 2.0, gaz i ropa naftowa stały się głównymi źródłami energii. Co więcej, postępy w dziedzinie transportu przyczyniły się do powstania łańcucha dostaw żywności w celu wsparcia logistyki jej dystrybucji na duże odległości. W trzeciej generacji rolnictwa pojawiają się kolejne innowacje w sektorze rolniczym, takie jak technologie komunikacyjne, inżynieria oprogramowania i Internet – rzeczy, które istotnie zwiększyły możliwości nowoczesnego sprzętu wykorzystywanego w rolnictwie. Dokonano również eksploracji koncepcji zielonej energii odnawialnej, obejmującej energię wodną, fotowoltaiczną oraz wiatrową. Wymienione technologie doprowadziły do nowej generacji Rolnictwa 3.0. Celem tych unowocześnień było badanie możliwości wykorzystania inteligentnych technologii rolniczych, takich jak predykcja plonów, usprawnienie zarządzania uprawami, stosowanie zmiennych dawek nawozów oraz pestycydów, monitorowania plonów oraz implementacja systemów wsparcia decyzji rolników [31]. Krótko mówiąc, te trzy rewolucje w rolnictwie spo-

wodowały ogromny wzrost efektywności rolnictwa. Co więcej, tradycyjne techniki rolnicze zorientowane na pracę przekształciły się w zastosowanie nowoczesnych technik, takich jak zarządzanie łańcuchem dostaw, modelowanie produkcji roślinnej i zwierzęcej w rolnictwie. Dokonany w tym czasie postęp industrializacji w rolnictwie zaczął dominować w branży na całym świecie pod względem opłacalności i produktywności. Należy jednak podkreślić, iż przed współczesnym rolnictwem stoi wiele wyzwań związanych z cyfryzacją rolnictwa, zarządzania łańcuchami dostaw produktów rolno-spożywczych, poszukiwaniem rozwiązań bardziej ekologicznych przy jednoczesnym zwiększaniu produktywności upraw – tj. próbą zrównoważenia rolnictwa. W obecnym scenariuszu wymagana jest więc integracja nowoczesnych technologii, aby osiągnąć te cele [12]. W związku z powyższym, aby przewyższyć wspomniane wcześniej problemy, wdrożono czwartą generację rolnictwa. Rolnictwo 4.0 ewoluowało dzięki integracji kilku innowacyjnych technologii, takich jak zarządzanie dużymi zbiorami danych (z ang. *Big Data (BD)*), uczenie maszynowe (z ang. *Machine Learning (ML)*), uczenie głębokie (z ang. *Deep Learning (DL)*), rozproszona inteligencja (z ang. *Swarm Intelligence (SI)*), Internet rzeczy (z ang. *Internet of Things (IoT)*), rozwiązania blockchainowe (z ang. *Block Chain (BC)*), generatywne sieci kontryktoryjne (z ang. *Generative Adversarial Networks (GAN)*), robotyka i systemy autonomiczne (z ang. *Robotics and Autonomous Systems (RAS)*), systemy cyberfizyczne (z ang. *Cyber Physical Systems (CPS)*) oraz rozwiązania chmurowe (z ang. *Cloud Computing (CC)*) – rysunek 2.



Rys. 2. Technologie rolnictwa inteligentnego [44]

Na rysunku 3 przedstawiono klasyfikację technologiczną rolnictwa 4.0. Postęp, jaki się dokonał w inteligentnym rolnictwie, istotnie różni się od tradycyjnych praktyk rolniczych, m.in. ze względu na implementację nowoczesnego sprzętu, technologii, maszyn i urządzeń, które obejmują czujniki, technologię informatyczną i wizję komputerową. Przyszłe rolnictwo będzie w dużym stopniu opierać się na wyrafinowanych narzędziach i technologiach, takich jak technologie GPS, roboty, sensory, technologie komunikacyjne, rozwiązania chmurowe i zdjęcia lotnicze/satelitarne.

### Sztuczna inteligencja

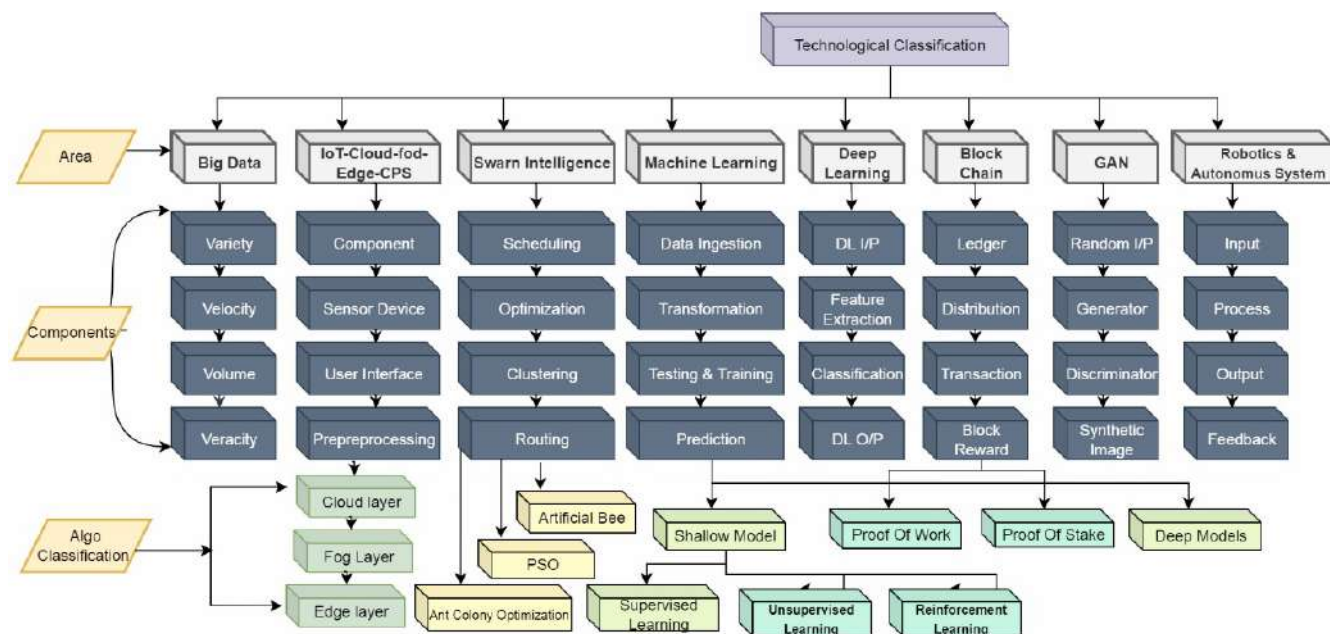
Rozwój komputera i tego, co obecnie nazywamy sztuczną inteligencją (z ang. *Artificial Intelligence (AI)*), ewoluowało przez ponad dwa stulecia w długiej serii etapów. Jeśli można wskazać początek, to nastąpił on wraz z wynalezieniem „krosna żakardowego”, opatentowanego w 1804 r. przez Josepha Marie Jacquarda, w którym instrukcje dotyczące projektów tkanin zawarte były na serii kart dziurkowanych.

