

УДК 332.1+656
JEL: C11; E60; L98; O11
DOI: <https://doi.org/10.32983/2222-4459-2025-1-160-171>

АНАЛІЗ ВЗАЄМОЗВ'ЯЗКУ МІЖ ФАКТОРАМИ РИЗИКУ КРАЇНИ ТА ЕФЕКТИВНІСТЮ ЛОГІСТИКИ ЗА ДОПОМОГОЮ БАЄСОВИХ МЕРЕЖ

©2025 ДМИТРИШИН Л. І., ПЕТРИШАК П. В.

УДК 332.1+656
JEL: C11; E60; L98; O11

Дмитришин Л. І., Петришак П. В. Аналіз взаємозв'язку між факторами ризику країни та ефективністю логістики
за допомогою Баєсових мереж

Мета статті полягає в тому, щоб кількісно дослідити залежності між факторами ризику країни та показниками Індексу ефективності логістики (Logistic Performance Index – LPI). У статті проведено аналіз досліджень, що вивчають зв'язок між ефективністю логістики та соціально-економічними факторами на рівні країни, в тому числі ризиками країни. Встановлено, що залишається невивченим, як різні фактори ризику країни можуть впливати на різні показники ефективності логістики. Оцінку LPI представлено як середньозважену величину за шістьма показниками: митниця, інфраструктура, міжнародні відправлення, логістична компетентність та якість, своєчасність і відстеження. Для представлення ризику країни обрано такі його фактори: інвестиційний, економічний, фінансовий, політичний, екологічний та корупційний ризики. Проведений кореляційний аналіз дав змогу встановити, що всі фактори ризику країни можуть бути не однаково важливими стосовно різних показників LPI. Тому для визначення відносної важливості факторів ризику країни щодо різних показників LPI запропоновано використати Баєсові мережі довіри (Bayesian Belief Networks – BBN). Такий вибір методу зумовлений тим, що інші методи не здатні ефективно моделювати й аналізувати різні сценарії «що-якщо» в умовах імовірнісної мережі. Саме BBN перевершує їх завдяки своїй здатності аналізу прямого та зворотного умовного зв'язку. Визначення структури Баєсової мережі здійснено на основі вбудованих алгоритмів програмного середовища Hugin. Навчання структури виконано за допомогою різних алгоритмів: PC, NPC, Greedy search-and-score, Chow-Liu tree, Naive Bayes та ін. Встановлено, що з найвищою точністю даний набір даних описує алгоритм Баєса з доповненим деревом (TAN). За даним алгоритмом визначено розподіли ймовірностей окремих ризиків, що впливають на LPI, та критично важливі показники LPI. Побудована Баєсова мережа була проаналізована на низьку та високу результативність окремих показників LPI, щоб отримати уявлення про профіль ризику країн. Зокрема, досліджено зворотне поширення впливу окремих ризиків на показники LPI у випадку зниження ризиків, а також зворотне поширення впливу LPI та логістичної компетентності та якості на окремі види ризиків країн. Результати цього дослідження можуть бути корисні при розподілі обмежених ресурсів на критичні фактори ризику на основі конкретного профілю ризику країни.

Ключові слова: логістика, логістична мережа, ризик країни, фактори ризику, Баєсова мережа, програмне середовище Hugin.

Рис.: 8. Табл.: 3. Бібл.: 14.

Дмитришин Леся Ігорівна – доктор економічних наук, професор, завідувач кафедри економічної кібернетики, Прикарпатський національний університет імені Василя Стефаника (вул. Шевченка, 57, Івано-Франківськ, 76018, Україна)

E-mail: lesia.dmytryshyn@pnu.edu.ua

ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-1842-8112>

Researcher ID: <https://publons.com/researcher/2031929/lesia-dmytryshyn/>

Scopus Author ID: <https://www.scopus.com/authid/detail.uri?authorId=56607390700>

Петришак Павло Васильович – аспірант кафедри економічної кібернетики, Прикарпатський національний університет імені Василя Стефаника (вул. Шевченка, 57, Івано-Франківськ, 76018, Україна)

E-mail: pavlo.petryshak@pnu.edu.ua

UDC 332.1+656
JEL: C11; E60; L98; O11

Dmytryshyn L. I., Petryshak P. V. Analyzing the Relationship Between Country Risk Factors and Logistics Efficiency Using Bayesian Networks

