

METHODOLOGICAL FOUNDATIONS FOR IDENTIFYING DISRUPTIVE TECHNOLOGIES OF INDUSTRY 4.0

МЕТОДОЛОГІЧНЕ ПІДГРУНТЯ ВИОКРЕМЛЕННЯ ПРОРИВНИХ ТЕХНОЛОГІЙ ІНДУСТРІЇ 4.0

Natalia Fedorova¹

DOI: <https://doi.org/10.30525/978-9934-26-531-0-34>

Abstract. The study focuses on the methodological framework for monitoring and forecasting breakthrough technologies within the rapidly evolving landscape of Industry 4.0. Central to the research is the integration of qualitative and quantitative methods to analyze technological trends, ensuring comprehensive identification and assessment of technological innovations. *The purpose* of the article is to develop an advanced methodological toolkit aimed at improving the accuracy of breakthrough technology forecasts. The study emphasizes the importance of balancing expert-driven qualitative insights with data-driven quantitative methods to form adaptive models capable of capturing emerging technological shifts. *The research methodology* employs an interdisciplinary approach, combining a systematic literature review, bibliometric analysis, patent mapping, text mining, and expert interviews. The empirical analysis is conducted through the study of large datasets from leading scientific databases (Scopus, Web of Science), complemented by expert assessments to contextualize key technological changes. *The results* confirm the effectiveness of integrating qualitative and quantitative methods in identifying technological breakthroughs. Qualitative methods provide a deeper understanding of underlying causes, socio-economic factors, and latent connections within technological developments. In contrast, quantitative methods enhance the scalability, objectivity, and reproducibility of the analysis. Together, these approaches enable the identification of critical technological directions

¹ PhD, Associate Professor;
Department of Entrepreneurship, Organization of Production
and Theoretical and Applied Economics;
Educational and Scientific Institute "Ukrainian State University of Chemical Technology"
of the Ukrainian State University of Science and Technology, Ukraine

within Industry 4.0, such as cyber-physical systems, the Internet of Things, cloud computing, and artificial intelligence. *The novelty* of the study lies in proposing an adaptive model for integrated forecasting, which combines qualitative methods to generate hypotheses and quantitative approaches to validate and refine them. This stepwise approach ensures a comprehensive assessment of emerging technological opportunities. *The study's value* is reflected in its contribution to the development of a flexible and scalable methodology for monitoring technological trends. By accommodating the specific needs of different industries, the proposed approach offers practical applicability across national innovation policies and corporate strategies. *The practical implications* of the research are significant. The proposed toolkit can be utilized for early detection of technological breakthroughs, resource optimization in R&D, and enhancing the competitive advantages of businesses and regions. This integrated approach ensures the alignment of strategic decisions with technological developments, thereby supporting sustainable and forward-looking innovation management.

1. Вступ

Сучасний етап розвитку суспільства відзначається масштабними технологічними зрушеннями, що супроводжують перехід від індустріальної до постіндустріальної формації. Одним із центральних елементів цього процесу є формування Індустрії 4.0, яка детермінує нові закономірності соціально-економічного розвитку та задає стратегічні вектори глобальних перетворень.

Проривні технології (disruptive technologies) набули ключового значення у формуванні сучасного суспільства в умовах четвертої промислової революції, докорінно змінюючи структуру виробничих систем, ринкові відносини та соціально-економічну динаміку. Їхній вплив охоплює як бізнес-моделі, так і повсякденні аспекти життя, формуючи нові напрями розвитку. Визначальною характеристикою таких технологій є їхня здатність руйнувати традиційні підходи до виробництва та споживання, створюючи нові ринкові можливості та витісняючи застарілі технологічні рішення. Яскравими прикладами цього є штучний інтелект, Інтернет речей (IoT), робототехніка та блокчейн, які вже трансформували фінансовий сектор, транспорт, охорону здоров'я та

енергетику. Вони сприяють зростанню ефективності виробничих процесів, зменшенню витрат і підвищенню якості продукції та послуг.

Завдяки проривним технологіям компанії, які першими впроваджують ці інновації, отримують суттєві конкурентні переваги, захоплюючи нові сегменти ринку та створюючи продукти з високою доданою вартістю. Наприклад, розвиток технологій 3D-друку та квантових обчислень відкриває можливості для радикальної реорганізації ланцюгів постачання і виробництва індивідуалізованої продукції. Такі технології настільки глибоко трансформують виробничі системи та бізнес-моделі, що провокують формування нових технологічних циклів, які змінюють підходи до створення цінності.

Проривні технології забезпечують перехід до якісно нових методів виробництва та споживання, змінюючи сутність самих продуктів і комунікацій, а також вимагаючи адаптації знань і навичок персоналу до нових реалій. Цей процес супроводжується докорінною руйнацією попередньої технологічної парадигми з поступовим утвердженням нової. У зв'язку з цим науковцям, урядам і бізнесу важливо ідентифікувати саме ті сфери досліджень, які здатні генерувати проривні інновації, що забезпечують довгостроковий соціально-економічний ефект.

Раннє виокремлення проривних технологій у момент їхньої «точки імпульсу» створює можливості для своєчасної адаптації ринкових інститутів, соціальних структур та інноваційної екосистеми до їхнього впливу. Це дозволяє не лише максимізувати переваги проривних рішень, але й забезпечити стабільність та стійкість інфраструктури, необхідної для їх ефективного впровадження. У цьому контексті держава відіграє критичну роль у створенні сприятливого регуляторного середовища, яке стимулює розвиток інновацій та зменшує соціально-економічні ризики, пов'язані з їх появою.

Таким чином, своєчасна ідентифікація проривних технологій є не лише питанням науково-технологічного розвитку, але й дієвим інструментом забезпечення сталого, етичного та інноваційного розвитку суспільства в умовах Індустрії 4.0.

2. Якісні методи моніторингу технологічних трендів

Отже, з погляду домінуючих технологічних парадигм, пріоритетним залишається створення належного методологічного апарату,

за допомогою якого можна було б виокремити проривні технології з-поміж усіх, пов'язаних із Індустрією 4.0. У цьому напрямі чимало міжнародних та національних організацій і установ здійснюють дослідження, спрямовані на виявлення та моніторинг актуальних технологічних трендів (Technological Trends Monitoring, TTM). Це стосується впливових міжнародних організацій, включаючи Всесвітній економічний форум (World Economic Forum), Європейську комісію, Організацію економічного співробітництва та розвитку OECD, Міжнародний валютний фонд (International Monetary Fund, MF), ЮНЕСКО (UNESCO); національних дослідницьких центрів, включаючи RAND Corporation (Research and Development Corporation), Національну дослідницьку раду США (National Research Council, NRC), Урядове управління науки Великобританії; університетів та науково-дослідних установ, зокрема MIT Technology Review Массачусетського технологічного інституту, Манчестерський інститут інноваційних досліджень, Національний інститут науково-технічної політики (National Institute of Science and Technology Policy, NISTEP) Японії; корпорацій, включаючи Shell, IBM, Microsoft-Fujitsu тощо. Прогнозована аналітична інформація, зібрана вказаними організаціями і компаніями, надає їм інструменти для визначення пріоритетів і потенційних можливостей в сфері технологій, а також уникнення загроз і потенційних зривів.

Виявлення нових технологій – це процес, який передбачає визначення їх появи, відокремлення від науки та пошук ранніх індикаторів їх ринкового потенціалу [1]. Технологічну тенденцію можна розглядати як безперервно зростаючу технологічну область з певною закономірністю, тому, щоб її ідентифікувати, вона повинна існувати протягом певного періоду часу, зазвичай близько 5 років, з надійною перспективою продовжувати свій розвиток у майбутньому, щоб охопити наступні 5-10 років чи більше [2]. А. Портер та ін. (2002) визначають проривні технології як такі, «які можуть значно посилити економічний вплив у найближчі (приблизно) 15-річні перспективи» [3].

Інформація про наукові дослідження за дисциплінами, галузями, спеціальностями чи дослідницькими областями знаходиться в різноманітних базах даних в неструктурованому (повнотекстові документи, веб-сторінки) або структурованому форматах (нагороди, публікації чи патентні бази даних). Процес TTM зазвичай передбачає її збір

і аналіз для виявлення «прихованих закономірностей», які можуть бути ознаками нових тенденцій і подій. Для цього напрацьовано широкий спектр підходів.

Існує дві основні групи методів ТТМ: якісні та кількісні, а також їх різноманітні комбінації.

Якісні методи дають змогу не лише описати, а й глибоко зрозуміти сутність соціально-економічних явищ і процесів. У цьому контексті якісне дослідження визначають як такий тип дослідження, що фокусується на нечислових (описових) даних для виявлення та інтерпретації поглядів, переконань і мотивацій різних груп [4]. На відміну від кількісних методів, що базуються на стандартизованих статистичних процедурах, якісні дослідження зазвичай відзначаються гнучкістю й орієнтацією на розкриття причинно-наслідкових зв'язків та глибоких взаємозв'язків. Однією з переваг цих підходів є можливість вільного вираження думок респондентів, що сприяє виявленню їхніх цінностей і переконань, а також стимулює креативний потенціал. Якісні методи часто застосовують для аналізу текстів, результатів спостережень, інтерв'ю та інших нематеріальних джерел інформації. Завдяки цьому вони дають змогу враховувати ті чинники, які складно оцінити кількісно.

Історично поява якісних методів пов'язана з такими науковими дисциплінами, як філософія, соціологія, етнографія та психологія. У добу античності й середньовіччя якісні дослідження спиралися на спостереження та аналіз. Зокрема, Платон і Аристотель у своїх працях через діалоги розглядали етику, поведінку та соціальні норми. В епоху Просвітництва були зроблені перші кроки до систематизації соціальних досліджень, хоча перевага надавалася все ще описовим методам. Одним із ранніх прихильників якісних методів у соціології став М. Вебер, який запровадив інтерпретативний підхід до вивчення мотивів і цінностей. Значний внесок зробив і Е. Дюркгейм, застосовуючи спостереження й польові дослідження. У другій половині XIX – на початку XX століття етнографи, на кшталт Ф. Боаса, почали використовувати методи інтерв'ю для вивчення культур і соціальних груп. Після Другої світової війни особливо зросла популярність польових досліджень і кейс-методів, а у 1970–80-ті рр. сформувалися методології аналізу тексту й нові підходи до проведення інтерв'ю.

Сучасні якісні дослідження формувалися під впливом різноманітних філософських напрямів: позитивізму, постпозитивізму, критичної теорії, конструктивізму тощо [5]. Деякі більш пізні внески [6] розвинули концепти герменевтики, емпіризму та раціоналізму, додаючи різні реалістичні підходи до якісних методів. Усе це відображає прагнення знаходити шляхи до вивчення комплексних аспектів реальності через опис, інтерпретацію й активну участь дослідника.

У контексті ТТМ якісні методи базуються на аналізі здебільшого текстових джерел, зокрема наукових публікацій, патентів, новин, аналітичних оглядів, а також інтерв'ю з експертами. Їхньою метою є докладний опис і розуміння контексту виникнення та розвитку технологій, систематизація явних і латентних зв'язків, виявлення тенденцій та потенційних проривів. Завдяки експертному підходу до оцінювання перспектив упровадження технологій, можна побудувати комплексніше уявлення про виклики й можливості, які ці технології генерують. Застосування якісних методів особливо корисне за відсутності достатньо великих кількісних баз даних, коли потрібна гнучкість і здатність враховувати всю специфіку аналізованого об'єкта. Завдяки таким особливостям якісні методи можуть бути ефективним інструментом для раннього виявлення потенційно проривних технологій, а відтак для вироблення стратегічних рекомендацій і формування обґрунтованих управлінських рішень.