Wraz z pojawieniem się technologii zaobserwowano dramatyczną transformację w wielu branżach na całym świecie [19]. Co zaskakujące, rolnictwo, choć najmniej zdigitalizowane, odnotowało dużą dynamikę rozwoju i komercjalizacji technologii rolniczych. Sztuczna inteligencja (AI) zaczęła odgrywać główną rolę w życiu codziennym, poszerzając naszą percepcję i zdolność modyfikowania otaczającego nas środowiska [1, 26]. Podstawą koncepcji sztucznej inteligencji było opracowanie technologii działającej jak ludzki mózg [35]. Technologia ta jest realizowana poprzez badanie sposobu, w jaki myśli ludzki mózg oraz jak ludzie uczą się, podejmują decyzje i pracują podczas rozwiązywania problemu i na tej podstawie opracowywane jest inteligentne oprogramowanie i systemy AI.

Sztuczna inteligencja to jedna z najbardziej przełomowych technologii XXI wieku, która rewolucjonizuje różne aspekty życia społecznego, gospodarczego i przemysłowego. AI odnosi się do zdolności maszyn i systemów komputerowych do wykonywania zadań, które zwykle wymagają ludzkiej inteligencji, takich jak rozumienie języka naturalnego, rozpoznawanie obrazów, podejmowanie decyzji czy uczenie się na podstawie danych. AI znajduje również zastosowanie w automatyzacji procesów przemysłowych i produkcyjnych. Roboty zasilane sztuczną inteligencją są w stanie wykonywać skomplikowane zadania z dużą precyzją, co zwiększa efektywność i redukuje błędy.

Oprogramowanie systemów AI jest zasilane danymi, które na tej podstawie zestawiają dane wyjściowe z danymi wejściowymi, bardzo podobnie jak czyni to ludzki mózg. Uczenie maszynowe i uczenie głębokie, stanowią podstawowe elementy sztucznej inteligencji [33, 36, 37, 47]. Podczas gdy sztuczna inteligencja to nauka o tworzeniu inteligentnych maszyn i programów imitujących ludzki mózg, uczenie maszynowe to umiejętność uczenia się bez konieczności bezpośredniego programowania, a głębokie uczenie to uczenie się głębokich sieci neuronowych [25]. Głównym założeniem sztucznej inteligencji jest ułatwienie rozwiązywania problemów, co może obejmować wykorzystanie sztucznych sieci neuronowych (z ang. *Artificial Neural Networks (ANN)*) [41, 42].

ANN to algorytm przetwarzania lub sprzęt, którego działanie inspirowane jest konstrukcją i funkcjonowaniem ludzkiego mózgu [41, 42]. Sieć taka, podobnie jak ludzki mózg, składa się z połączonych ze sobą jednostek zwanych sztucznymi neuronami, które dalej łączą się w wielopoziomowe warstwy, tworząc w końcu sieć neuronową. Sieci neuronowe mają niezwykłą zdolność samoorganizacji i uczenia się adaptacyjnego.



Rys. 3. Klasyfikacja technologiczna Rolnictwa 4.0. [44]



ANN przechodzi proces uczenia się, tj. proces dostosowywania się do zmiany samej w sobie, gdy następuje zmiana w środowisku. Sztuczna inteligencja to nowa technologia w rolnictwie. Urządzenia i maszyny oparte na AI przeniosły dzisiejsze rolnictwo na zupełnie inny poziom. Technologia ta usprawniła produkcję roślinną oraz zwierzęcą [42], przyczyniając się do zwiększenia efektywności produkcji, optymalizacji procesów rolniczych i poprawy jakości plonów.

Mimo licznych korzyści sztuczna inteligencja niesie ze sobą także wyzwania i kontrowersje. Jednym z głównych problemów jest kwestia etyki i odpowiedzialności, zwłaszcza w kontekście decyzji podejmowanych przez AI, które mogą mieć wpływ na życie ludzkie. Pojawiają się obawy związane z prywatnością, bezpieczeństwem danych oraz potencjalnym zastąpieniem ludzi przez maszyny w wielu zawodach, co może prowadzić do utraty miejsc pracy.

### Rolnictwo precyzyjne

Rolnictwo precyzyjne to strategia zarządzania rolnictwem oparta na obserwacji, pomiarze i reagowaniu na zmienność czasową i przestrzenną w celu poprawy zrównoważenia produkcji roślinnej. Rolnictwo precyzyjne często wykorzystuje technologie automatyzujące operacje rolnicze, usprawniające ich diagnostykę, podejmowanie decyzji i/lub ich wykonywanie. Celem badań w zakresie rolnictwa precyzyjnego jest zdefiniowanie systemu wspomagania decyzji w zarządzaniu produkcją roślinną w celu optymalizacji zwrotu z nakładów przy jednoczesnej ochronie zasobów.

Wprowadzenie rolnictwa precyzyjnego umożliwiło pojawienie się GPS (z ang. *Global Positioning System*) i GNSS (z ang. *Global Navigation Satellite System*). Zdolność rolnika i/lub badacza do dokładnego zlokalizowania swojej pozycji na polu pozwala na tworzenie map zmienności przestrzennej tak wielu zmiennych, jak tylko można zmierzyć (np. plony, cechy terenu/topografia, zawartość materii organicznej, pH, poziom wilgoci, poziomy: N, Mg, K i inne). Sensory zamontowane na maszynach rolniczych wyposażonych w GPS podczas przejazdów po polu pozwalają na tworzenie map plonów. Czujniki te działają w czasie rzeczywistym, mierzą bardzo wiele parametrów, od poziomu chlorofilu po stan wody w roślinach, wraz z obrazami wielospektralnymi. Dane te są wykorzystywane w połączeniu ze zdjęciami satelitarnymi przy użyciu technologii zmiennego dawkowania montowanych na siewnikach, opryskiwaczach itp., aby zoptymalizować dystrybucję zasobów. Jednak najnowsze postępy technologiczne umożliwiły zastosowanie czujników czasu rzeczywistego bezpośrednio w glebie, które mogą bezprzewodowo przesyłać dane bez obecności człowieka.