The aim of the article is to quantitatively investigate the relationships between country risk factors and the Logistics Performance Index (LPI) indicators. The article analyzes studies that examine the connection between logistics efficiency and socioeconomic factors at the country level, including country risks. It is defined that it remains unexplored how different country risk factors may affect various logistics performance indicators. The LPI assessment is presented as a weighted average based on six indicators: customs, infrastructure, international shipments, logistics competence and quality, timeliness, and tracking. The following factors have been chosen to represent country risk: investment, economic, financial, political, environmental, and corruption risks. The conducted correlation analysis has made it possible to determine that all country risk factors may not be equally important concerning different LPI indicators. To determine the relative importance of country risk factors concerning various LPI indicators, it is proposed to use Bayesian Belief Networks (BBN). This choice of method is due to the fact that other methods are unable to effectively model and analyze various «what-if» scenarios within a probabilistic network. BBN surpasses them due to its ability to analyze direct and reverse conditional relationships. The structure of the Bayesian network has been defined based on the built-in algorithms of the Hugin software environment. The structure learning has been carried out using various algorithms: PC, NPC, Greedy search-and-score, Chow-Liu tree, Naive Bayes, and others. It is found that this dataset describes the Bayes algorithm with an augmented tree (TAN) with the highest accuracy. According to this algorithm, the probability distributions of individual risks affecting LPI and critically important LPI indicators have been determined. The constructed Bayesian network was analyzed for low and high performance of individual LPI indicators to gain insights into the risk profile of countries. In particular, the reverse propagation of the impact of individual risks on LPI indicators in the case of risk reduction was examined, as well as the reverse propagation of the influence of LPI and logistical competence and quality on specific types of country risks. The results of this study may be useful in allocating limited resources to critical risk factors based on the specific risk profile of the country.

Keywords: logistics, logistics network, country risk, risk factors, Bayesian network, Hugin software environment.

Fig.: 8. Tabl.: 3. Bibl.: 14.

Логістика передбачає інтеграцію транспортування, складування, інвентаризації, пакування й обробки інформації. Логістика вважається основою внутрішньої та міжнародної торгівлі в економіці. Із 2007 року Світовий банк регулярно публікує Індекс ефективності логістики (*Logistic Performance Index – LPI*), щоб допомогти встановити ефективність логістичних мереж у всьому світі. Національні політики використовують цей індекс для розуміння та підвищення ефективності логістичних мереж. Крім того, різні зацікавлені сторони, включно з економістами, політиками, інвесторами та представниками фінансових установ і фінансових агентств, використовують цей індекс для прийняття оптимальних рішень щодо розподілу ресурсів і розвитку [1].

Існує значний зв'язок між продуктивністю логістики та економічним зростанням і розвитком країни. Державна політика та інвестиції можуть допомогти поліпшити логістичну інфраструктуру та продуктивність. Національна політика, пов'язана з поліпшенням навичок навчання, якості освіти, фізичної та кіберстійкості, а також соціально-економічної та політичної стабільності, може підвищити ефективність логістичних мереж.

Існує низка досліджень, що вивчають зв'язок між ефективністю логістики та соціально-економічними факторами на рівні країни [2; 3]. Проте залишається недостатньо вивченим, як ризик країни та його чинники, такі як фінансові, політичні, екологічні, інвестиційні та економічні ризики, можуть впливати на показники ефективності логістики.

Певні дослідження присвячені зв'язку між ризиком країни та продуктивністю логістики. Наприклад, у [4] проведено оглядовий аналіз впливу глобальних ризиків на логістичну продуктивність, зокрема в контексті війни в Україні. У [5] досліджується вплив ризиків країн на продуктивність логістики на міжнародному рівні. Автори [6] досліджували вплив різних чинників ризику на ефективність логістики на рівні країни на сукупному рівні та визначили корупцію та політичні ризики як найбільш критичні чинники щодо їх позитивного та негативного впливу відповідно. Ці ризики

також були визначені як критичні фактори в інших дослідженнях, однак вони не враховували жодного показника продуктивності логістики, наприклад інфраструктури та своєчасності. Незважаючи на те, що запропонована в [6] модель може допомогти особам, які формують політику, визначити критичні чинники ризику для поліпшення загальної продуктивності логістики, її застосування обмежене з точки зору визначення пріоритетності факторів ризику щодо різних показників ефективності логістики. Наприклад, країні з незадовільними показниками щодо своєчасності може знадобитися зосередитися на інших факторах ризику порівняно з країною, яка стикається з проблемами з іншими показниками, такими як митниця та відстеження.