У галузі якісні методи з'явилися раніше, ніж кількісні, ще наприкінці XIX – на початку XX століття, головним чином тому, що вони не вимагали розвинених статистичних інструментів чи великого обсягу числових даних. Серед найпоширеніших методів у цій сфері виокремлюють [7]:

- метод Delphi, що передбачає отримання узгодженої думки експертів шляхом проведення серії анонімних опитувань із кількох раундів. Його перевагою є врахування різноманітних поглядів та мінімізація впливу авторитетних осіб. Водночас цей підхід вимагає значного часу й ретельного добору компетентних фахівців;

- мозковий штурм (Brainstorming): колективне генерування ідей для розв'язання конкретних проблем чи пошуку інноваційних рішень. Його плюсом є стимулювання креативності, залучення різних точок зору та здатність генерувати велику кількість ідей за короткий час.

Утім існує ризик «ефекту домінування», а надмірна кількість нереалістичних пропозицій ускладнює відбір оптимальних рішень;

SWOT-аналіз (Strengths, Weaknesses, Opportunities, Threats): оцінка сильних та слабких сторін технології, а також пов'язаних із нею можливостей і загроз. Метод широко використовують у стратегічному плануванні й аналізі конкурентоспроможності; його перевагою є простота й універсальність, але результати можуть бути суб'єктивними, якщо не доповнити їх іншими методами чи більш динамічними підходами;

– «круглий стіл»: обговорення певної теми групою фахівців з різноманітними поглядами й досвідом. Такий дискусійний формат передбачає рівні права всіх учасників, що сприяє багатосторонній комунікації та оперативності прийняття рішень. Утім, занадто жваві суперечки та домінування окремих учасників можуть спотворити підсумки обговорення;

– експертне оцінювання: залучення кваліфікованих спеціалістів для аналізу специфічних аспектів чи проблем. Завдяки фокусуванню на глибокій професійній експертизі цей метод вважається точним і відносно оперативним. Проте результат залежить від вибору експертів, а висока вартість і обмежена кількість учасників можуть зменшити репрезентативність;

– фокус-групи: метод, що передбачає участь малих груп учасників, які обговорюють певні питання або технології з метою виявлення якісних інсайтів і глибинних мотивів. Він дає змогу отримати безпосередню реакцію експертів чи кінцевих користувачів, проте потребує ресурсів і компетентного модератора для уникнення надмірного впливу лідерів;

– аналіз кейсів (Case Studies): вивчення конкретних прикладів використання чи впровадження технологій. Його перевага полягає у ґрунтовному аналізі реальних ситуацій, що підвищує практичну цінність отриманих результатів; водночас сформовані висновки можуть бути складними для узагальнення;

– технологічні дорожні карти (Technology Roadmapping): покроковий опис формування та еволюції технологій, а також їхнього потенційного впливу на галузь чи суспільство. Такий метод сприяє формуванню структурованого бачення майбутнього розвитку, проте потребує

великого обсягу експертних знань і постійного їх оновлення через високу мінливість зовнішнього середовища;

- сценарний аналіз: розробка можливих сценаріїв розвитку та впливу технологій на різні сфери з метою ідентифікації ризиків і можливостей у довгостроковій перспективі. Його перевага полягає у врахуванні невизначеності, проте успішність методу залежить від якості початкових експертних даних;

- аналіз драйверів і бар'єрів: виявлення чинників, що підтримують або ускладнюють розвиток технологій. Метод надає комплексне уявлення про зовнішні й внутрішні впливи, але вимагає ретельної систематизації, щоб уникнути неузгодженостей;

- патентний ландшафт: аналіз патентних заявок та отриманих патентів із метою відстеження домінуючих напрямів R&D і прогнозування перспектив розвитку. Цей метод надає стратегічну інформацію для ухвалення рішень і допомагає визначити свободу дій у сфері патентування. Водночас він вимагає доступу до спеціалізованих баз даних та участі досвідчених фахівців;

- аналіз ключових слів і трендів: оцінка контенту публікацій, повідомлень у ЗМІ чи профільних звітах задля виявлення технологічних трендів. Він дає змогу обробляти великі масиви даних, проте залежить від коректності налаштування методології і якості зібраного інформаційного масиву.

Методи цієї групи мають багату історію застосування у сфері ТТМ, що розвивалася паралельно із посиленням стратегічного інтересу бізнесу й держави до прогнозування науково-технологічних зрушень. У середині ХХ ст., коли темпи змін у науці й техніці пришвидшилися (особливо в оборонних галузях), виникла потреба у формуванні систематичних підходів до планування на далеку перспективу. Однією з перших технік, яку почали застосовувати для аналізу реальних бізнес-ситуацій, був метод кейсів, розроблений у 1920-х роках у Гарвардській школі бізнесу.

Методи експертного оцінювання активно використовувалися вже під час Другої світової війни, коли аналітики шукали шляхи прогнозування розвитку військових технологій. Прикладом є проєкт RAND Corporation (США), де для оцінювання потенційного впливу майбутніх технологій застосовувалися експертні панелі та неформалізовані

дискусії. У 1960-х роках у межах тієї ж RAND Corporation розробили метод Delphi, заснований на кількох раундах опитування експертів з метою досягнення консенсусу.

Приблизно в той самий час оформилися й інші підходи, зокрема мозковий штурм, метод фокус-груп, сценарний аналіз, а також аналіз ключових слів. Метод мозкового штурму був уперше описаний А. Осборном у його працях «Ваша творча сила: як використовувати уяву» (1948) [8] та «Прикладна уява: принципи та методи творчого вирішення проблем» (1953) [9]. Аналіз ключових слів зародився в середовищі лінгвістів і соціальних аналітиків у 1940-х роках, використовуючись для контент-аналізу пропагандистських текстів у воєнний час. З розповсюдженням цифрових технологій і пошукових систем (починаючи з Google, 1998 р.) цей метод став одним із провідних для дослідження інформаційних тенденцій.

Сценарний аналіз у його сучасному вигляді розвинувся завдяки футурологу Г. Кану, який у 1950-х роках у RAND Corporation розробив сценарії для оцінки наслідків застосування ядерної зброї, а згодом виклав свої ідеї в праці «Про термоядерну війну» (1911) [10]. У 1970-х сценарний метод адаптував для бізнес-середовища П. Вак, працюючи у Royal Dutch Shell. Його моделі виявилися настільки ефективними, що дали змогу компанії передбачити нафтову кризу 1973 року [11]. Метод фокус-груп започаткували соціолог Р. Мертон і психолог П. Лазарсфельд у середині XX століття, а першим системним описом цієї техніки стала праця Р. Мертона «Фокусовані інтерв'ю» (1956) [12].

Історичне коріння методу «круглого столу» сягає давніх практик, але його популярність у ТТМ пов'язана з діяльністю організацій на кшталт Всесвітнього економічного форуму (WEF), які влаштовували зібрання лідерів бізнесу та урядовців задля обговорення глобальних викликів. Експертне оцінювання розвивалося у 1950–1960-х рр. завдяки дослідженням RAND Corporation, Гарвардської школи бізнесу, Національної дослідницької ради (National Research Council, NRC) США, а також Всесвітньої організації охорони здоров'я ВООЗ, яка застосовувала цей підхід для прийняття рішень у сфері охорони здоров'я.

У 1960–1970-х роках відбувається стрімке поширення якісних методів у корпоративному середовищі. Т. Гордон, співзасновник Інституту досліджень майбутнього (Institute for the Future), разом з О. Хелмером

і Н. Далке вдосконалили метод Delphi, а також розробили підхід аналізу перехресного впливу (Cross-Impact Analysis) [13]. Приблизно в той же період формується метод технологічних дорожніх карт, який активно застосовувала компанія Motorola в 1960–1970-х роках, інтегруючи довгострокові дослідження та інновації в бізнес-планування. У 1990-х він став поширеним у багатьох галузях, зокрема завдяки діяльності Національного інституту стандартів і технологій (National Institute of Standards and Technology, NIST) та Інституту промислових досліджень (Industrial Research Institute, IRI) у США. Систематизований науковий опис дорожніх карт зробив, серед інших, Р. Фал, котрий виклав методичні основи для високотехнологічних інновацій [14]. SWOT-аналіз, розроблений у рамках Стенфордського дослідницького інституту (Stanford Research Institute, SRI) у 1960-х роках, пов'язують насамперед із А. Хамфрі, який спеціалізувався на консультаціях із бізнес-управління [15]. Метод аналізу драйверів і бар'єрів закріпився завдяки працям Е. Роджерса [16] у царині вивчення поширення інновацій.

Метод патентного ландшафту як системний аналіз зародився разом із появою комп'ютерних технологій у 1950–1960-х роках, коли перші спроби автоматизації патентного аналізу відкрили нові можливості для дослідників. У 1970-х великі корпорації, зокрема IBM, почали застосовувати патентні бази для оцінювання конкурентоспроможності. У період 1980–2000-х рр. міжнародні організації на кшталт Всесвітньої організації інтелектуальної власності (World Intellectual Property Organization, WIPO) активно розробляли методологічні підходи до патентного аналізу, й саме тоді в галузях із високою патентною активністю (фармацевтика, ІТ, енергетика) з'явилися перші масштабні патентні ландшафти.

Створення у 1994 році Угоди про торговельні аспекти прав інтелектуальної власності (Agreement on Trade-Related Aspects of Intellectual Property Rights, TRIPS) стимулювало зацікавленість у глобальному вимірі патентного аналізу. Подальше поширення інтернету й розвиток великих баз даних (WIPO PATENTSCOPE, Espacenet) у 2000-х зробили процес складання патентних ландшафтів значно простішим і доступнішим. Ключову роль у цьому відіграли аналітичні інструменти роботи з великими даними, зокрема Thomson Innovation і Світовий

індекс патентів Derwent (Derwent World Patents Index, DWPI), що спростили пошук та інтерпретацію патентної інформації.

Отже, у другій половині XX ст. якісні методи набули значного поширення як у державних, так і в корпоративних структурах. Це пов'язано з потребою відстежувати та прогнозувати швидкі технологічні зрушення, водночас враховуючи соціальні, економічні й політичні чинники, що впливають на технологічне середовище.

На даний момент, за оцінками деяких вчених, проривні технології найчастіше ідентифікуються за допомогою якісних процесів із залученням експертної оцінки, ніж при використанні кількісних методів [1]. Так, Агентство передових оборонних дослідницьких проєктів США (Defense Advanced Research Projects Agency, DARPA) для визначення проривних технологій використовує опитування Delphi, мозковий штурм, симуляції та експерименти [17]. Національна дослідницька рада (NRC) США запропонувала концептуальну модель «ідеальної системи для безперервного прогнозування проривних технологій», яка поєднує в собі визначення технології, сканування та обробку даних, участь громадськості та експертну оцінку для підвищення точності, передбачення та практичності [18]. Ключовими методами, використаними в дослідженнях RAND «Глобальна технологічна революція», є огляд літератури (форсайти, статті, прогнози та наукові журнали), оцінка інвестиційної привабливості досліджень, інтерв'ю з експертами RAND а також збір колективних думок щодо розвитку науки і техніки від широкого кола експертів [19].

Сучасні публікації, присвячені ТТМ, демонструють активне використання якісного аналізу в наукових дослідженнях сфери проривних технологій. Так, наприклад, В. Вояк та ін. (2004) [20] запропонував метод визначення потенційних руйнівних технологій за допомогою технологічних дорожніх карт на основі історичних випадків дослідження. Автори спираються на власний досвід і інтуїцію для виявлення майбутніх технологічних проривів, що водночас може зумовлювати суб'єктивність висновків.