Rozwój rolnictwa precyzyjnego umożliwiły także bezzałogowe statki powietrzne, które są stosunkowo niedrogie i mogą być obsługiwane przez początkujących pilotów. Drony rolnicze mogą być wyposażone w kamery wielospektralne lub kamery RGB (z ang. *Red, Green, Blue*), aby rejestrować wiele obrazów pola, które można połączyć ze sobą za pomocą metod fotogrametrycz-

nych w celu utworzenia ortofotomap. Drony są w stanie rejestrować obrazy i udostępniać dodatkowe odniesienia geograficzne, takie jak wysokość, co umożliwia oprogramowaniu wykonywanie funkcji algebry map w celu tworzenia precyzyjnych map topograficznych. Mapy te można wykorzystać do powiązania stanu upraw z topografią, a ich wyniki można implementować do optymalizacji zarządzania uprawami, poprzez stosowanie zmiennych dawek nawozów lub środków ochrony roślin.

W ramach opracowywania inteligentnego systemu rolnictwa należy zintegrować wiele innowacyjnych technologii i systemów, dlatego inteligentna transformacja rolnictwa doprowadzi do rozwoju całego ekosystemu niezbędnego do nowoczesnego zarządzania gospodarstwem. W czasie rzeczywistym system wspomagania decyzji może zwiększyć produktywność, alokację zasobów, zdolność adaptacji do zmian klimatycznych, usprawnić łańcuch dostaw żywności i identyfikację chorób upraw rolniczych. Ostatnio wizja komputerowa dokonała nowej rewolucji w Rolnictwie 4.0. Wielu badaczy pracuje nad automatyczną diagnostyką chorób roślin za pomocą wizji komputerowej [42, 34]. Jednakże jest to nadal trudne i podatne na błędy zadanie, ponieważ różne niezakaźne i zakaźne czynniki chorobotwórcze mogą powodować podobne objawy w kilku organach rośliny. W obecnym scenariuszu głównym obszarem zainteresowań badaczy i agronomów jest wykrywanie i klasyfikacja chorób roślin uprawnych poprzez ciągły monitoring [45]. W ciągu ostatniej dekady wielu badaczy przedstawiło przegląd technologii, które zmieniły systemy rolnictwa na całym świecie. Kamilaris i in. [21] przeprowadzili systematyczny przegląd najnowszych prac badawczych w dziedzinie *Big Data* w rolnictwie, aby zapewnić rozwiązanie odpowiednich problemów. Van Klompenburg i in. [52] przeprowadzili ankietę mającą na celu wyodrębnienie i syntezę cech algorytmów maszyn stosowanych w rolnictwie. Kamilaris i Prenafeta-Boldú [22] zwrócili uwagę na kilka modeli głębokiego uczenia się stosowanych w różnych urządzeniach rolniczych i produkcji żywności. Elijah i in. [14] zaproponowali ekosystem *IoT*, który łączy innowacje technologiczne i biznes, umożliwiając integrację różnych składowych inteligentnego rolnictwa. Metrea i in. [28] zademonstrowali techniki oparte na inteligencji rozproszonej, które pozwalają stawić czoła wyzwaniom związanym z optymalizacją w czasie rzeczywistym w dziedzinie inteligentnego rolnictwa. Kamilaris i in. [20] badali wpływ technik *Block Chain* na przejrzyste inteligentne kontrakty w łańcuchach dostaw żywności. Nandhini Abirami i in. [30] zaproponowali kompleksowy przegląd literatury obejmujący różne warianty GAN w obszarze inteligentnego rolnictwa. Lombardo i in. [27] przeprowadzili kompleksowe badanie mające na celu określenie efektywności technologii rolnictwa precyzyjnego pod względem wskaźnika poziomu gotowości lokalnych ekosystemów rolniczych. Bournaris i in. [10] próbowali ujawnić złożoność związaną z implementacją rolnictwa precyzyjnego przez studentów uniwersytetów w regionie śródziemnomorskim.

## Precyzyjna produkcja zwierzęca

PLF definiowane jako sposób zarządzania populacją zwierząt z wykorzystaniem zautomatyzowanych systemów monitorowania lub/i kontroli w czasie rzeczywistym produkcji, reprodukcji, zdrowia oraz dobrostanu pojedynczych osobników z populacji.

Podstawowym celem PLF jest rozwój systemów zarządzania i monitorowania inwentarza żywego wraz z technologiami wspierającymi rolnika [6]. Obejmuje to wykorzystanie technologii czujników do obserwacji zwierząt [11], zastosowanie nowoczesnej teorii sterowania w celu poprawy autonomii procesu produkcyjnego [16] oraz wykorzystanie zaawansowanych metod przetwarzania danych do syntezy i integracji różnych typów danych [48]. Precyzyjna hodowla zwierząt gospodarskich opiera się na interakcji pomiędzy różnymi dyscyplinami naukowymi i zainteresowanymi stronami w sektorze produkcji zwierzęcej. Muszą zostać spełnione trzy różne warunki, aby osiągnąć wystarczający poziom monitorowania, zarządzania i można go było uznać za system PLF [5]:

1. Zmienne (tj. parametry związane ze stanem behawioralnym lub fizjologicznym zwierzęcia) należy mierzyć w sposób ciągły za pomocą dokładnej i ekonomicznie uzasadnionej technologii czujników.
2. Musi być dostępna wiarygodna prognoza (oczekiwanie) dotycząca tego, jak będą się zmieniać obserwowane parametry u zwierząt.
3. Prognozy i pomiary on-line są zintegrowane z algorytmem analitycznym w celu automatycznego monitorowania i/lub zarządzania całym procesem.

W tradycyjnym chowie i hodowli zwierząt decyzje często opierają się – wyłącznie – na doświadczeniu producenta. W PLF takie decyzje opierają się na kwantyfikowalnych danych ilościowych, tj.: przyrosty dobowe, produkcja mleka itd. Ponadto, dane ilościowe mogą być pozyskane w czasie rzeczywistym. Aby uzyskać i zbadać takie dane w czasie rzeczywistym, systemy PLF wykorzystują analizę danych, uczenie maszynowe czy systemy sterowania i technologie komunikacyjne [3].

Technologia, która rozwija się w szybkim tempie, umożliwia lepszą interakcję między zwierzętami a rolnikami pomimo stojących przed nimi wyzwań. Dwadzieścia lat temu możliwość noszenia przy sobie komputera osobistego była nowością, jednak obecnie mamy urządzenia o znacznie większej mocy, które mieszczą się w kieszeni. Ta ewolucja technologii informacyjno-komunikacyjnych (ICT) wywarła znaczący wpływ również na przemysł rolniczy. Od początku lat 90. XX w. w produkcji zwierzęcej zaczęto przeprowadzać więcej badań nad zarządzaniem systemami produkcji zwierząt gospodarskich wspieranymi przez ICT [17]. Wiele początkowych prac skupiało się na systemach wspomaganie decyzji, to znaczy na symulacji wielu scenariuszy wpływających na wskaźniki ekonomiczne lub wskaźniki zrównoważonego rozwoju produkcji. Te zoptymalizowane funkcje były reprezentatywne dla procesów produkcyjnych/hodowlanych i nie miały na celu interakcji z samymi zwierzętami. Jednakże zwierzę stanowi centralną część procesu

i technologia powinna koncentrować się na indywidualnych potrzebach poszczególnych osobników lub stada.