Отже, існує низка обмежень наявних досліджень ефективності логістики. Відповідно є потреба вивчити основні детермінанти ефективності логістики в глобальному контексті, зокрема за допомогою економіко-математичного інструментарію. Варто відмітити, що на даний час доволі популярними для аналізу є регресійні моделі, які зазвичай зосереджуються на впливі окремих факторів на оцінку LPI без урахування синергетичних ефектів багатьох факторів [7]. Втім, на нашу думку, також важливо враховувати цілісний вплив таких взаємодій, оскільки вони можуть генерувати синергію або нейтралізувати вплив один одного. Іншим обмеженням є часткова зосередженість на встановленні зв'язку між чинниками ризику країни та показниками LPI в умовах імовірнісної мережі [6]. Ризик країни та його чинники, такі як економічні, фінансові та політичні ризики, можуть суттєво вплинути на економічний розвиток і зростання країни. Подібним чином ризик країни та його чинники можуть суттєво вплинути на ефективність логістики. Проте залишається невивченим, як різні чинники ризику країни можуть впливати на різні показники ефективності логістики. Політики повинні розуміти зв'язок між факторами ризику країни та показниками LPI, щоб вони могли визначати пріоритетність критичних факторів ризику стосовно конкретних показників і планувати ефективні стратегії зменшення ризиків.

Оскільки зв'язок між ризиком країни та показниками LPI залишається невивченим у літературі, це дослідження має на меті скоротити цю прогалину та вивчити ефективність логістики через призму науки про ризик.

Мета статті полягає в тому, щоб кількісно дослідити залежності між факторами ризику країни, а саме: інвестиційним середовищем, корупцією, економічними, екологічними, фінансовими, політичними ризиками, та показниками LPI, включно з митницею, інфраструктурою, міжнародними перевезеннями, логістичною компетентністю та якістю, своєчасністю та відстеженням.

Для такого дослідження запропоновано Баєсові мережі довіри (*Bayesian Belief Networks – BBN*), які використовуються для формування графічних моделей, що показують імовірнісні взаємозв'язки між різними змінними. У нашому випадку BBN застосовано для встановлення зв'язків між факторами ризику країни та показниками LPI, що є ефективною технікою для прийняття рішень в умовах ризику та невизначеності.

Індекс ефективності логістики (*LPI*) широко використовується дослідниками та практиками для оцінки глобальної продуктивності логістичних мереж. Крім того, політики можуть використовувати LPI для прийняття оптимальних рішень щодо ефективності логістичних мереж, враховуючи майбутні можливості та виклики.

Оцінка LPI є середньозваженою величиною за шістьма показниками, а саме: митниця, інфраструктура, міжнародні відправлення, логістична компетентність та якість, своєчасність, а також відстеження [8]. Опитування щодо оцінки LPI залучає міжнародних практиків-логістів для оцінки ефективності логістики восьми пов'язаних країн за шістьма показниками за шкалою Лайкерта (1–5). Оцінка 1 означає найгіршу продуктивність, тоді як 5 – найкращу продуктивність. Згодом ваги для шести індикаторів визначаються за допомогою аналізу основних компонентів, а загальна оцінка LPI встановлюється для різних економік [8].

Шість показників LPI можна розділити на показники LPI вхідних і кінцевих результатів. Вхідні показники, які включають митні та інфраструктурні послуги, логістичну компетентність та якість, можна використовувати для регулювання політики, тоді як кінцеві показники, включно з міжнародними відправленнями, своєчасністю та відстеженням, представляють результати надання послуг.

Раніше уже вивчений відносний внесок окремих чинників ризику країни в загальний ризик на рівні країни. Зокрема, розглянуто державну та регіональну стабільність, правову систему, бізнес-се-

редовище, монетарну політику, політичний ризик, фінансову політику, гнучкість праці, політику міжнародних операцій, соціальну стабільність, економічний ризик, ризик фінансової системи тощо.