Цз. Сун J. Sun та ін. (2008) в статті «Досягнення руйнівних інновацій – прогнозування потенційних технологій на основі еволюції технічної системи від TRIZ» використовували методи інтерпретації експертних думок та застосування теоретичних підходів до аналізу

технічних систем, таких як TRIZ (Теорія рішення інженерних задач), для побудови моделі прогнозування перспектив технології з точки зору їх технологічної зрілості [21]. Метод TRIZ дає змогу структурувати, аналізувати й синтезувати технічні інновації, що робить його ефективним інструментом для розв'язання конкретних інженерних завдань. Утім, його застосування в рамках ширших інноваційних прогнозів може бути обмеженим, коли успіх технології залежить не лише від технічних характеристик, а й від економічних чи соціальних чинників. Крім того, результати TRIZ зазвичай залежать від доступності та повноти вихідних даних, тому в галузях із високою динамікою змін прогнози, зроблені на його основі, можуть швидко втратити актуальність.

Г. Карслен та ін. (2010) [22] оцінювали проривні технології за допомогою аналізу сценаріїв. У статті «Оцінка соціально руйнівних технологічних змін» автори застосовують аналіз соціальних аспектів технологічних змін і їх впливу на суспільство. Недоліки методології стають очевидними, коли застосовуються методи експертного оцінювання, схильні до упереджень або обмеженого прогнозування майбутнього. Крім того, складність залучення фахівців із різних галузей, необхідна для міждисциплінарного аналізу, може негативно позначитися на узгодженості й якості отриманих висновків. Соціально-дисруптивні зміни – зокрема їхні соціальні, етичні та політичні наслідки – важко виміряти кількісно, що ускладнює точне моделювання у рамках традиційних аналітичних підходів.

В статті Г. Ербоза (2020) «Якісне дослідження конкурентоспроможності промисловості 4.0 у Туреччині з використанням алмазної моделі Портера» [23] аналізується конкурентоспроможність Туреччини в контексті Індустрії 4.0 на базі напівструктурованих інтерв'ю з представниками важкої промисловості. Результати роботи наведено у формі якісних висновків на основі моделі Портера, що дає змогу комплексно оцінити конкурентоспроможність країни. Залучення експертних думок сприяє більш глибокому розумінню бар'єрів і можливостей, проте інтерв'ю й кейс-стаді мають ризик упередженості через специфіку респондентів або недостатню репрезентативність вибірки. Крім того, відсутність кількісних показників обмежує можливість перевірки висновків чи порівняльного аналізу з іншими державами.

У статті О. Сосновської та В. Вакофяна (2022) «Індустрія 4.0: суть і тенденції розвитку» [24] представлено переважно теоретичний огляд становлення Індустрії 4.0, заснований на вторинних даних із наукових статей, звітів міжнародних організацій та аналітичних оглядів. Автори зосереджуються на ключових технологіях і галузевих аспектах, що формують базові поняття Індустрії 4.0. Водночас брак емпіричних даних ускладнює оцінювання реального впливу цих технологій і не дає змоги підтвердити виявлені тенденції чи прогнози кількісним способом. Це створює труднощі під час порівняння з іншими регіонами або галузевими контекстами.

А. Марруччі та ін (2023) в статті «Дослідження шляхів впровадження Industry 4.0 у виробничих малих і середніх підприємствах: якісний порівняльний аналіз нечіткої множини» [25] використовують вказаний метод для вивчення впливу організації та аспектів середовища на процес впровадження технологій Індустрії 4.0 у малих та середніх виробничих підприємствах (МСП). Загалом було зібрано 305 відповідей під час опитування, проведеного серед менеджерів таких підприємств у Європі та Сполученому Королівстві. Обраний метод дозволяє виявити множинні фактори, що можуть сприяти чи заважати впровадженню новітніх технологій в малих та середніх підприємствах. Водночас результат використання якісних даних аналізу може бути залежним від того, наскільки точно були визначені фактори і як були класифіковані дані, що обмежує універсальність результатів.

У статті С. Акара і А. Сарнича (2024) «Якісне дослідження управління талантами на підприємствах в умовах процесу Індустрії 4.0» [26] за допомогою методів цільової вибірки, особистих і онлайн-інтерв'ю розглянуто вплив Індустрії 4.0 на управління талантами. Дослідники використали також вторинні дані з аналізу наукової літератури й корпоративної звітності. Автори зосереджуються на трансформаційних змінах у сфері HR, що відповідають реаліям Індустрії 4.0, а завдяки використанню інтерв'ю їм вдалося виявити аспекти, які складно оцінити кількісно. Однак відсутність емпіричних даних ускладнює верифікацію отриманих результатів. Крім того, вибірка, що складається виключно з підприємств, уже залучених до процесів Індустрії 4.0, обмежує можливість узагальнення висновків на інші компанії.

Загалом, як показав аналіз, якісні методи дають змогу глибше зрозуміти контекст та нюанси впровадження технологій. Наприклад, у працях, присвячених Industry 4.0 [23; 24; 25], саме цей підхід дає змогу виявити вплив технологій на конкурентоспроможність, процеси впровадження та управління талантами. Застосування моделі національних конкурентних переваг Портера (Porter Diamond Model) та порівняльного аналізу сприяє виявленню специфіки економічного середовища [23], а використання інтерв'ю й кейс-стаді – урахуванню особливостей малих і середніх підприємств [25; 26]. Якісний формат досліджень, як у роботах, що аналізують соціально «дисруптивні» зміни [22] чи потенційні технологічні інновації [21], дає змогу глибше висвітлити приховані аспекти проблеми, а також виявити несподівані тенденції, що є критично важливими для прогнозування технологій та оцінки наслідків їхнього впровадження.

Водночас недоліки якісних методів досить очевидні в контексті вивчення Індустрії 4.0. По-перше, відчутною є суб'єктивність: базуючись на експертних оцінках, оглядах літератури чи інтерв'ю, вони можуть відображати упередження дослідників [1]. Крім того, збір і обробка якісних даних потребують значних ресурсів і часу, а узагальнення результатів та їх відтворення ускладнюються через унікальність контексту й суб'єктивний характер інтерпретацій. Окрім того, відсутність формальних метрик або кількісних моделей звужує можливості оцінки економічних, екологічних чи соціокультурних ефектів технологій і довгострокового прогнозування їхнього розвитку. Нарешті, зосередженість досліджень на певній галузі або найвідоміших технологіях може призвести до недооцінки менш популярних, але потенційно проривних рішень.

З огляду на ці обмеження, для підвищення надійності результатів і точності оцінки впливу проривних технологій доцільно поєднувати якісні підходи з кількісними методами. Це дасть змогу краще ідентифікувати проривні рішення та сформувані комплексніший погляд на їхню роль у забезпеченні розвитку суспільства.

3. Кількісні методи моніторингу технологічних трендів

Кількісні методи, що слугують інструментами аналізу наукових і технологічних даних, виникли пізніше за якісні, поступово еволю-

ціонуючи разом із розвитком математичних і статистичних підходів. У сфері ТТМ їхнє застосування пов'язане з необхідністю кількісно оцінювати та прогнозувати тенденції науково-технологічного розвитку на підставі об'єктивних показників. За своєю суттю кількісне дослідження є дослідницькою стратегією, орієнтованою на збір і аналіз числових даних [27]. Воно формується на основі дедуктивного підходу, що відображає емпіричні та позитивістські філософські засади, і дає змогу проводити об'єктивне емпіричне вивчення різноманітних явищ для перевірки та уточнення взаємозв'язків. Застосування кількісних методів поширене в природничих, прикладних, формальних і суспільних науках, оскільки воно дає змогу будувати та використовувати математичні моделі, гіпотези та теорії для опису закономірностей [28].

Ключовою перевагою кількісних методів порівняно з якісними виступає їхня об'єктивність і відтворюваність результатів, а також можливість масштабного аналізу на великих вибірках даних. У комплексному аналізі 1274 статей, опублікованих у двох провідних американських соціологічних журналах у період 1935–2005 рр., встановлено, що близько двох третин робіт спиралися саме на кількісні методи [29]. Така популярність пояснюється здатністю кількісного аналізу зменшувати вплив суб'єктивних суджень дослідника та отримувати узагальнені висновки.

До найпоширеніших кількісних методів у контексті ТТМ належить, насамперед, бібліометричний аналіз, що вивчає публікаційну активність у наукових статтях через аналіз цитувань і вимірювання H-індексу. Він допомагає визначати провідні технологічні тренди за динамікою розвитку досліджень у певній галузі, використовуючи широкі бази даних (наприклад, Scopus, Web of Science), які охоплюють численні наукові журнали та публікації. Кількість цитувань свідчить про значущість та вплив публікації в науковому чи технологічному середовищі, дозволяючи оцінити рівень визнання та впровадження технології у спільноті. Індикація цитувань переважно ґрунтується на об'єктивних показниках, що зменшує суб'єктивність дослідника під час аналізу актуальності чи важливості теми. Крім того, існує можливість ретроспективного аналізу для розуміння того, як змінювалися окремі технології або ідеї впродовж десятиліть. Водночас бібліометричний

метод має низку обмежень: він фокусується майже виключно на наукових публікаціях і може не зафіксувати нових напрямів, які не дісталися до стадії активного цитування. Регіональні чи наукові школи можуть викривлювати загальні результати через «ефект Матвія» (більш відомі праці цитуються частіше, незалежно від їхньої новизни). Крім того, бібліометрія зазвичай не оцінює прикладний чи комерційний бік технології. Головна вада полягає у затримці індексації наукових публікацій, що може призвести до відставання у виявленні новітніх трендів, які лише починають здобувати популярність. Індекс наукового цитування та пов'язані з ним інформаційні ресурси, доступні через Web of Science, належать до провідних джерел відомостей щодо публікацій у широкому спектрі дисциплін. При цьому MEDLINE охоплює медичні й біологічні дослідження, AGRICOLA – сільськогосподарські, Chemical Abstracts орієнтовані на хімію, а INSPEC і Compendex зосереджені переважно на інженерних студіях.

По-друге, до кількісних методів відносять аналіз ключових слів, що охоплює методи частотного аналізу (виявлення найчастіше вживаних термінів), трендового аналізу (відстеження змін частоти використання ключових слів у динаміці) та семантичного аналізу (дослідження контексту згадування тих чи інших понять). Наприклад, А. Портер та ін. (2002) визначають «проривні» галузі досліджень і розробок як такі, у яких 10 % або більше сукупної кількості статей припадає на останній повний рік [3]. Головними перевагами цього підходу вважають здатність оперативно виявляти нові тенденції, масштабувати обробку великих даних завдяки автоматизації, а також виявляти інноваційні терміни, які можуть сигналізувати про формування нових технологій чи трендів. Утім, ефективність такого методу залежить від якості текстових джерел: якщо рівень точності або наукової коректності даних низький, результати можуть бути хибними. До того ж аналіз багатомовних текстів потребує спеціальних алгоритмів. Крім цього, на початковому етапі становлення технології ключових слів може просто не вистачати для її виявлення, а самі ключові слова часто не розкривають повного технологічного контексту. Важливо й те, що різні бази даних мають відмінні підходи до обробки ключових слів. Так, MEDLINE використовує MESH або ієрархічну структуру (що забезпечує високу послідовність), тоді як Web of Science є

менш уніфікованим, а Pascal взагалі не передбачає системної ієрархії ключових слів.