Celem tych technologii jest możliwe zbliżenie zwierzęcia do hodowcy. Precyzyjna hodowla zwierząt gospodarskich (PLF) została opracowana w celu zapewnienia rolnikom lepszych informacji o zwierzętach poprzez wykorzystanie znanych zasad inżynierii procesowej w celu zapewnienia wymaganego poziomu automatyzacji. Rzeczywiście, z ostatnich publikacji wynika, że PLF jest główną siłą napędową uprzemysłowienia rolnictwa [54]. Jednak w rzeczywistości jest to znacznie więcej i może, zamiast tego zaoferować filozofię alternatywną dla „rolnictwa numerycznego”, ponieważ technologia może wspierać rolnika na każdym etapie procesu produkcyjnego. Dzięki niej można w sposób ciągły gromadzić istotne informacje o zwierzętach, co pozwala uzyskać bardziej szczegółowy wgląd w ich potrzeby. Niektórzy zwolennicy praw zwierząt sprzeciwiają się tej perspektywie, a nawet twierdzą, że technologia w rzeczywistości napędza rozwój industrialnych systemów produkcji [46]. Musimy jednak przyznać, że w miarę poszerzania wiedzy na temat opieki nad zwierzętami będziemy mogli również tworzyć lepsze „cyfrowe reprezentacje” zwierząt. Dzięki temu rolnicy mogą podejmować właściwe decyzje, nie kierując się wyłącznie zyskiem, ale również potrzebami dobrostanowymi oraz wymaganiami środowiskowymi zwierząt.

Główne cele PLF to: (a) identyfikacja najważniejszego sposobu żywienia zwierząt gospodarskich, (b) ograniczenie ich wpływu na środowisko poprzez efektywne zarządzanie zasobami, (c) zarządzanie procesami produkcji pasz w celu uzyskania doskonałej synergii z żywieniem zwierząt gospodarskich, (d) zapewnienie bezpieczeństwa żywności poprzez identyfikowalność (dokumentacja od produkcji do spożycia) produktów oraz (e) poprawa zdrowia i wydajności zwierząt [38].

Głównym założeniem PLF jest poprawa wydajności systemów produkcyjnych. Aby poprawić efektywność, konieczne jest prawidłowe zarządzanie danymi generowanymi każdego dnia w takich systemach. Aby zarządzać danymi, systemy muszą gromadzić, przetwarzać, analizować i dystrybuować informacje. Prawidłowe zarządzanie danymi może skutkować poprawą produktywności w zakresie zarządzania produkcją zwierzęcą.

Kluczem do skutecznego zarządzania dużymi populacjami zwierząt gospodarskich jest wykorzystanie dużych zbiorów, rzetelnych danych (Big Data – BD) [53]. Ogromna ilość danych wytwarzanych każdego dnia sprawia, że zarządzanie nimi i monitorowanie są trudne do wykonania przez człowieka. Narzędzia BD przynoszą rozwiązania ułatwiające operacje i prowadzą do: gromadzenia dużych, złożonych i heterogenicznych danych pochodzących z różnych źródeł, analizy, czyszczenia danych, ich normalizację, weryfikację w czasie rzeczywistym zbiorów danych przed ich zapisaniem w bazie danych dla przyszłych potrzeb. Następnie dane można wyświetlić użytkownikom końcowym w responsywnym i przyjaznym dla użytkownika interfejsie.

Z drugiej strony sztuczną inteligencję (AI) można wykorzystać do precyzyjnej predykcji i formułowania zale-

ceń wynikających z badań naukowych. W tym przypadku matematyka służy do budowania modeli i wykresów wykorzystywanych przez silniki wnioskujące (z ang. *Interference Engines (IE)*). Te zaawansowane narzędzia umożliwiają lepszą kontrolę nad złożonością i ograniczeniami procesów w sektorze produkcji zwierzęcej i nie tylko.

Główne dotychczasowe badania w dziedzinie sztucznej inteligencji, baz danych i dużych zbiorów danych dotyczyły jakości informacji w systemach operacyjnych. Jest to tym ważniejsze, że obecnie ilość tych danych jest rzędu zettabajtów. Głównym wyzwaniem stojącym przed systemami informacyjnymi jest udostępnienie jak największej liczby baz informacyjnych oraz ich integracja.

W PLF dane są generowane głównie przez bezprzewodowe sieci czujników, stacje pogodowe, drony (UAV) i usługi zewnętrzne. Wraz z rozwojem Internetu Rzeczy (IoT), Internetu Wszystkiego (IoE) ilość danych znacznie wzrosła. Cloud Computing i Big Data dostarczają wielu narzędzi pozwalających rozwiązać problematykę przetwarzania i przechowywania wszelkich baz danych [55]. Niestety, wszystkie te surowe dane mają w tym stanie niską wartość; dodanie właściwego kontekstu pozwala je wzbogacić i zwiększyć ich znaczenie. Ponadto, ontologie dziedzinowe i ontologie bardziej wyspecjalizowane, specyficzne dla konkretnych przypadków, pozwalają na wydedukowanie wiedzy o tych danych. Ta wiedza zgromadzona na przestrzeni czasu ma ogromną wartość dla użytkowników końcowych. W konwencjonalnych łańcuchach przetwarzania, uznaje się, że dane tracą wartość z upływem czasu i po określonym czasie są agregowane lub usuwane. Taki sposób postępowania przedwcześnie eliminuje dane, które można było wykorzystać w większym stopniu w dłuższej perspektywie, i powoduje zatrzymanie danych o niewielkiej przydatności. Aby rozwiązać ten problem, należy zapewnić możliwość okresowej ponownej oceny danych w celu wygenerowania nowej wiedzy, która jest istotna jedynie w perspektywie długoterminowej, oraz wyeliminowania danych o niskiej wartości w celu ograniczenia wymagań w zakresie przechowywania bez utraty istotnych informacji.

W literaturze pojawiają się różne badania mające na celu opracowanie automatycznych systemów monitorowania produkcji zwierzęcej. Przykłady obejmują monitorowanie zachowań związanych z piciem [13], wykrywanie kaszlu u zwierząt za pomocą analizy dźwiękowej [15], ocenę komfortu termicznego [43] lub oszacowanie przyżyciowej masy ciała [56] poprzez obróbkę obrazu. Ponadto w ciągu ostatnich kilku lat ukazało się wiele przeglądów naukowych, w których zestawiono potencjał PLF z perspektywy rozwoju technologii odpowiadających na kluczowe wyzwania produkcyjne i środowiskowe [4, 18, 49]. W innych publikacjach omówiono kwestie etyczne związane z pogorszeniem relacji między producentem/hodowcą a zwierzęciem, którą PLF mogłaby promować [9, 54].