У даному дослідженні до уваги беруться оцінки інвестиційного середовища, економічних, фінансових і політичних ризиків, які були отримані від міжнародного кредитного рейтингового агентства AM Best [9]. Країни розміщено в один із п'яти рівнів, починаючи від рівня ризику країни 1 (CRT-1), що означає стабільне середовище з найменшим рівнем ризику, до рівня ризику країни 5 (CRT-5) – для країн, які представляють найбільший ризик. Набір даних, опублікований Global Risk Profile Corruption, використовувався для оцінки екологічного ризику (ESG) [10]. Рейтинг ESG та оцінки за країнами охоплюють ризики для навколишнього середовища, прав людини, здоров'я та безпеки. Глобальний індекс корупції (GCI) вимірює стан корупції та кримінальних злочинів у всьому світі [11]. За індексами екологічного та корупційного ризиків країни також розділено на 5 рівнів ризику, які поширюються від дуже низького (1) до дуже високого (5). Характеристика окремих ризиків та показників LPI наведено в *табл. 1*.

Усі індивідуальні ризики та показники LPI оцінені за шкалою Лайкерта від 1 до 5 балів (див. *табл. 1*). Оцінка 1 означає найбільш бажаний (мінімальний) рівень ризику, тоді як 5 – найменш бажаний (максимальний) рівень ризику. З іншого боку, вищий бал є кращим у випадку показників LPI. Усі набори даних, використані в цьому дослідженні, фіксували статистику за 2023–2024 рр. України та країн, які є безпосередніми сусідами – Польща, Словаччина, Угорщина, Румунія та Молдова [8–11].

Для оцінки сили зв'язку між змінними проведено кореляційний аналіз індивідуальних ризиків і вхідних показників LPI з використанням коефіцієнта Спірмена (*табл. 2*). Між окремими ризиками спостерігалася помірною або сильною позитивною кореляцією (між економічним і фінансовим ризиком), також негативна кореляція була виявлена між окремими ризиками та вхідними показниками LPI (між відстеженнями та економічним і фінансовим ризиками). Усі кореляції є статистично значущими на рівні значущості 0,01, причому максимальна кореляція спостерігається між відстеженнями та своєчасністю, митницею та інфраструктурою.

Ризик країни та його чинники можуть значно вплинути на загальну ефективність логістики на рівні країни. Такий зв'язок може бути виправданий на основі глобальної конкурентоспроможності країни (національної продуктивності/ефективності),

Характеристика ризиків та показників LPI

Показник	Позначення	Масштаб	Джерело	Характеристика
Інвестиційний ризик	InvestR	1–5	AM Best [9]	Ризик, пов'язаний із загальною якістю та привабливістю інвестиційного середовища
Фінансовий ризик	FinanceR	1–5	AM Best [9]	Ризик, пов'язаний з адекватністю стандартів звітності, ефективністю банківської системи, ринків активів і регуляторної структури
Економічний ризик	EconR	1–5	AM Best [9]	Ризик, пов'язаний зі станом економіки країни, державних фінансів і міжнародних операцій, а також перспективи зростання і стабільності
Політичний ризик	PoliticR	1–5	AM Best [9]	Ризик, що впливає на: стабільність влади та суспільства; ефективність міжнародних дипломатичних відносин; надійність і цілісність правової системи та бізнес-інфраструктури; ефективність урядової бюрократії; доцільність та ефективність економічної політики уряду
Корупційний ризик	CorrupR	1–5	GCI [11]	Ризики, з якими стикається країна, пов'язані із корупційними злочинами
Екологічний ризик	EcologR	1–5	ESG [10]	Ризик, пов'язаний із досягненням цілей політики сталого розвитку навколишнього середовища та екосистем
Митниця	Customs	1–5	LPI [8]	Ефективність митного та прикордонного оформлення
Інфраструктура	Infrastructure	1–5	LPI [8]	Якість торгово-транспортної інфраструктури
Міжнародні відправлення	Intern Shipments	1–5	LPI [8]	Легкість організації міжнародних відправлень за конкурентними цінами
Логістична компетентність та якість	Logistics Competence	1–5	LPI [8]	Компетентність та якість логістичних послуг — автоперевезення, експедиція, митний брокер
Своєчасність	Timeliness	1–5	LPI [8]	Частота, з якою вантажі надходять до одержувачів протягом запланованого або очікуваного часу доставки
Відстеження	Tracking	1–5	LPI [8]	Можливість відстеження вантажів