По-третє, патентний аналіз, що включає підрахунок кількості патентів у певному напрямі (частотний аналіз), аналіз заявників та оцінку патентних цитувань, є ще одним інструментом виявлення проривних напрямів. Н. Каррочер (2003) [30] зазначає, що технологія набуває статусу «проривної», якщо зростання кількості патентів між періодами 1995–1996 та 1998–1999 перевищує середнє значення для всієї вибірки. Такий метод відображає інноваційність, допомагаючи простежити комерціалізацію технологій і виявити їхнє географічне поширення та юридичний захист. Водночас патентний аналіз може бути ресурсомістким, а часовий розрив між науковим відкриттям і його патентуванням часто досить значний. Крім того, факт патентування не є прямою гарантією практичної цінності чи реального впровадження, а деякі компанії воліють зберігати свої розробки як комерційну таємницю. Слід урахувати й різницю між науковими й патентними цитуваннями: останні формуються через складну взаємодію винахідників, патентних повірених і експертів [31], які мають різні стимули для цитування й можуть робити це в різний час або в різних частинах патенту. Найповнішим джерелом патентних даних вважають бази Управління патентів і товарних знаків США (USPTO), а також Європейське патентне відомство та Всесвітня організація інтелектуальної власності (WOIP), які містять посилання як на патенти, так і на наукові публікації.

По-четверте, значний інтерес становить аналіз баз даних, які фіксують нагороди за конкретну дослідницьку діяльність (наприклад, Служба віддаленої автентифікації користувачів (Remote Authentication Dial-In User Service, RADIUS), Frontierwork, окремі вебресурси дослідницьких груп чи інформаційні портали національних наукових фондів). Такі джерела охоплюють інформацію як на початкових етапах фінансування й організації НДДКР (фінансування науково-дослідних розробок, персонал, статті, закрита література, джерела конфіденційної інформації), так і на стадії занепаду (ділові інтереси, увага громадськості чи політичних кіл). Водночас ці дані, як правило, є відстаючими індикаторами: існує суттєвий часовий розрив між проведенням досліджень, публікацією результатів і їхнім включенням у базу даних,

що ускладнює завчасне виявлення проривних технологій. Крім того, не всі нагороди можуть оприлюднюватися.

По-п'яте, мережевий аналіз (Network Analysis) дозволяє досліджувати взаємозв'язки між авторами, організаціями або публікаціями на підґрунті соціального мережевого підходу (Social Network Analysis, SNA), а також оцінювати міжінституційну співпрацю. Цей метод дає змогу аналізувати інноваційні екосистеми та визначати ключових гравців, проте іноді потребує значних обчислювальних ресурсів.

По-шосте, кластеризація та факторний аналіз. Під кластеризацією розуміють згрупування схожих елементів для виявлення тематичних або технологічних «кластерів» (наприклад, k-means, що використовує геометричні відстані між точками, або ієрархічну кластеризацію для побудови дерева кластерів). Метод сприяє виявленню структури даних, однак може бути чутливим до параметрів вибірки й вимагати ретельного налаштування.

Факторний аналіз, що охоплює, зокрема, аналіз головних компонент. (Principal Component Analysis, PCA) та пошуковий факторний аналіз (Exploratory Factor Analysis, EFA), зосереджений на пошуку «прихованих» факторів, які впливають на групування ознак. Такий підхід ефективний для аналізу складних даних і виокремлення ключових факторів впливу, але також залежний від правильного вибору моделі. Загалом кластеризація й факторний аналіз є найбільш поширеними методами структурування даних, де сильніші зв'язки між елементами визначають належність до певної структури (кластера чи фактора), а слабші вказують на взаємодію між структурами.

По-сьоме, текстовий майнінг – обробка великих масивів тексту через інструменти обробки природної мови (Natural Language Processing, NLP) та побудову тематичних моделей (Topic Modeling, зокрема тематичне моделювання (Latent Dirichlet Allocation, LDA)). Основною перевагою виступає здатність автоматично аналізувати великий обсяг даних. Серед недоліків – залежність від ефективності алгоритмів і якості джерел інформації, а також вимога до значних обчислювальних потужностей.

По-восьме, аналіз трендів, що передбачає вивчення зміни показників у часі з метою прогнозування майбутніх технологічних напрямів. Для цього застосовують лінійну регресію (з урахуванням довгостро-

кових змін) та експоненціальне згладжування (для короткострокових коливань). Такий підхід дає змогу прогнозувати динаміку технологічних тенденцій, однак суттєво залежить від надійності вхідних даних і не здатен передбачати «стрибоподібні» зміни.

Еволюція кількісних методів бере початок у XX ст., коли Ф. Гальтон і К. Пірсон започаткували кореляційний і регресійний аналіз, що стали базою для багатьох пізніших статистичних підходів. Водночас підґрунтя майбутніх ТТМ заклали бібліометричні методи, засновником яких вважають Д.Д. де Солла Прайса. У своїй праці «Маленька наука, велика наука» (1963) [32] він дослідив закономірності зростання наукових публікацій, фактично закріпивши використання бібліометрії для оцінки наукової активності. Його дослідження згодом стали основою аналізу публікацій за ключовими словами. У 1963 р. він розпочав довготривалу співпрацю з Ю. Гарфілдом, засновником Індексу наукового цитування (Science Citation Index, SCI) і одним із основоположників бібліометрії та наукометрії [33]. Сам Ю. Гарфілд сприяв створенню таких баз, як Current Contents, Journal Citation Reports та Index Chemicus, а також заснував журнал «The Scientist» [34].

Мережевий аналіз має свої витоки в математиці й соціології. Одним із піонерів цього методу був Дж. Барнс [35], який уперше застосував концепцію соціальних мереж. У наукометрію та аналіз інновацій мережеві підходи проникли через роботи М. Грановеттера про «силу слабких зв'язків» [36], де було показано, як мережеві структури впливають на поширення ідей.

Патентний аналіз як науковий і методичний інструмент сформувався у середині 1960-х років. Початкові дослідження зосереджувалися на вивченні технологічних тенденцій і ролі інновацій. Так, Ф. Махлуп у своїх роботах обґрунтував значення патентів як джерела інформації про нові розробки й чинника економічних змін [37]. Перші спроби аналізу патентних цитувань належать Ф. Наріну та колегам із Дослідницького центру СНІ [38], а їхній потенціал для економічних досліджень продемонстрував М. Трайтенберг, досліджуючи ринок комп'ютерних томографів [39]. У 2005 р. А. Портер у праці «Технологічний майнінг: використання нових технологій для конкурентної переваги» [40] запропонував поєднувати патентний аналіз із текстовим майнінгом для виявлення технологічних трендів.

У 1970–1980-х роках до сфери ТТМ увійшли методи кластеризації та факторного аналізу для виявлення закономірностей у масштабних масивах даних. Першою систематизованою працею з кластеризації вважають роботи Р. С. Трайона, опубліковані ще 1939 р. [41]. У Національному управлінні з авіації та досліджень космічного простору (NASA) та Агентстві передових оборонних дослідницьких проєктів (DARPA), США) підхід кластерного аналізу використовували для оцінки інновацій, а також у космічних і комп'ютерних проєктах. Р. Нельсон і С. Вінтер (1982) застосували його у своїй еволюційній теорії, аби дослідити механізми зміни технологічних груп [42]. Факторний аналіз, започаткований Л. Терстоуном (1947) [43], набув поширення в межах ТТМ завдяки роботам Дж. Фрімана (1983), що досліджував життєвий цикл технологічних компаній [44].

В той самий період було розроблено і методи оцінювання баз даних про дослідницькі нагороди та джерел, пов'язаних із бізнес-активністю. У 1970-х Національний науковий фонд США (National Science Foundation, NSF) розробив платформи для аналізу ефективності грантів і нагород, а починаючи з 1980-х Національна асоціація венчурного капіталу (National Venture Capital Association, NVCA) систематизувала відомості про венчурні інвестиції в інноваційні стартапи.

У 1990–2000-х роках поширився текстовий майнінг і аналіз трендів. Розвиток інформаційних технологій, зокрема ініціатив компаній на кшталт IBM, стимулював створення алгоритмів для аналізу тексту. Важливий внесок зробили дослідники в галузі обробки природної мови (NLP), зокрема К. Д. Меннінг і Х. Шютце [45]. П. Друкер у своїх працях з менеджменту описав методи оцінки довгострокових бізнес-трендів, а в науково-технічних дослідженнях аналіз трендів став використовуватися завдяки появі великих реферативних баз (Thomson Reuters (Web of Science, Scopus)), що спростили прогнозування технологічного розвитку.

Останнім часом розвиток обчислювальних технологій дозволяє використовувати кількісні методи шляхом аналізу великих обсягів даних. Серед найбільш інтенсивно обговорюваних і розроблених кількісних методів є «бібліометричний/наукометричний аналіз» (див., наприклад, [46–48]), а також «аналіз патентів» ([49; 50]). Оскільки

Інтернет став важливим джерелом інформації, низка дослідників також розробила методи пошуку інформації в Інтернеті [51].

Найактуальніші на даний час кількісні дослідження в галузі ТТМ зосереджуються на залученні сучасних методів (глибинне навчання, текстомайнінг, патентний аналіз), використанні передових інформаційних технологій, а також на міждисциплінарному підході, що поєднує математично-статистичні моделі. Такий підхід дає змогу виявляти технологічні тренди, аналізувати інновації та прогнозувати проривні технології [52–54]. Так, Б. Майндль та Дж. Мендонса (2021) [52] розробили «мапи технологій» для визначення взаємозв'язків між перспективними напрямками Industry 4.0. В. Цзен і співавтори (2020) [53] застосували штучні нейронні мережі для кореляційного аналізу та використали глибинне навчання у контексті великих даних для опрацювання наукової літератури. Ю. Кун та ін. (2023) [54], досліджуючи технології з потенціалом переходу в домінантний статус, вдалися до математичних алгоритмів аналізу патентів і статей, аби визначити проривні інновації у сфері нанонаук.

Головними перевагами кількісних методів у ТТМ є їхня об'єктивність і систематичність: аналіз базується на математичних і статистичних моделях та використовує сучасні технології (глибинне навчання, автоматизоване виявлення трендів, текстовий майнінг чи моделі змішаних індикаторів). Такий підхід скорочує вплив суб'єктивних чинників і дозволяє працювати з великими обсягами даних, аналізуючи тисячі публікацій та виявляючи структури у великих масивах інформації. Застосування інструментів візуалізації, як-от CiteSpace [46] чи методів для відстеження еволюції дослідницьких полів [47], а також патентних мап та мереж [55] допомагає отримувати наочні уявлення про складні тренди.

Однак проаналізовані дослідження демонструють і наявність недоліків кількісних методів. Насамперед вони залежать від якості вхідних даних: неточні або неповні відомості можуть суттєво викривити підсумки. В. Цзен та ін. (2020) підкреслюють, що глибинне навчання ґрунтується на релевантності навчальних вибірок [53]. Крім того, показники фінансування чи кількості публікацій не завжди відображають реальний потенціал технології, оскільки розподіл ресурсів у різних країнах або галузях може бути нерівномірним.

Ще один виклик – методологічна складність: створення моделей, підбір відповідних індикаторів або розробка алгоритмів глибинного навчання чи методів текстомайнінгу вимагає значної експертизи й ресурсів. Навіть з використанням візуалізацій, як у CiteSpace [46], результати складних моделей (наприклад, глибинного навчання) можуть бути незрозумілими без спеціальної підготовки, що підтверджують дослідження Х.-Дж. Лі та ін. (2011) [56]. Окрім того, кількісний аналіз часто ігнорує соціально-економічні або культурні фактори, які можуть визначати успішність упровадження технологій [57].