### **Wykorzystanie PLF w chowie i hodowli bydła**

Dobrym przykładem wykorzystania nowoczesnych technologii informatycznych jest produkcja mleka. Dostępna

jest szeroka gama urządzeń monitorujących parametry fizjologiczne i behavior krów. Pierwsza grupa to czujniki montowane na kończynach, które rejestrują ogólną aktywność fizyczną krowy, liczbę wykonanych kroków oraz w niektórych przypadkach czas spędzony w pozycji leżącej i stojącej (np. AfiTag, CowAlert, CowScout S Leg, Crysta-Heat, IceTag3D, RumiWatch). Kolejna kategoria obejmuje czujniki montowane na głowie i szyi zwierzęcia. Te urządzenia także umożliwiają monitorowanie aktywności fizycznej krowy, liczbę kroków oraz czas spędzony na leżeniu i staniu. Ponadto, czujniki mogą śledzić charakterystyczne ruchy tych obszarów ciała podczas pobierania paszy i przeżuwania. Dzięki odpowiedniemu algorytmowi możliwe jest także oszacowanie czasu, jaki krowa poświęca na te konkretnie aktywności. Urządzenia oferujące te funkcje to np. Alpro, CowManager SensOor, HeatBox, HR-Tag, Hi-Tag, Heatime, HeatPhone, MooMonitor, CowScout S Neck, e-stado. Ostatnią kategorią są urządzenia montowane na ogonie, w pochwie oraz na grzbiecie krowy, służące do wykrywania rui lub akcji porodowej.

W ciągu ostatniej dekady, w sektorze rolnictwa precyzyjnego, wprowadzono innowacyjne rozwiązania oparte na różnych technologiach. Powszechnie wykorzystywane są rozwiązania bazujące na technologii RFID oraz systemy wykorzystujące akcelerometry. W ostatnich latach pojawiła się również całkowicie bezinwazyjna metoda detekcji chorób, oparta na analizie obrazu z kamer RGB. Osiągnięcie to stało się możliwe dzięki postępowi w dziedzinie sztucznej inteligencji i sieci neuronowych. Obecnie, dostępność komercyjnych rozwiązań opartych na analizie obrazu jest jeszcze ograniczona, jednakże w literaturze pojawiają się przykłady koncepcyjnych rozwiązań. Przykładem takiego podejścia jest praca Bezena i in. [7], którzy wykorzystali obraz z kamer umieszczonych nad stołem paszowym do oceny ilości pozostałej paszy w kolejnych godzinach po jej podaniu. Oprócz tego podejmowane są próby automatycznej detekcji kulawizn na podstawie obrazu z kamer [51] oraz identyfikacji poszczególnych osobników wyłącznie na podstawie obrazu z kamer [32].

Jak opisano powyżej, system PLF obejmuje monitorowanie zmiennych, którymi mogą być na przykład parametry behavioralne lub fizjologiczne. Poniżej opisano bardziej szczegółowo, w jaki sposób można w sposób ciągły i nieinwazyjny monitorować takie zmienne zwierzęce, korzystając z przykładów z analiz obrazu i dźwięku u drobiu i trzody chlewnej.

Od początku lat 90. XX w. wykazano, że analiza obrazu ma potencjał w monitorowaniu zwierząt gospodarskich [50]. Kamery mają tę zaletę, że nie trzeba ich montować na samym zwierzęciu, w związku z czym nie powodują dodatkowego stresu u zwierząt, są mało inwazyjne. W przeszłości analizę obrazu stosowano do pomiaru niektórych ważnych reakcji biologicznych dotyczących zdrowia, dobrostanu i parametrów wzrostu zwierząt, w tym do oceny masy ciała [40, 29], oceny chodu i kulawizny zwierząt [2], pomiaru poboru wody u świń [23] oraz identyfikacji oznakowanych świń w kojcu [24].



Jednym z najważniejszych zastosowań AI w produkcji bydła jest monitorowanie zdrowia zwierząt. Tradycyjnie hodowcy musieli polegać na obserwacjach i regularnych wizytach weterynaryjnych, aby ocenić stan zdrowia swojego stada. AI, w połączeniu z technologiami takimi jak sensory, kamery i urządzenia do monitorowania biometrycznego, umożliwia ciągłe śledzenie stanu zdrowia zwierząt w czasie rzeczywistym. Na przykład, sensory zamontowane na krowach mogą mierzyć takie parametry jak temperatura ciała, ruchliwość, ilość spożytej paszy czy mleka, a także zachowanie związane z odpoczynkiem. Algorytmy AI analizują te dane, identyfikując wzorce, które mogą wskazywać na potencjalne problemy zdrowotne, takie jak infekcje, choroby metaboliczne czy problemy z układem pokarmowym. Wczesne wykrycie problemu pozwala na szybszą interwencję, co może zmniejszyć ryzyko poważnych chorób i ograniczyć potrzebę stosowania antybiotyków.

Żywnienie bydła to jeden z najważniejszych czynników wpływających na zdrowie zwierząt, wydajność produkcji mleka i mięsa, a także na ich koszty. AI umożliwia bardziej precyzyjne i efektywne zarządzanie żywieniem. Systemy oparte na AI mogą analizować indywidualne potrzeby żywieniowe każdego zwierzęcia, uwzględniając takie czynniki jak wiek, masa ciała, faza laktacji, poziom aktywności i stan zdrowia.

Na podstawie tych danych AI może sugerować optymalne dawki paszy, które zaspokoją potrzeby zwierząt, jednocześnie minimalizując marnotrawstwo paszy i koszty. Co więcej, AI może przewidywać zmiany w potrzebach żywieniowych w zależności od warunków pogodowych, zmiany składu paszy czy innych czynników środowiskowych. Dzięki temu rolnicy mogą lepiej zarządzać zasobami, poprawiając jednocześnie zdrowie i wydajność stada.

Systemy AI mogą analizować dane biometryczne i behawioralne, aby precyzyjnie określić, kiedy krowa jest w okresie rui. Umożliwia to optymalne planowanie inseminacji, zwiększa wskaźnik skuteczności i poprawia wyniki reprodukcyjne. Dodatkowo, AI może wspierać selekcję genetyczną, analizując ogromne ilości danych dotyczących wydajności, zdrowia i cech genetycznych zwierząt, co pomaga hodowcom wybierać najlepsze osobniki do dalszej hodowli. To z kolei prowadzi do długoterminowej poprawy genetycznej stada, może zwiększyć wydajność produkcji mleka i mięsa oraz odporność na choroby.