яка безпосередньо пов'язана з факторами ризику країни, такими як економічні та політичні ризики, а також продуктивність логістики. Але, як видно з табл. 2, всі чинники ризику країни можуть бути не однаково важливими стосовно різних показників LPI. Таким чином, важливо встановити відносну важливість факторів ризику країни щодо різних показників LPI, щоб політики могли приймати рішення з урахуванням ризиків щодо поліпшення конкретних показників LPI.

Щоб дослідити залежності між окремими ризиками та показниками LPI, використано підхід моделювання Баєсових мереж довіри (*Bayesian Belief Networks – BBN*)

[1]. Як видно з табл. 1, консолідовані дані містили дискретні змінні, тому була розроблена дискретна модель BBN, яка включала дискретні змінні та дуги. Змінні в таких моделях дискретизуються у взаємовиключні стани. Наявність дуги між двома змінними вказує на пряму залежність. Моделі BBN можна розробити з використанням як кількісних, так і якісних даних.

На відміну від методу найменших квадратів, регресійного аналізу, багатокритеріального аналізу даних та інших схожих методів, які можна використовувати для дослідження взаємодії між ризиком країни та показниками LPI, метод BBN перевершує їх завдяки своїй здатності аналізу прямого та зворотного умовного зв'язку. Інші методи не

Таблиця 2

Кореляція ризиків і вхідних показників LPI

Показник	Інвестиційний ризик	Фінансовий ризик	Економічний ризик	Політичний ризик	Корупційний ризик	Екологічний ризик	Митниця	Інфраструктура	Міжнародні відправлення	Логістична компетентність та якість	Своєчасність	Відстеження
Інвестиційний ризик	1,00											
Фінансовий ризик	0,81	1,00										
Економічний ризик	0,81	1,00	1,00									
Політичний ризик	0,96	0,90	0,90	1,00								
Корупційний ризик	0,69	0,63	0,63	0,76	1,00							
Екологічний ризик	0,59	0,79	0,79	0,60	0,32	1,00						
Митниця	-0,86	-0,76	-0,76	-0,93	-0,83	-0,29	1,00					
Інфраструктура	-0,92	-0,81	-0,81	-0,95	-0,71	-0,37	0,97	1,00				
Міжнародні відправлення	-0,66	-0,75	-0,75	-0,71	-0,13	-0,47	0,60	0,74	1,00			
Логістична компетентність та якість	-0,85	-0,96	-0,96	-0,96	-0,75	-0,69	0,87	0,87	0,68	1,00		
Своєчасність	-0,81	-0,91	-0,91	-0,91	-0,57	-0,51	0,88	0,93	0,88	0,91	1,00	
Відстеження	-0,80	-0,98	-0,98	-0,90	-0,54	-0,69	0,79	0,85	0,86	0,94	0,97	1,00

здатні ефективно моделювати та аналізувати різні сценарії «що-якщо» в умовах імовірнісної мережі.

На даний час розроблено декілька програмних продуктів, як-от, Hugin, AgenaRisk, Netica, GeNIe та інші, які доступні для розробки моделей BBN. Ці пакети використовують кілька алгоритмів, таких як PC, NPC, Greedy search-and-score, Chow-Liu tree, Naive Bayes та інші для розробки мережевої структури [12–14]. Такі алгоритми на основі обмежень покладаються на твердження умовної незалежності.

Для окремих ризиків було введено п'ять дискретних станів: оцінка 1 – «дуже низький стан», оцінка 2 – «низький стан», оцінка 3 – «середній стан», оцінка 4 – «високий стан», оцінка 5 – «дуже високий стан». Подібним чином схема дискретизації з п'ятьма станами рівномірної ширини використовувалася у випадку окремих показників LPI.

Визначення структури Баєсової мережі здійснено на основі вбудованих методів програмного середовища Hugin за допомогою Structural Learning Wizard, що працюють на основі набору даних. Навчання структури виконано за допомогою різних алгоритмів.