Таким чином, попри багату палітру інструментів для моніторингу нових технологій, що пропонуються сучасною наукою, вибір оптимального методу ТТМ залишається непростим завданням. Необхідно брати до уваги можливості й межі конкретних джерел даних, а також низку аналітичних технік. Повністю кількісні підходи, незважаючи на очевидні переваги, не завжди здатні розкрити причинно-наслідкові зв'язки чи механізми впровадження. Вони зосереджені переважно на структурованих даних (публікації, патенти, фінансові показники), при цьому можуть нехтувати соціокультурним або економічним контекстом. Зокрема, у країнах із недостатньо розвинутою індустріальною базою «проривні» за статистикою технології можуть залишатися нерелізованими через відсутність інфраструктури.

Окрім того, кількісний аналіз здебільшого спирається на історичні дані, що ускладнює прогнозування інновацій, які ще не набули широкого розголосу. Популярні технології з великою кількістю публікацій можуть бути переоцінені, натомість дійсно проривні, але поки маловідомі рішення можуть випадати з поля зору. Аналіз цитованості наукових статей чи патентної активності не обов'язково відображає здатність технології до масштабного впровадження, оскільки це залежить і від інфраструктури, і від законодавчих умов. Отже, як зауважують С. Коззенс та ін. (2010) [1], дослідники рідко використовують виключно кількісні показники для ідентифікації нових технологій. Зазвичай процес починається з якісного відбору перспективних напрямів, а кількісні методи лише уточнюють і характеризують їхні особливості. З огляду на обмеження суто кількісного підходу у виявленні проривних технологій, оптимальним вважається комбінування різних методологій,

що поєднують математично-статистичний аналіз із експертною оцінкою і врахуванням контексту.

4. Поєднання кількісних та якісних методів у ТТМ

Попередній аналіз методології ТТМ засвідчив, що виключно кількісні чи якісні методи не завжди дають повну картину під час вивчення сучасних технологічних трендів. З одного боку, якісні підходи значною мірою спираються на суб'єктивні погляди експертів, що може призвести до необ'єктивності; з іншого – кількісні методи зосереджуються на обробці великих масивів даних і здатні оминати важливі контекстуальні аспекти, зокрема унікальні умови застосування технологій або перспективні ідеї, які ще не встигли перерости у тренди. Тому поєднання цих двох підходів у моніторингу технологічних змін допомагає врівноважувати недоліки кожного, що істотно підвищує рівень точності аналізу. Це створює комплексний погляд на процес прогнозування та враховує як об'єктивні статистичні дані, так і експертні судження, дозволяючи отримувати точніші й більш релевантні результати, необхідні для стратегічних рішень. Кількісний аналіз забезпечує фактичну основу, а якісний додає контексту й експертних інсайтів. Разом вони формують гнучкий та багатоваріантний підхід до визначення технологічних тенденцій [2].

Перші спроби інтеграції якісних і кількісних методів у технологічному прогнозуванні мали місце в 1970–1980-х роках, коли дослідники усвідомили обмеження використання лише одного типу підходів. У цей час почав формуватися системний погляд на технологічне прогнозування, що включав моделювання, аналіз даних, а також комбінування експертних і кількісних технік. Зокрема, Дж. Несбітт зробив вагомий внесок у вивчення суспільних і технологічних трендів, базуючи свої підходи на аналізі великих текстових масивів. У своїх працях [58] він популяризував ідею поєднання кількісного аналізу (обробка об'ємів текстових даних) з експертним прогнозуванням. Такий підхід випереджав застосування сучасних методів обробки даних і машинного навчання у ТТМ. У той же період Дж.Ф. Коутс (1985) запропонував комбінацію Delphi (як прикладу якісної експертизи) та кількісного трендового аналізу для глибшого опрацювання технологічних сценаріїв [59].

У 1990-х почалося активне впровадження комп'ютерних інструментів у ТТМ, що дало змогу одночасно опрацьовувати як великі масиви кількісних даних (зокрема з патентних баз), так і надавати якісні експертні оцінки для передбачення технологічної динаміки. Так, А. Портер (1980) у своїй праці «Посібник з оцінки технологій та аналізу їхнього впливу» [60] підкреслював потребу в міждисциплінарному підході та залученні різних зацікавлених сторін. Подальші дослідження А. Портера розвинули системний погляд на аналіз, оцінку і прогнозування технологій, що сприяло ухваленню більш виважених стратегічних рішень. У роботі «Аналіз технологічного майбутнього: до інтеграції галузі та нових методів» (2004) [61] він наголошував на необхідності об'єднання кількісних і якісних методів – технологічного моніторингу, foresight, сценарного аналізу та експертних оцінок – для глибшого розуміння майбутнього технологій. У своїй праці «Технологічний майнінг: використання нових технологій для здобуття конкурентної переваги» (2005) А. Портер детально описує концепцію «технологічного майнінгу», яку розуміє як систематичний аналіз інформаційних даних про технології (патенти, наукові публікації) з метою виявлення трендів, провідних гравців та перспективних напрямів [40]. Учений наголошує на важливості коригування методів відповідно до якості й типу вхідних даних, специфіки технологій та мети прогнозування. Роботи Портера слугують методологічною базою для багатьох сучасних досліджень у галузі технологічного прогнозування.

Частину досліджень А. Портер провів у співпраці з Ф. Шапірою, фахівцем у сфері управління наукою й інноваціями, оцінки нових технологій, модернізації промисловості та аналізу політичних чинників, які впливають на інноваційний розвиток і формування технологічних кластерів. У дослідженнях Ф. Шапіри часто застосовується змішана методологія, де економетричні моделі, мережевий аналіз (SNA), метод кейсів і інтерв'ю поєднуються для багатогранного вивчення інновацій [62]. Серед інших дослідників інноваційної сфери варто відзначити К. Фрімена, який розробив концепцію техно-економічних парадигм – вона стала підґрунтям ефективного ТТМ. У своїх працях учений застосовує економічне моделювання, кількісний аналіз інноваційних показників і включає експертні оцінки для визначення проривних трендів. Його дослідження в сфері довгострокових технологічних змін і аналіз

національних інноваційних систем заклали основу для методів моніторингу технологій [63].

Б.Р. Мартін (1995) у роботі «Форсайт у науці та технологіях» аналізує роль форсайту в науці й технологіях, наголошуючи на важливості поєднання бібліометричного аналізу (як прикладу кількісного підходу) з експертними оцінками для формування стратегічного бачення [64]. І. Майлз (1997) досліджував можливості вдосконалення форсайту, використовуючи комп'ютерні інструменти, які інтегрують текстовий майнінг і патентний аналіз із залученням експертів [65]. Г. Ецковіц (1995), відомий завдяки моделі «потрійної спіралі» (університети – промисловість – уряди), застосовував водночас якісні методи (інтерв'ю, кейси) й кількісні показники інноваційної активності (аналіз патентів, індексів співробітництва тощо) [66].

У 2000-х роках починається активне використання мережевого аналізу та текстового майнінгу як ефективних засобів для автоматичного опрацювання великих текстових обсягів, доповнені експертною інтерпретацією. Наприклад, Б. Юн і Й. Пак (2005) в роботі «Системний підхід до визначення технологічних можливостей: морфологічний аналіз на основі ключових слів» [67] застосували текстовий майнінг і мережевий аналіз для технологічного прогнозування, а Г. Смолл (2006) поєднав бібліометрію з експертними оцінками задля виявлення нових наукових напрямів [68].

Р.Н. Костофф та Р.Р. Шаллер (2001) у праці «Дорожні карти науки та технологій» [69] наголошують на тому, що побудова дорожніх карт науки й технологій вимагає інтеграції кількісних і якісних технік для точнішого прогнозування трендів. В. Гленцель та Б. Тейс (2012) у статті «Використання «основних документів» для виявлення та маркування нових тем, що виникають» [70] пропонують методика, що поєднує бібліометричні дані й якісний аналіз змісту для ідентифікації й позначення нових тем. М.Х. Кобо і колеги (2011) розробили підхід, що інтегрує кількісні та якісні методи задля аналізу еволюції наукових досліджень, зокрема в теорії нечітких множин [47].

Т.У. Даїм та ін. (2006) у роботі «Прогнозування нових технологій: використання бібліометрії та патентного аналізу» [71] пропонують методологію виявлення прихованих закономірностей і трендів для прогнозування перспективних технологій. У дослідженні поєднано

кількісний патентно-бібліометричний аналіз із низкою якісних технік (розробка сценаріїв, аналіз кривих зростання, аналогії тощо).

У цей період набуває поширення аналіз текстових даних на базі новітніх алгоритмів, що дають змогу опрацьовувати великі масиви документів. Так, С. Лі, Б. Юн та Й. Пак (2009) у статті «Підхід до відкриття нових технологічних можливостей: підхід до патентної карти на основі ключових слів» [72] використовували методи текстомайнінгу та кластеризації для глибинного аналізу даних із патентних баз. Дослідники адаптували машинне навчання й технології великих даних до потреб технологічного прогнозування, поєднуючи статистичні методи (аналіз частотності, візуалізацію трендів) із якісною інтерпретацією кластерів та оцінкою технологічних можливостей з боку експертів.

Роботи Р. Костоффа та ін. (1997–2008) [69; 73; 74] демонструють високий ступінь інтеграції кількісних і якісних підходів для аналізу великих обсягів наукової та технологічної інформації. Кількісний арсенал, що включає текстомайнінг, аналіз ключових слів, мережевий підхід, тематичне картування, патентне дослідження, аналіз цитат і автоматизовану кластеризацію, доповнюється якісною інтерпретацією тематичних карт і висновками експертів, що дає змогу виявити приховані закономірності в масивних текстових колекціях.

К. Ченді та Дж. Телліс (1998) у статті «Організація для радикальних інноваційних продуктів» [75] розглянули чинники, від яких залежить здатність компаній впроваджувати радикальні продуктові інновації. Їхня методологія передбачала поєднання кількісних регресійних моделей, базованих на аналізі 192 бізнес-підрозділів (SBU) у 50 компаніях, із якісними кейс-стаді.

У 2010-х роках набуває поширення машинне навчання для аналізу дослідницьких тем, часто в поєднанні з даними соціальних мереж для прогнозування технологічних трендів. Наприклад, Д. Шарма, Б. Кумар, С. Чанд (2018) у роботі «Аналіз тенденцій дослідження машинного навчання за допомогою тематичного мережевого аналізу» [76] запропонували інтеграцію методів тематичного моделювання та мережевого аналізу, щоб дослідити еволюцію робіт у галузі машинного навчання. Й. Кім та В.Н. Чо (2018) у праці «Дослідження тенденцій в аналізі соціальних мереж за допомогою тематичного моделювання та мережевого аналізу» [77] застосували тематичне моделювання та

мережевий аналіз задля прогнозування напрямів розвитку управління технологіями. У роботі Д. Кумара та М. Вайссенбергера-Айбля (2024) «Прогнозування тенденцій, кероване штучним інтелектом: інтеграція тематичного моделювання BERT і генеративного штучного інтелекту для семантичного розуміння» [78] представлено модель, що поєднує генеративний ШІ та BERT (Bidirectional Encoder Representations from Transformers) для передбачення технологічних трендів. Отримані кількісні показники доповнюються експертним аналізом та семантичними інсайтами з метою формування стратегічних висновків.

Ю. Цзен та ін (2007) у роботі «Методики аналізу тексту для патентного аналізу» [79] розробили патентний підхід із використанням методів інтелектуальної обробки тексту, зокрема кластерного аналізу, ідентифікації тем і візуалізації інформації. Подальший розвиток методів візуалізації для аналізу технологічних трендів представлено, наприклад, у працях [46; 47; 55; 72; 79]. Як продемонстровано у згаданих роботах, результати кількісного аналізу (побудова мереж цитувань, аналіз динаміки появи ключових слів, показники зростання частоти публікацій і дослідження великих баз документів за допомогою метричних і мережевих методів) зазвичай візуалізують для спрощення якісної інтерпретації дослідниками. Такий підхід помітно полегшує роботу з великими обсягами даних, адже мережеві структури та графічні матеріали дають змогу швидше виявляти закономірності. Утім, правильне тлумачення результатів і адаптація інструментів до специфічних дослідницьких цілей вимагають високого рівня компетенції дослідника.