## Podsumowanie

Zarządzanie dobrostanem jest obecnie kluczowym wyzwaniem i często odnosi się zarówno do zdrowia, jak i produkcji zwierząt. Dzięki PLF monitorowanie dobrostanu w gospodarstwie i zarządzanie nim w czasie rzeczywistym staje się wykonalne, a poza wymienionymi już przykładami istnieje jeszcze wiele innych możliwości. Ciągłe monitorowanie kluczowych zmiennych w gospodarstwie umożliwia zarządzanie dobrostanem w czasie rzeczywistym. Technologie PLF mogą być stosowane również w innych dziedzinach produkcji zwierzęcej tj. akwakultury.

Precyzyjna hodowla zwierząt może okazać się kluczem do zrównoważonej produkcji zwierzęcej w przyszłości. Jednak kluczową kwestią jest to, że rozwój i działanie aplikacji PLF obejmuje kilka etapów i technik, które należy dokładniej zbadać, aby opracowane systemy były dokładne i możliwe do wdrożenia w środowiskach komercyjnych. Dzięki szybkiemu rozwojowi sztucznej inteligencji PLF będzie szybko się rozwijać. Dlatego zainteresowane strony powinny wzmocnić współpracę, m.in. po to, aby zapewnić egzekwowanie rygoru naukowego poprzez rozwój i walidację tych systemów.

Pomimo licznych korzyści, wdrażanie AI w produkcji bydła nie jest pozbawione wyzwań. Jednym z głównych problemów jest koszt zakupu i utrzymania zaawansowanych technologii, co może być barierą dla mniejszych gospodarstw. Ponadto, rolnicy muszą być odpowiednio przeszkoleni, aby efektywnie korzystać z nowych systemów, co wymaga czasu i zasobów.

Innym wyzwaniem jest kwestia danych – gromadzenie, przechowywanie i analiza dużych ilości danych wiąże się z problemami związanymi z prywatnością, bezpieczeństwem i zgodnością z regulacjami prawnymi. Istnieje również ryzyko, że nadmierna zależność od technologii może prowadzić do dehumanizacji procesu hodowli, co budzi obawy etyczne.

W dłuższej perspektywie AI może stać się kluczowym elementem zrównoważonego rolnictwa, pomagając rolnikom i hodowcom sprostać wyzwaniom związanym z rosnącą populacją, zmianami klimatycznymi i ograniczonymi zasobami naturalnymi. Dzięki AI produkcja bydła może stać się bardziej inteligentna, wydajna i przyjazna dla środowiska, co będzie miało pozytywny wpływ na całą branżę oraz na globalne bezpieczeństwo żywnościowe.

**Literatura:** 1. Ahir K., Govani K., Gajera R., Shah M., 2020 – Application on virtual reality for enhanced education learning, military training and sports. *Augmented Human Research* 5, 1-9. 2. Aydin, A., Pluk, A., Leroy, T., Berckmans, D. og Bahr, C., 2013 – Automatic identification of activity and spatial use of broiler chickens with different gait scores. *Transactions of the ASABE* 56(3): 1123-1132. 3. Banhazi T.M., Babinszky L., Halas V. og Tschärke M., 2012 – Precision livestock farming: Precision feeding technologies and sustainable livestock production. *International Journal of Agricultural and Biological Engineering* 5(4): 54-61. 4. Benjamin M., og Yik S., 2019 – Precision livestock farming in swine welfare: A review for swine practitioners. *Animals* 9(4): 133. 5. Berckmans, D., 2006 – Automatic on-line monitoring of animals by precision livestock farming. *Livestock Production and Society* 287, 27-30. 6. Berckmans D., 2014 – Precision livestock farming technologies for welfare management in intensive livestock systems. *Revue Scientifique et Technique* 33(1): 189-196. 7. Bezen R., Edan Y., Halachmi I., 2020 – Computer vision system for measuring individual cow feed intake using rgb-d camera and deep learning algorithms. *Computers and Electronics in Agriculture* 172, 105345. 8. Blokhuis H.J., Veissier I., Miele M., Jones B., 2019 – Safeguarding farm animal welfare. *Sustainability Certification Schemes in the Agricultural and Natural Resource Sectors* 137-153. 9. Bos J.M., Bovenkerk B., Feindt P.H., Van Dam Y.K., 2018 – The Quantified Animal: Precision Livestock Farming and the Ethical Implications of Objectification. *Food Ethics* 2, 77-92. <https://doi.org/10.1007/s41055-018-00029-x>