Алгоритм PC (Path Condition), який є варіантом оригінального алгоритму PC, розробленого Spirtes, Glymour & Scheines [12], належить до класу алгоритмів навчання на основі обмежень. Основна ідея цього алгоритму полягає в отриманні набору умовних значень про незалежність і залежність за допомогою статистичних тестів.

Важлива річ, яку варто зазначити щодо алгоритму PC, полягає в тому, що, як правило, він не зможе отримати напрямок усіх посилань із даних, а отже, деякі посилання будуть спрямовані випадковим чином. Це означає, що вивчену структуру варто перевірити, і якщо будь-які посилання здаються неінтуїтивними, можна розглянути можливість використання майстра навчання (який надає засоби визначення структурних знань домену) або алгоритм NPC, який дозволяє користувачеві в інтерактивному режимі вирішувати напрямок ненаправлених посилань. Як правило, рекомендується використовувати алгоритм NPC, оскільки отриманий графік буде кращою картою (умовних) відносин незалежності, представлених у даних. Зокрема, коли набір даних невеликий, слід віддати перевагу алгоритму NPC.

Алгоритм NPC (Necessary Path Condition). Це критерій, розроблений дослідниками Siemens у Мюнхені для вирішення деяких проблем алгоритмів навчання на основі таких обмежень, як алгоритм PC [13]. Основна техніка є однаковою в алго-

ритмах PC і NPC (тобто вони обидва базуються на створенні мережі, отриманої за допомогою статистичних тестів на умовну незалежність).

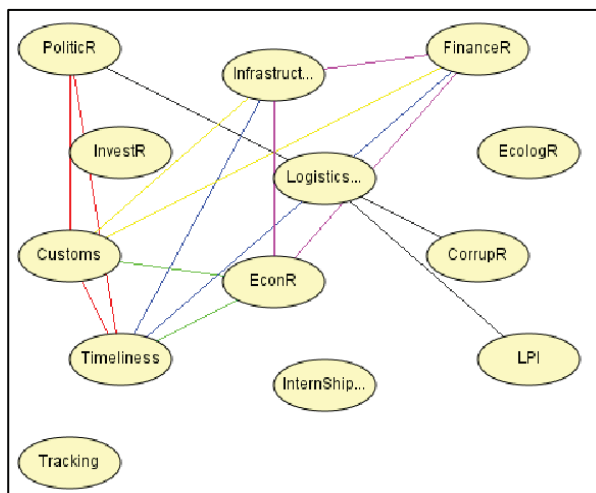
При використанні алгоритму NPC надається інтуїтивно зрозумілий графічний інтерфейс для вирішення структурних невизначеностей (якщо такі є), знайдених алгоритмом. На *рис. 1а* показано таку структуру з невирішеними невизначеностями (виділено всіма кольорами, окрім чорного). Чорні (ненаправлені) посилання можна вибрати, а їх напрямок може визначити користувач. Посилання кожної неоднозначної області наведені одним кольором. Ці посилання також можна вибрати, і вони будуть видалені або збережені залежно від дії, виконаної користувачем. Ми проігнорували дані залежності. У результаті було побудовано тільки 2 ребра із 78 (*рис. 1б*): PoliticR → CorrupR, LPI → LogisticsCompetence.

Варто зазначити, що застосування алгоритму PC дало аналогічні кінцеві результати, що й алгоритму NPC. Тому не вбачаємо за необхідне їх відображати в цьому дослідженні. Як бачимо, у випадку обмежених наборів даних ці алгоритми можуть не враховувати важливих відносин залежності.