Н.Р. Смалгайзер (2001) в роботі «Прогнозування нових технологій за допомогою аналізу даних на основі тексту» [80] запропонував метод прогнозування нових технологій, що поєднує детальні індивідуальні стратегії пошуку з експертним аналізом. Він об'єднав можливості звичайних пошукових систем (MEDLINE) і пакети передових інформаційних інструментів, зокрема Arrowsmith. К. Лутц, досліджуючи взаємодію між технологіями, суспільством і користувачами, зосереджується на інтеграції кількісних даних з урахуванням соціально-економічного контексту технологічного прогнозування. У його працях комбінуються опитування, інтерв'ю та аналіз великих даних, що дає змогу розкрити специфіку поведінки користувачів у цифровому середовищі [81].

Як продемонстровано в його роботах, поєднання соціології, психології та досліджень комунікацій уможливорює комплексний аналіз технологічних трендів.

Таким чином, синергія кількісних і якісних методів у сфері моніторингу технологічних трендів пройшла еволюцію від суто ручних прийомів (Delphi, трендовий аналіз) 1980-х роках до сучасних підходів, що залучають машинне навчання, текстовий майнінг та експертний форсайт. Часто дослідники спочатку використовують якісні процеси, на кшталт експертних оцінок чи інтерв'ю, щоб з'ясувати широкий контекст і глибину технологічних змін, а тоді підтверджують сформульовані гіпотези за допомогою аналізу публікацій, патентів, цитувань і ключових слів. І навпаки: кількісні методи дають змогу сформулювати припущення, які потім перевіряють і деталізують експерти. У цьому полягає ключова ідея поєднання двох підходів: якісна експертиза допомагає виокремити ті напрями, які ще не відображені у традиційних базах наукових праць чи патентів, врахувати специфічний контекст упровадження та соціально-економічні чинники, тоді як кількісна складова забезпечує об'єктивні дані про масштаб і динаміку розвитку.

Наприклад, формування списку потенційних технологій на 2024 р. ґрунтувалося на опитуванні мережі Global Councils on the Future (Всесвітній економічний форум), а також мережі університетів і досліджень (Frontiers). Опитування охопило понад 300 валідних номінацій із 29 країн, а для первинної обробки відповідей було застосовано AI Trend Analyzer від Frontiers. Цей алгоритм класифікував і кластеризував відповіді за актуальними темами, визначеними на основі аналізу академічних публікацій останніх років. Зі сформованого списку в 70 технологій керівна група обрала кінцеві 10. Аналітичні центри, як-от Center for a New American Security, McKinsey & Company і Масачусетський технологічний інститут (MIT), спочатку користуються переважно якісними методами (опитування, мозковий штурм, сценарний аналіз, дорожні карти технологій) для окреслення пріоритетних напрямів, а потім доповнюють ці висновки кількісними показниками або моделюванням.

Отже, національний моніторинг нових технологій нині фактично опирається на комплексне застосування кількісних методів і знань тех-

нічних експертів [1]. Підбір найефективнішої комбінації в межах ТТМ є головним викликом, оскільки саме різноманіття методів, що взаємодоповнюють один одного, дає можливість створити гнучкий та адаптивний підхід із максимально витонченими результатами.

Зокрема, у контексті Індустрії 4.0 низка дослідників застосовує сумісну методологію, що передбачає бібліометричні дослідження, аналіз публікацій за цитованістю та ключовими словами (Scopus, Web of Science), патентний аналіз, глибинне вивчення текстів, кейс-стаді про впровадження технологій у компаніях та інтерпретацію виявлених трендів. Такий підхід дає змогу визначити параметри Індустрії 4.0, які, на думку авторів публікацій – науковців і практиків, є ключовими. Рейтинг технологій, що формують Індустрію 4.0, укладають, зокрема, на основі аналізу ключових слів, пов'язаних із її розгортанням.

Згідно з дослідженням Р. Східхарана та ін. (2017), які проаналізували 52 наукові статті з різних країн (2013–2017 рр.) за допомогою чотириетапного систематичного огляду, серед 15 базових компонентів Індустрії 4.0 домінували кіберфізичні системи (26 згадок), Інтернет речей (16), машинне навчання (13), розумне виробництво (12), виробнича система (11) тощо [82]. Чотириетапний процес їхнього огляду полягав у визначенні мети дослідження, пошуку, відборі та оцінці літератури, а також інтеграції й інтерпретації відібраних джерел для виявлення ключових трендів та інформаційних прогалів.

Р.Л. Віхман та ін. (2019) [83] також скористалися подібною методологією. Проаналізувавши 50 наукових робіт, опублікованих після 2013 р., вони виявили 17 ключових інструментів Індустрії 4.0, серед яких кіберфізичні системи (46 цитувань), Інтернет речей (36), розумна фабрика (33), вбудована система (30) та сенсори (27). У цій роботі автори використали систематичний огляд літератури, аналіз частотності згадувань технологій, їх кластеризацію за напрямками застосування й потенційним ефектом, а також оцінку недостатньо досліджених, але перспективних технологій.

Е. Оземель і С. Гурсев (2020) [84] дослідили 620 публікацій із восьми наукометричних баз (CiteSeerX, ACM, AISel, EBSCOhost, Emerald Insight, Taylor & Francis, Science Direct та Google Scholar). Вони сконцентрувалися на ключових словах, пов'язаних з Індустрією 4.0, фокусуючись на технологіях, їх інтеграції і підходах до їх

виокремлення. На базі систематичного огляду авторам вдалося визначити 11 ключових технологій Індустрії 4.0, серед яких Інтернет речей (110 публікацій), кіберфізичні системи (81), інтегровані корпоративні системи та бізнес-аналітика (55), хмарні системи (53) і розумна фабрика (45).

В іншому систематичному огляді О. Бонгомін та ін. (2020) [85], який охопив інженерні, виробничі та управлінські публікації з різних баз (Google Scholar, ScienceDirect, Scopus, Sage, Taylor & Francis, Emerald insight), було ідентифіковано 35 проривних технологій за частотою згадувань. На підставі моделі Парето 13 із них визнані найважливішими, зокрема Інтернет речей (33 публікації), Великі дані (30), адитивне виробництво (28), хмарні обчислення (27), автономні роботи (24). Методи ідентифікації проривних технологій у цій роботі передбачав комплексне залучення інженерних, комп'ютерних, економічних і соціальних знань.

Згідно з аналізом М.Ельнаді та Я.О. Абдалли (2022) [86] який базується на систематичному огляді 244 рецензованих журнальних статей (Scopus, публікації англійською мовою за 2014–2022 рр.), найпоширеніші технології Індустрії 4.0 визначено за кількістю згадувань у заголовках, анотаціях і ключових словах. У рейтингу з 11 позицій лідирують Інтернет речей (5405 згадок), кіберфізичні системи (2876), хмарні технології (2253), симуляція (2245) і аналітика великих даних (1193). Для прозорості дослідження автори застосували шестиетапний процес огляду: вибір бази даних, добір ключових слів, підбір статей, фільтрація, аналіз та синтез.

У праці Т.Д. Остеррайха і Ф. Тейтеберга, (2016) [87] проведено систематичний огляд, що включав двоетапний підхід: перший опирався на Google і Google Scholar, де було виявлено 16 проривних технологій, об'єднаних у три кластери (Smart Factory (C1), Simulation and Modeling (C2), Digitalization and Virtualization (C3)); другий етап передбачав розширений пошук у ScienceDirect, Emerald, Wiley Online Library, EBSCO Host, Ingentaconnect та вивчення практичних публікацій через відкритий пошук у Google. Результатом стала концептуальна матриця, що відбиває 17 основних технологій, об'єднаних у три згадані кластери, отримана шляхом поєднання якісного контент-аналізу та частотного оцінювання.

У дослідженні Д. Переса, Ф. Аларкона та А. Боса (2016) [88] автори запропонували схему класифікації технологій Індустрії 4.0, спираючись на два головні «стовпи»: характеристики самого поняття та технології/концепції, які ці характеристики підтримують. Серед чотирьох обраних І4.0-технологій із найбільшим рівнем релевантності й кількістю згадувань вони виокремили: кіберфізичні системи, Інтернет речей/сервіси, «розумні дані» й «розумну фабрику». Далі автори оцінили частоту пов'язування кожної із цих технологій із ключовими ознаками Індустрії 4.0, виявивши, що лише «розумна фабрика» охоплює всі сім її базових характеристик: віртуалізацію, сумісність, автономність, доступність у реальному часі, гнучкість, орієнтацію на сервіси та енергоефективність.

У свою чергу, С. Шлунд та Ф. Баай (2018) [89] здійснили класифікацію технологій за принципом функціональної або прикладної сфери, виділивши п'ять технологічних галузей: комунікаційні технології, вбудовані системи, людино-машинний інтерфейс, розробку ПЗ та систем, а також «розумну фабрику». Ці напрями формують підмножину галузей технологій, згадуваних у різних публікаціях з тематики І4.0. На основі оцінювання 38 джерел автори побудували двовимірне графічне представлення за ступенем важливості технології та визначили, що технології з показниками понад «3» в середньому (за 2013–2016 та окремо за 2013–2015 рр.) мають найбільшу вагу для І4.0.

У роботі Р. Фільє та ін. (2022) [90] було проаналізовано 441 академічне джерело. Методологія статті спирається на комплексний літературний огляд (MLR) із залученням як академічних, так і «сірих» джерел, що підвищує ретельність і методологічну обґрунтованість зібраних даних. Подальший етап передбачав аналіз теоретичних основ таксономії і вивчення можливостей їхньої сумісності, а також ітераційне вдосконалення самої таксономії. За результатами дослідження найбільш поширені технології об'єднано в дев'ять категорій, зокрема великі дані, штучний інтелект, хмарні обчислення, IoT/ІоЕ, цифрові близнюки, промислова робототехніка, AR/VR, адитивне виробництво й технології кібербезпеки. Відмінність від існуючих підходів полягає у виокремленні практичного аспекту використання технологій через категоризацію промислових викликів і технологій Індустрії 4.0, що підтверджується прикладами з академічної та «сірої» літератури.

Аналіз, виконаний К. де Андраде Лучізано (2022) [91] базувався на методології, розробленій Німецькою національною академією наук і інженерії, що передбачає розрахунок Індексу зрілості промисловості 4.0 на базі 6-ступеневої моделі. Щоб оцінити технології, їхні характеристики та взаємозалежності й збудувати погоджену дорожню карту впровадження, дослідники здійснили чотири проміжні кроки: бібліографічний пошук, відображення технічних взаємозалежностей, оцінку індексу зрілості й формування пропозиції дорожньої карти. У результаті було визначено 16 технологій Індустрії 4.0 та проаналізовано їхні взаємодії. Серед основних: Інтернет речей (6 джерел), великі дані (6), адитивне виробництво (6), хмарні обчислення (6), колаборативні роботи (5) тощо. Автори зауважують, що технічні кореляції між цими базовими технологіями – а також залежні зв'язки між ними – можуть полегшити їхнє впровадження згідно з визначеною послідовністю.