- 10. Bournaris T., Correia M., Guadagni A., Karouta J., Krus A., Lombardo S., Vieri M.**, 2022 – Current skills of students and their expected future training needs on precision agriculture: Evidence from euro-mediterranean higher education institutes. *Agronomy* 12(2): 269. **11. Darr M., Epperson W.**, 2009 – Embedded sensor technology for real time determination of animal lying time. *Computers and Electronics in Agriculture* 66(1): 106-111. **12. De Clercq M., Vats A., Biel A.**, 2018 – Agriculture 4.0: The future of farming technology. *Proceedings of the world government summit, Dubai, UAE*, 11-13. **13. Domun Y., Pedersen L.J., White D., Adeyemi O. Norton T.**, 2019 – Learning patterns from time-series data to discriminate predictions of tail-biting, fouling and diarrhoea in pigs. *Computers and Electronics in Agriculture* 163, 104878. **14. Elijah O., Rahman T.A., Ori-kumhi I., Leow C.Y., Hindia MHD N.**, 2018 – An Overview of Internet of Things (IoT) and Data Analytics in Agriculture: Benefits and Challenges. *IEEE Internet of Things Journal* 5(5): 3758-3773. **15. Exadaktylos V., Silva M., Aerts, J.-M., Taylor C.J., Berckmans D.**, 2008 – Real-time recognition of sick pig cough sounds. *Computers and Electronics in Agriculture* 63(2): 207-214. **16. Frost A., French A., Tillett R., Pridmore T. Welch S.**, 2004 – A vision guided robot for tracking a live, loosely constrained pig. *Computers and Electronics in Agriculture* 44(2): 93-106. **17. Halachmi I., Guarino M.**, 2016 – Precision livestock farming: A 'per animal' approach using advanced monitoring technologies. *Animal* 10(9): 1482-1483. **18. Halachmi I., Guarino M., Bewley J. Pastell M.**, 2019 – Smart animal agriculture: Application of real-time sensors to improve animal well-being and production. *Annual review of animal biosciences* 7, 403-425. **19. Kakkad V., Patel M., Shah M.**, 2019 – Biometric authentication and image encryption for image security in cloud framework. *Multiscale and Multidisciplinary Modeling, Experiments and Design* 2(4): 233-248. **20. Kamilaris A., Fonts A., Prenafeta-Boldú F.X.**, 2019 – The rise of blockchain technology in agriculture and food supply chains. *Trends in Food Science & Technology* 91, 640-652. **21. Kamilaris A., Kartakoullis A., Prenafeta-Boldú F.X.**, 2017 – A review on the practice of big data analysis in agriculture. *Computers and electronics in agriculture* 143, 23-37. **22. Kamilaris A., Prenafeta-Boldú F.X.**, 2018 – A review of the use of convolutional neural networks in agriculture. *The Journal of Agricultural Science* 156(3): 312-322. **23. Kashiha M., Bahr C., Haredasht S.A., Ott S., Moons C.P., Niewold T.A., Ödberg F.O., Berckmans D.**, 2013a – The automatic monitoring of pigs water use by cameras. *Computers and Electronics in Agriculture* 90, 164-169. **24. Kashiha M., Bahr C., Ott S., Moons C.P., Niewold T.A., Ödberg F.O., Berckmans D.**, 2013b – Automatic identification of marked pigs in a pen using image pattern recognition. *Computers and Electronics in Agriculture* 93, 111-120. **25. Kodali R.K., Sahu A.**, 2016 – An IoT based soil moisture monitoring on Losant platform. In *2016 2nd International Conference on Contemporary Computing and Informatics (IC3I)* (pp. 764-768). IEEE. **26. Kundalia K., Patel Y., Shah M.**, 2020 – Multi-label movie genre detection from a movie poster using knowledge transfer learning. *Augmented Human Research* 5, 1-9. **27. Lombardo S., Sarri D., Perna C., Pagliai A., De Pascale V., Cencini G., Lisci R., Rimediotti M., Vieri M.**, 2021 – 90. Reliability of new technologies: local ecosystem readiness level, a composite index. *Precision agriculture '21* 753-759 [https://doi.org/10.3920/978-90-8686-916-9\\_90](https://doi.org/10.3920/978-90-8686-916-9_90). **28. Metrea V.A., Sawarkar S.D.**, 2021 – Research Review on Plant Leaf Disease Detection utilizing Swarm Intelligence. *Turkish Journal of Computer and Mathematics Education* 12(10): 177-185. **29. Mollah M.B.R., Hasan M.A., Salam M.A., Ali M.A.**, 2010 – Digital image analysis to estimate the live weight of broiler. *Computers and Electronics in Agriculture* 72(1): 48-52. **30. Nandhini Abirami R., Durai Raj V.P.M., Srinivasan K., Tariq U., Chang C.Y.**, 2021 – Deep CNN and deep GAN in computational visual perception-driven image analysis. *Complexity* 1-30. **31. Narvaez F.Y., Reina G., Torres-Torriti M., Kantor G., Cheein F. A.**, 2017 – A survey of ranging and imaging techniques for precision agriculture phenotyping. *IEEE/ASME Transactions on Mechatronics* 22(6): 2428-2439. **32. Okura F., Ikuma S., Makihara Y., Muramatsu D., Nakada K., Yagi Y.**, 2019 – Rgb-d video-based individual identification of dairy cows using gait and texture analyses. *Computers and Electronics in Agriculture* 165, 104944. **33. Pandya M.D., Shah P.D., Jardosh S.**, 2019 – Medical image diagnosis for disease detection: A deep learning approach. In *U-Healthcare Monitoring Systems* (pp. 37-60). Academic Press. **34. Pantazi X.E., Moshou D., Tamouridou A.A.**, 2018 – Automated leaf disease detection in different crop species through image features analysis and One Class Classifiers. *Computers and Electronics in Agriculture* 156, 96-104. **35. Parekh V., Shah D., Shah M.**, 2020 – Fatigue detection using artificial intelligence framework. *Augmented Human Research* 5(1): 5. **36. Patel D., Shah Y., Thakkar N., Shah K., Shah M.**, 2020a – Implementation of artificial intelligence techniques for cancer detection. *Augmented Human Research* 5, 1-10. **37. Patel V., Khan M.N., Shrivastava A., Sadiq K., Ali S.A., Moore S.R., Syed S.**, 2020b – Artificial intelligence applied to gastrointestinal diagnostics: a review. *Journal of pediatric gastroenterology and nutrition* 70(1): 4-11. **38. Pomar J., López V., Pomar C.**, 2011 – Agent-based simulation framework for virtual prototyping of advanced livestock precision feeding systems. *Computers and Electronics in Agriculture* 78(1): 88-97. **39. Rapela M.A.**, 2019 – Fostering innovation for agriculture 4.0. Springer. **40. Schofield C., Marchant J., White R., Brandl N., Wilson M.**, 1999 – Monitoring pig growth using a prototype imaging system. *Journal of Agricultural Engineering Research* 72(3): 205-210. **41. Shah N., Engineer S., Bhagat N., Chauhan H., Shah M.**, 2020a – Research trends on the usage of machine learning and artificial intelligence in advertising. *Augmented Human Research* 5, 1-15. **42. Shah M., Naik N., Somani B.K., Hameed B.Z.**, 2020b – Artificial intelligence (AI) in urology-Current use and future directions: An iTRUE study. *Turkish Journal of Urology* 46 (Suppl 1), S27. **43. Shao B., Xin H.**, 2008 – A real-time computer vision assessment and control of thermal comfort for group-housed pigs. *Computers and Electronics in Agriculture* 62(1): 15-21. **44. Sharma V., Tripathi A.K., Mittal H.**, 2022 – Technological revolutions in smart farming: Current trends, challenges & future directions. *Computers and Electronics in Agriculture*, 107217. **45. Singh V., Misra A.K.**, 2017 – Detection of plant leaf diseases using image segmentation and soft computing techniques. *Information processing in Agriculture* 4(1): 41-49. **46. Stevenson P.**, 2017 – Precision livestock farming: Could it drive the livestock sector in the wrong direction. *Proceedings of the 8th European Conference of Precision Livestock Farming, EC-PLF*. **47. Sukhadia A., Upadhyay K., Gundeti M., Shah S., Shah M.**, 2020 – Optimization of smart traffic governance system using artificial intelligence. *Augmented Human Research* 5(1): 13. **48. Terrasson G., Llaría A., Marra A., Voaden S.**, 2016 – Accelerometer based solution for precision livestock farming: Geolocation enhancement and animal activity identification. *Proceedings of the IOP Conference Series: Materials Science and Engineering*. **49. Tullo E., Finzi A., Guarino M.**, 2019 – Environmental impact of livestock farming and precision livestock farming as a mitigation strategy. *Science of the total environment* 650, 2751-2760. **50. Van der Stuyft E., Schofield C., Randall J.M., Wambacq P., Goedseels V.**, 1991 – Development and application of computer vision systems for use in livestock production. *Computers and Electronics in Agriculture* 6(3): 243-265. **51. Van Hertem T., Viazzi S., Steensels M., Maltz E., Antler A., Alchanatis V., Schlageter-Tello A.A., Lokhorst K., Romanini E.C. Bahr C.**



2014 – Automatic lameness detection based on consecutive 3d-video recordings. *Biosystems engineering* 119, 108-116. **52. Van Klompenburg T., Kassahun A., Catal C.**, 2020 – Crop yield prediction using machine learning: A systematic literature review. *Computers and Electronics in Agriculture* 177, 105709. **53. Weersink A., Fraser E., Pannell D., Duncan E., Rotz S.**, 2018 – Opportunities and challenges for big data in agricultural and environmental analysis. *Annual Review of Resource Economics* 10, 19-37. **54. Werkheiser I.**, 2018 – Precision livestock farming and farmers' duties to livestock. *Journal of Agricultural and Environmental Ethics* 31, 181-195. **55. Wolfert S., Ge L.**,

**Verdouw C., Bogaardt M.-J.**, 2017 – Big data in smart farming—a review. *Agricultural systems* 153, 69-80. **56. Wu J., Tillett R., McFarlane N., Ju X., Siebert J.P., Schofield P.**, 2004 – Extracting the three-dimensional shape of live pigs using stereo photogrammetry. *Computers and Electronics in Agriculture* 44(3): 203-222.

*\*Referat plenarny wygłoszony 11 września 2024 roku w Siedlcach podczas LXXXVIII Zjazdu Naukowego Polskiego Towarzystwa Zootecznego pt. „Hodowla zwierząt perspektywą rozwoju Polski”.*

## Znaczenie zwierząt dawniej i dziś

**Stanisław Kondracki**

Uniwersytet w Siedlcach,  
Instytut Zootekniki i Rybactwa

### Wprowadzenie

Historię świata łączy się zwykle z historią gatunku ludzkiego – dlaczego? Nie jest to przecież gatunek najstarszy, a jego istnienie i oddziaływanie jest stosunkowo krótkie. Na podstawie badań genetycznych i paleontologii szacuje się, że pierwsi przedstawiciele gatunku *Homo sapiens* pojawili się w Afryce około 200 tysięcy lat temu. Historia ludzkości obejmuje zatem około 10 tysięcy pokoleń. To stosunkowo niewiele w porównaniu do znanych nam gatunków ssaków. Na przykład świniowate (Suidae), do których należy także współczesna świnia domowa (*Sus domesticus*), pojawiły się na Ziemi około 40 mln lat temu, a ich historia obejmuje około 20 mln pokoleń. Gatunek ludzki ma zatem relatywnie krótką historię i należy do gatunków najmłodszych. Jest to jednak gatunek o niezwykle dynamicznym rozwoju i bardzo szybkiej ewolucji, która pozwoliła rozwinąć cechy dające ludziom ogromną przewagę nad zwierzętami. Dzięki temu nastąpiła ekspansja terytorialna oraz coraz bardziej dynamiczny wzrost liczebności populacji ludzkiej. Szacuje się, że około 30 tys. lat p.n.e. światowa populacja ludzi nie przekraczała 1 miliona. Przy narodzinach Chrystusa liczyła ona już około 250 mln, za czasów Mieszka I około 1800 mln, w roku 2000 przekroczyła ona 6 miliardów, a w 2022 osiągnęła już 8 miliardów. Zwiększała się nie tylko liczba ludności, ale także, dużo bardziej wzrastało zapotrzebowanie na różnego rodzaju produkty. W miarę rozwoju cywilizacji i przy dynamicznym wzroście liczebności populacji ludzkiej powstała konieczność rozwoju przemysłu i wytwarzania ogromnej ilości różnego rodzaju dóbr, co wiązało się z jeszcze szybciej rosnącym zużyciem surowców i energii. Jaką rolę w rozwoju ludzkości odgrywały zwierzęta? Czy za-

wsze była ona taka sama? Odpowiedź na te pytania nie jest oczywista, ale wiemy już, że zwierzęta zawsze miały duże znaczenie dla ludzi i były istotnym czynnikiem rozwoju cywilizacji ludzkiej.

### Znaczenie zwierząt dawniej

W czasie około 200 000 lat historii ludzkości znaczenie zwierząt bardzo się zmieniało. Pierwotnie ludzie obawiali się zwierząt, ale jednocześnie je podziwiali. Obawa i podziw wynikały stąd, że zwierzęta w wyniku wielopokoleniowej ewolucji, która jak już wcześniej wspomniano, była znacznie dłuższa niż historia ludzkości, wykształciły cechy dające im przewagę w środowisku. Na ogół były szybsze lub silniejsze i miały lepiej rozwinięte zmysły od ówczesnych ludzi. Ludzie pierwotni fascynowali się zwierzętami, ich urodą i gamą specyficznych zachowań. Świadczą o tym liczne i dobrze zachowane malowidła na skałach i na ścianach jaskiń [10]. Tematyka tych dzieł niemal wyłącznie związana była ze zwierzętami. Ówczesne malowidła przedstawiały zwierzęta jako silne i piękne stworzenia lub jako obiekt polowań. Zwierzęta budziły w ludziach nie tylko podziw. Duże i silne zwierzęta, a szczególnie duże drapieżniki, były powodem obaw i źródłem zagrożeń. Ówczesny człowiek stanowił bowiem jeden z elementów ekosystemu lasu pierwotnego, musiał pozyskiwać pokarm i chronić się przed drapieżnikami. Wtedy człowiek równie często zjadał, jak i był zjadany, a jego przewaga nad zwierzętami często była iluzoryczna. Ten tak zwany okres pierwotny obejmował większość czasu w historii ludzkości. Do czasu tworzenia pierwszych prymitywnych form cywilizacyjnych upłynęło ponad 90% pokoleń ludzkich. Jak wiemy, w ewolucji, podobnie jak w genetyce i w hodowli, to nie czas się liczy, ale liczba pokoleń. Należy zatem przypuszczać, że pragnienia, instynktowne zachowania i fascynacje ludzi, w tym także ich stosunek do zwierząt, zostały ukształtowane właśnie w tym pierwotnym okresie.

Fascynacja ludzi zwierzętami widoczna była w starożytnych kulturach cywilizacyjnych, czego liczne ślady dostrzegamy do dzisiaj. Na przykład w astrologii 7. z 12. gwiazdozbiorów w ekliptyce zodiaku nadano nazwy zwierząt. Są to: ryby, baran, byk, rak, lew, skorpion i koziorożec. Tylko 5 pozostałych nazw zodiakalnych gwiazdozbiorów (wodnik, bliźnięta, panna, waga i strzelec) nie ma wyraźnego związku ze zwierzętami. Zodiak chiński to wyłącznie zwierzęta. Wśród 12 symboli chińskiego