Розглянуті вище рейтинги технологій Індустрії 4.0 ґрунтувалися здебільшого на систематичному огляді літератури, що охоплював різні галузі й географічні регіони [82; 84], застосуванні класифікаційних схем [88; 89], мережевому аналізі цитувань і патентів [87; 90], а також сучасних цифрових підходах – текстомайнінгу і великих даних [91]. Змішана методологія дала змогу дослідникам одночасно враховувати кількісні показники (тренди, поширеність, вплив) та якісні (бар'єри впровадження, прикладна значущість). Це забезпечило формування практичних рекомендацій для підприємств і політиків стосовно впровадження й підтримки проривних технологій.

5. Висновки

У сучасних умовах динамічних технологічних змін критично важливо розробити ефективний методологічний інструментарій для виявлення проривних технологій серед загального масиву технологічних новацій Індустрії 4.0. Глобальний моніторинг технологічних трендів дозволяє прогнозувати їхній вплив на економічну, соціальну та технологічну сфери, що є важливим для формування стратегічних рішень.

Якісні методи дослідження забезпечують глибоке розуміння соціально-економічних аспектів і причинно-наслідкових зв'язків. Вони базуються на експертних оцінках, аналізі текстів, інтерв'ю та кейсах,

що дозволяє виявляти приховані тенденції та потенційні можливості. Метод Delphi, патентні ландшафти, SWOT-аналіз і технологічні дорожні карти є основними інструментами прогнозування проривних технологій. Розвиток цифрових технологій і великих даних підвищив ефективність цих методів, дозволяючи враховувати широкий спектр чинників впливу. Вони особливо корисні у випадках, коли кількісні підходи не можуть забезпечити повної картини через нестачу структурованих даних або ранню стадію розвитку технологій. Утім, основними обмеженнями якісних підходів залишаються суб'єктивність оцінок, залежність від експертних суджень і тривалість процесу збору та аналізу даних, що може вплинути на точність прогнозів.

Кількісні методи, навпаки, базуються на об'єктивному аналізі великих масивів даних і забезпечують відтворюваність результатів. Бібліометрія, патентний аналіз, текстовий майнінг, аналіз ключових слів, кластеризація, мережевий аналіз і факторний аналіз є основними інструментами вивчення масштабних технологічних зрушень. Вони дозволяють швидко ідентифікувати ключові тенденції, прогнозувати розвиток технологій і оцінювати їхню впливовість. Наприклад, бібліометричний аналіз дозволяє відстежувати науково-технологічні тренди, а патентний аналіз ідентифікує перспективні напрями інноваційного розвитку. Однак кількісні підходи також мають свої обмеження. Вони значною мірою залежать від якості вхідних даних, мають труднощі з індексацією нових джерел і часто ігнорують соціально-економічні або культурні аспекти впровадження технологій.

Оптимальним рішенням є інтеграція кількісних і якісних підходів, що забезпечує комплексне охоплення як об'єктивних даних, так і експертних інсайтів. Якісні методи дозволяють сформулювати гіпотези щодо потенційних проривних технологій та специфічних умов їх впровадження, тоді як кількісні інструменти підтверджують або уточнюють ці припущення на основі масштабного аналізу даних. Завдяки інтеграції бібліометричних досліджень, текстомайнінгу, кейс-стаді та експертних оцінок можна ідентифікувати ключові технології Індустрії 4.0, такі як кіберфізичні системи, Інтернет речей, хмарні обчислення та машинне навчання.

Незважаючи на значні переваги комплексного підходу, основними викликами залишаються методологічна складність інтеграції різних

інструментів, нерівномірність доступу до якісних даних та можливість суб'єктивного впливу на тлумачення результатів. Тому успіх застосування змішаного підходу значною мірою залежить від компетентності дослідників і здатності адаптувати методологію до специфіки конкретних завдань. Правильно підібрана комбінація кількісних і якісних методів створює гнучкі та точні моделі прогнозування, необхідні для стратегічного планування в умовах постійних технологічних змін.

References:

1. Cozzens, S., Gatchair, S., Kang, J., Kim, Kyung-Sup, L., Hyuck J., Ordóñez, G. and Porter, A. (2010) Emerging technologies: quantitative identification and measurement. *Technology Analysis & Strategic Management*, 22 (3), 361–376. DOI: <https://doi.org/10.1080/09537321003647396>
2. Ena, O., Mikova, N., Saritas, O., & Sokolova, A. (2016). A methodology for technology trend monitoring: the case of semantic technologies. *Scientometrics*, 108 (3), 1013–1041. DOI: <https://doi.org/10.1007/s11192-016-2024-0>
3. Porter, A.L., Roessner, D., Jin, X.-Y., and Newman, N.C. (2002). Measuring national emerging technology capabilities. *Science and Public Policy*, 29, 189–200.
4. Creswell, J.W. (2012). *Educational Research: Planning, Conducting, and Evaluating Quantitative and Qualitative Research* (4th ed.). Boston: Pearson. ISBN: 978-1-299-95719-3.
5. Guba, E.G., & Lincoln, Y.S. (2005). Paradigmatic controversies, contradictions, and emerging influences In: Denzin, N. K., & Lincoln, Y. S. (Eds.), *The Sage Handbook of Qualitative Research* (3rd ed.), 191 – 215. Thousand Oaks, CA: Sage.
6. Pernecky, T. (2016). *Epistemology and Metaphysics for Qualitative Research*. London: SAGE Publications.
7. Glenn, J.C., Gordon, T.J. (2005). *Technology Foresight Manual*, Vol. 1, 2. Vienna: UNIDO.
8. Osborn, A. F (1948). *Your Creative Power: How to Use Imagination*. Charles Scribner's Sons, New York.
9. Osborn, A. F. (1953). *Applied Imagination: Principles and Procedures of Creative Problem Solving*. New York: Charles Scribner's Sons. OCLC 641122686.
10. Kahn, H. (2011). On Thermonuclear War. War and Peace Research. Transaction Publishers. ISBN 978-1-4128-1559-8.
11. Chermack, T.J. (2017). *Foundations of Scenario Planning: The Story of Pierre Wack*. Routledge. ISBN: 978-1138190191.
12. Merton, R.K., Fiske, M., & Kendall, P.L. (1956). *The Focused Interview: A Manual of Problems and Procedures*. New York: Free Press.
13. Gordon, Th.J. (1994). *Cross Impact Method*, United Nations University Millennium Project.
14. Phaal, R., Farrukh, C.J.P., & Probert, D.R. (2004). Technology roadmapping – A planning framework for evolution and revolution. *Technological*

Forecasting and Social Change, 71(1 – 2), 5–26. DOI: [https://doi.org/10.1016/S0040-1625\(03\)00072-6](https://doi.org/10.1016/S0040-1625(03)00072-6)

15. Humphrey, A.S. (2005). SWOT Analysis for Management Consulting. SRI Alumni Newsletter. SRI International, 7–8.

16. Rogers, E.M. (1962). *Diffusion of innovations* (1st ed.). New York: Free Press of Glencoe. OCLC 254636.

17. Cao, X.Y., Wei, Y.J., Li, L., et al. (2018). Enlightenment of disruptive technological innovation of DARPA. *Engineering Science*, 20 (6), 122–128.

18. Zhang, X L. (2018). Analysis of US national research council's persistent forecasting system of disruptive technologies. *Engineering Science*, 20 (6), 117–121.

19. Antón, P.S., Silberglitt, R., & Schneider, J. (2001). The global technology revolution: Bio/nano/materials trends and their synergies with information technology by 2015. Santa Monica, CA: RAND.

20. Vojak, B.A., Chambers, F.A. (2004). Roadmapping disruptive technical threats and opportunities in complex, technology-based subsystems: The SAILS methodology. *Technol. Forecast. Soc. Chang.*, 71, 121–139.

21. Sun, J., Gao, J., Yang, B., Tan, R. (2008). Achieving disruptive innovation-forecasting potential technologies based upon technical system evolution by TRIZ. In *Proceedings of the 4th IEEE International Conference on Management of Innovation and Technology*, Bangkok, Thailand, 21–24 September 2008.

22. Carlsen, H., Dreborg, K., Godman, M., Hansson, S., Johansson, L., Wikman-Svahn, P. (2010). Assessing socially disruptive technological change. *Technol. Soc.*, 32, 209–218.

23. Erboz, G. (2020). A qualitative study on industry 4.0 competitiveness in Turkey using Porter diamond model. *Journal of Industrial Engineering and Management*, 13(2), 266–282. DOI: <https://doi.org/10.3926/jiem.2915>

24. Sosnovska, O., Vakofian, V. (2022). Industry 4.0: The Essence and Development Trends. *Business Inform.*, 1 (528), 137–144. DOI: <https://doi.org/10.32983/2222-4459-2022-1-137-144>

25. Marrucci, A., Rialti, R., & Balzano, M. (2023). Exploring paths underlying Industry 4.0 implementation in manufacturing SMEs: a fuzzy-set qualitative comparative analysis. *Management Decision*. Advance online publication. DOI: <https://doi.org/10.1108/MD-05-2022-0644>

26. Acar, S., & Sarnıç, A. (2024). A Qualitative Study on Talent Management in Enterprises within the Industry 4.0 Process. *SEISENSE Journal of Management*, 7(1), 101–116. DOI: <https://doi.org/10.33215/t02k1p32>

27. Bryman, A. (2012). *Social research methods* (4th ed.). Oxford: Oxford University Press. ISBN 978-0-19-958805-3. OCLC 751832004.

28. Muijs, D. (2010). *Doing quantitative research in education with SPSS* (2nd ed.). Los Angeles. ISBN 978-1-84920-323-4. OCLC 656776067.

29. Hunter, L., Leahey, E. (2008). Collaborative Research in Sociology: Trends and Contributing Factors. *The American Sociologist*, 39 (4), 290–306. DOI: <https://doi.org/10.1007/s12108-008-9042-1>

30. Carrocher, N., Malerba, F., and Montobbio, F. (2003). The emergence of new technologies in the ICT field: main actors, geographical distribution, and

knowledge sources. Working Papers of Faculty of Economics Università degli Studi dell'Insubria, 37, Varese, Italy. URL: http://eco.uninsubria.it/dipeco/Quaderni/files/QF2003_2037.pdf

31. Meyer, M. (2000). What is special about patent citations? Differences between scientific and patent citations. *Scientometrics*, 49 (1), 93–123.

32. De Solla Price, D.J. (1963). *Little Science, Big Science*. New York: Columbia University Press.

33. Garfield, E. (1955). Citation indexes for science: a new dimension in documentation through association of ideas. *Science*, 122 (3159), 108–111. DOI: <https://doi.org/10.1126/science.122.3159.108>

34. Garfield, E. (2005). The Agony and the Ecstasy – The History and Meaning of the Journal Impact Factor. Presentation at the International Congress on Peer Review and Biomedical Publication, Chicago. Also referenced as: History of Citation Indexing. Web of Science Group, October 15, 2010.

35. Barnes, J.A. (1954). Class and Committees in a Norwegian Island Parish. *Human Relations*, 7 (1), 39–58.

36. Granovetter, M. (1973). The strength of weak ties. *American Journal of Sociology*, 78 (6), 1360–1380.

37. Machlup, F. (1958). *The Economic Review of the Patent System*. Washington, DC: US Government Printing Office.

38. Carpenter, M.P., & Narin, F. (1983). Validation study: Patent citations as indicators of science and foreign dependence. *World Patent Information*, 5 (3), 180–185.

39. Trajtenberg, M. (1990a). Economic analysis of product innovation: The case of CT scanners (Vol. 160). Harvard University Press: Cambridge, MA.

40. Porter, A.L., & Cunningham, S.W. (2005). *Tech Mining: Exploiting New Technologies for Competitive Advantage*. Wiley, New York.

41. Tryon, R.C. (1939). *Cluster Analysis*. Ann Arbor: Edwards Brothers.

42. Nelson, R. R., & Winter, S. G. (1982). *An Evolutionary Theory of Economic Change*. Cambridge, MA: Harvard University Press.

43. Thurstone, L. (1947). *Multiple-Factor Analysis*. Chicago: University of Chicago Press.

44. Freeman, J., Carroll, G.R., & Hannan, M.T. (1983). The Liability of Newness: Age Dependence in Organizational Death Rates. *American Sociological Review*, 48 (5), 692–710.

45. Manning, Ch.D., Schütze, H. (1999). *Foundations of Statistical Natural Language Processing*. MIT Press. Cambridge, MA.

46. Chen, C. (2006). CiteSpace II: Detecting and visualizing emerging trends and transient patterns in scientific literature. *Journal of the American Society for Information Science and Technology*, 57 (3), 359–377.

47. Cobo, M.J., Lopez-Herrera, A.G., Herrera-Viedma, E., & Herrera, F. (2011). An approach for detecting, quantifying, and visualizing the evolution of a research field: A practical application to the fuzzy set theory field. *Journal of Informetrics*, 5 (1), 146–166.

48. Kim, Y.G., Suh, J.H., & Park, S.C. (2008). Visualization of patent analysis for emerging technology. *Expert Systems with Applications*, 34 (3), 1804–1812.
49. Corrocher, N., Malerba, F., & Montobbio, F. (2003). The emergence of new technologies in the ICT field: Main actors, geographical distribution and knowledge sources. TENIA project. URL: http://eco.uninsubria.it/dipeco/quaderni/files/QF2003_37.pdf
50. Kim, Y., Tian, Y., Jeong, Y., Jihee, R., & Myaeng, S.-H. (2009). Automatic discovery of technology trends from patent text. In *Proceedings of the 2009 ACM Symposium on Applied Computing* (pp. 1480–1487). <https://doi.org/10.1145/1529282.1529556>. Available at: http://ir.kaist.ac.kr/papers/2008/20081025_2009_SAC_Camera-ready.pdf
51. Palomino, M.A., Vincenti, A., & Owen, R. (2013). Optimising web-based information retrieval methods for horizon scanning. *Foresight*, 15 (3), 159–176.
52. Meindl, B., & Mendonça, J. (2021). Mapping Industry 4.0 Technologies: From Cyber-Physical Systems to Artificial Intelligence. arXiv. November 2021. DOI: <https://doi.org/10.48550/arXiv.2111.14168>
53. Zeng, W., Xu, H., Xu, H., Li, H., & Li, X. (2020). Research on Methodology of Correlation Analysis of Sci-Tech Literature Based on Deep Learning Technology in the Big Data. In *Deep Learning and Neural Networks* (pp. 1-15). January 2020. DOI: <https://doi.org/10.4018/978-1-7998-0414-7.ch085>
54. Kong, Y., Huang, B., Wang, Y., & Peng, G. (2023). Study on the Identification of Disruptive Technology, Evidence from Nano Science. Conference paper. First Online: 09 July 2023. pp. 76–90. Part of the book series: Lecture Notes in Computer Science (LNCS, volume 14036). DOI: https://doi.org/10.1007/978-3-031-20035-5_7.
55. Yoon, B., & Park, Y. (2004). A text-mining-based patent network: Analytical tool for high-technology trend. *Journal of High Technology Management Research*, 15(1), 37–50.
56. Lee, H.-J., Lee, S., & Yoon, B. (2011). Technology clustering based on evolutionary patterns: The case of information and communications technologies. *Technological Forecasting and Social Change*, 78(6), 953–967.
57. Kim, S. H., Jeon, J. H., Aridi, A., & Jun, B. (2022). Factors that affect the technological transition of firms toward the Industry 4.0 technologies. arXiv. DOI: <https://doi.org/10.48550/arXiv.2209.02239>
58. Naisbitt, J. (1994). Megatrends: Ten New Directions Transforming Our Lives. Warner Books.
59. Coates, J.F. (1985). Foresight in Federal Government Policymaking. *Futures Research Quarterly*, 1(2), 29–53.
60. Porter, A.L., Rossini, F.A., Carpenter, S.R. and Roper, A.T. (1980) A Guidebook for Technology Assessment and Impact Analysis, North-Holland, New York.
61. Porter, A.L., Ashton, W.B., Clar, G., Coates, J.F., Cuhls, K., Cunningham, S.W., Ducatel, K., van der Duin, P., Georgiou, L., Gordon, T., Linstone, H., Marchau, V., Massari, G., Miles, I., Mogee, M., Salo, A., Scapolo, F.,

Smits, R. and Thissen, W. (Technology Futures Analysis Methods Working Group) (2004). Technology futures analysis: toward integration of the field and new methods. *Technological Forecasting and Social Change*, 71, 287–303.

62. Shapira, P., Youtie, J., Yogeessvaran, K., & Jaafar, Z. (2006). Knowledge economy measurement: Methods, results and insights from the Malaysian Knowledge Content Study. *Research Policy*, 35(9), 1522–1537. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.respol.2006.05.008>

63. Freeman, C., & Soete, L. (2009). Developing science, technology and innovation indicators: What we can learn from the past. *Research Policy*, 38(4), 583–589. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.respol.2009.01.018>

64. Martin, B.R. (1995). Foresight in science and technology. *Technology Analysis & Strategic Management*, 7(4), 139–168. DOI: <https://doi.org/10.1080/09537329508524202>

65. Miles, I. (1997). Technology Foresight: Implications for Social Science. CRIC Working Paper no. 3, University of Manchester. ISBN 1-84052-002-7. Available at: <http://les1.man.ac.uk/cric/>

66. Etzkowitz, H., & Leydesdorff, L. (1995). The triple helix – university – industry – government relations: a laboratory for knowledge-based economic development. *EASST Review*, 14(1), 14–19.

67. Yoon, B., Park, Y. (2005). A systematic approach for identifying technology opportunities: Keyword-based morphology analysis. *Technological Forecasting and Social Change*, 72(2), 145–160.

68. Small, H. (2006). Tracking and predicting growth areas in science. *Scientometrics*, 68(3), 595–610. DOI: <https://doi.org/10.1007/s11192-006-0132-y>.

69. Kostoff, R. N., & Schaller, R. R. (2001). Science and Technology Roadmaps. *IEEE Transactions on Engineering Management*, 48(2), 132–143. DOI: <http://dx.doi.org/10.1109/17.922473>

70. Glänzel, W., & Thijs, B. (2012). Using ‘core documents’ for detecting and labelling new emerging topics. *Scientometrics*, 91(2), 399–416. DOI: <https://doi.org/10.1007/s11192-011-0591-7>

71. Daim, T.U., Rueda, G., Martin, H., & Gerdri, P. (2006). Forecasting emerging technologies: Use of bibliometrics and patent analysis. *Technological Forecasting and Social Change*, 73(8), 981–1012. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.techfore.2006.04.004>

72. Lee, S., Yoon, B., & Park, Y. (2009). An approach to discovering new technology opportunities: Keywordbased patent map approach. *Technovation*, 29(6–7), 481–497.

73. Kostoff, R.N., Eberhart, H.J., & Toothman, D.R. (1997). Database tomography for information retrieval. *Journal of Information Science*, 23(4), 301–311.

74. Kostoff, R.N., Boylan, R., & Simon, G.R. (2004). Disruptive technology roadmaps. *Technological Forecasting and Social Change*, 71(1–2), 141–159.

75. Chandy, K., & Tellis, G.J. (1998). Organizing for Radical Product Innovation. *The Journal of Marketing*, 62(3), 1–18.

76. Sharma, D., Kumar, B., & Chand, S. (2018). Trend Analysis of Machine Learning Research Using Topic Network Analysis. In *Communications in Computer and Information Science*, 974, 35–46. DOI: https://doi.org/10.1007/978-981-10-8527-7_4
77. Kim, Y., & Cho, W.N. (2018). Research trends in social network analysis using topic modeling and network analysis. *ICIC Express Letters*, 12(1), 71–78. DOI: <https://doi.org/10.24507/icicel.12.01.71>
78. Kumar, D., & Weissenberger-Eibl, M. (2024). Artificial Intelligence Driven Trend Forecasting: Integrating BERT Topic Modelling and Generative Artificial Intelligence for Semantic Insights. R&D Management Conference 2024, 17–19 June, Stockholm, KTH Royal Institute of Technology, Fraunhofer-Gesellschaft, Munich. DOI: <https://doi.org/10.24406/publica-3456>
79. Tseng, Y.-H., Lin, C.-J., & Lin, Y.-I. (2007). Text mining techniques for patent analysis. *Information Processing & Management*, 43(5), 1216–1247. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.ipm.2007.02.003>
80. Smalheiser, N.R. (2001). Predicting emerging technologies with the aid of text based data-mining. *Technovation*, 21, 689–93.
81. Lutz, C. (2016). A social milieu approach to the online participation divides in Germany. *Social Media + Society*, 2(1), 1–14. DOI: <https://doi.org/10.1177/2056305115626749>
82. Sreedharan, R. & Unnikrishnan, A. (2017). Moving Towards Industry 4.0: A systematic Review. *International Journal of Pure and Applied Mathematics*, 117(20), 929–936. ISSN: 1311-8080.
83. Wichmann, R.L., Eisenbart, B., & Gericke, K. (2019). The direction of the industry: a literature review on industry 4.0. In Proceedings of the International Conference on Engineering Design (ICED19), 5 – 8 August 2019, Delft, The Netherlands.
84. Oztemel, E., & Gursev, S. (2020). Literature review of Industry 4.0 and related technologies. *Journal of Intelligent Manufacturing*, January 2020. DOI: <https://doi.org/10.1007/s10845-018-1433-8>
85. Bongomin, O., Ocen, G.G., Nganyi, E.O., Musinguzi, A., & Omara, T. (2020). Exponential Disruptive Technologies and the Required Skills of Industry 4.0. *Hindawi Journal of Engineering*. Article ID 4280156. DOI: <https://doi.org/10.1155/2020/4280156>
86. Elnadi, M., & Abdallah, Y.O. (2022). Industry 4.0: critical investigations and synthesis of key findings. *Management Review Quarterly*. DOI: <https://doi.org/10.1007/s11301-022-00314-4>
87. Oesterreich, T.D., & Teuteberg, F. (2016). Understanding the implications of digitisation and automation in the context of Industry 4.0: A triangulation approach and elements of a research agenda for the construction industry. *Computers in Industry*, 83, 121–139. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.compind.2016.09.006>
88. Perez, D., Alarcon, F., Boza, A. (2016). Industry 4.0: A Classification Scheme. *International Joint Conference International Joint Conference CIO-ICIEOM-IIE-AIM (IJC 2016)*, 343–350. DOI: https://doi.org/10.1007/978-3-319-58409-6_38

89. Schlund, S., Baaij, F. (2018). Describing the technological scope of Industry 4.0 – a review of survey publications. *LogForum*, 14(3), 341–353. DOI: <http://dx.doi.org/10.17270/J.LOG.2018.289>
90. Figliè, R., Amadio, R., Tyrovolas, M., Pasko, Ł., Stadnicka, D., Carreras-Coch, A., Zaballos, Navarro, A., & Mazzei, D. (2022). Towards a Taxonomy of Industrial Challenges and Enabling Technologies in Industry 4.0. *IEEE Access*, 12, 19355–19374. DOI: <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2024.3356349>
91. Lucizano, C. de A., Freitas, A.G. de, Andrade, A.A. de, & Facó, J.F.B. (2022). Mapping of 4.0 Industry Revolution Enabling Technologies. Proceedings of the First Australian International Conference on Industrial Engineering and Operations Management, Sydney, Australia, December 20 – 21, 2022, 2606–2614.