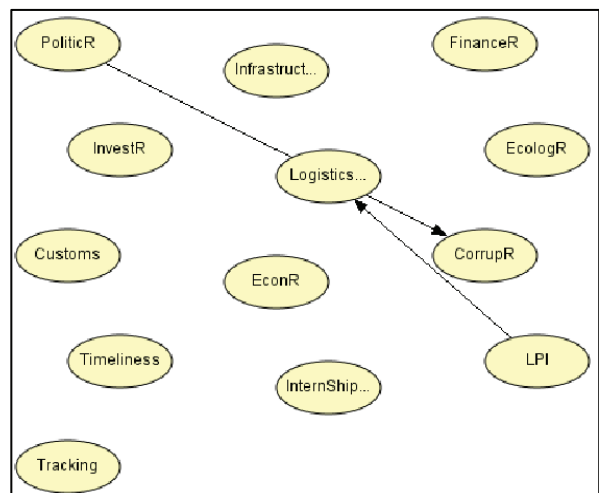
Навчання структури Greedy Search-And-Score (GSS). Алгоритм здійснює пошук у просторі можливих мережевих структур і повертає структуру з найвищим балом. Оператори, які використовуються для виконання пошуку за поточним кандидатом, – це додавання дуги, видалення дуги та реверс дуги. У результаті використання алгоритму GSS було побудовано 11 ребер із 78 (*рис. 2*).

Дерево Чоу – Лю (Chow-Liu tree – CLT) – це «найкраще з можливих» наближення мережі переконань у формі дерева до розподілу ймовірностей, у якому всі ребра спрямовані від кореня. Як кореневу змінну обрано LPI. Якість апроксимації вимірюється за допомогою відстані Кульбака – Лейблера між справжнім розподілом і розподілом, визначеним деревом Чоу – Лю. К. Chow та С. N. Liu [14] показують, що оптимальне дерево можна знайти як таке, що охоплює максимальну вагу для всіх змінних, де вага кожного ребра задана як взаємна інформація між змінними, з'єднаними ребром. На *рис. 3* відображено структуру мережі, побудовану за допомогою алгоритму CLT, яка містить 12 дуг з кореневою змінною LPI.

Алгоритм Баєса з доповненим деревом (Tree Augmented Naive Bayes – TAN) базується на алгоритмі Чоу – Лю. Алгоритм TAN корисний для побудови класифікаційних мереж, де конкретний вузол моделі є метою дослідження. Цільовий вузол використовується для побудови умовного дерева Чоу – Лю (тобто дерева Чоу – Лю над усіма вузлами, крім вибраного цільового) з вибраним



а)



б)

Рис. 1. Структура мережі, розроблена за допомогою алгоритмів NPC (PC)

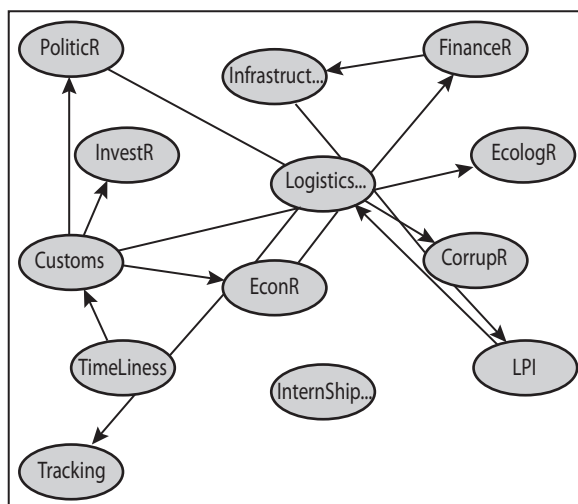


Рис. 2. Структура мережі, розроблена за допомогою алгоритму GSS

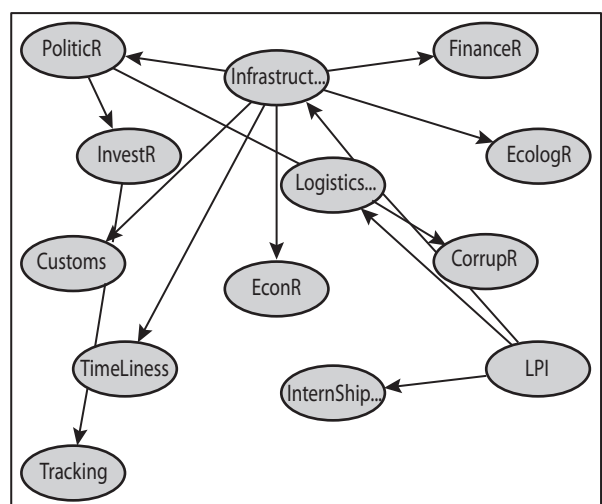


Рис. 3. Структура мережі, розроблена за допомогою алгоритму CLT

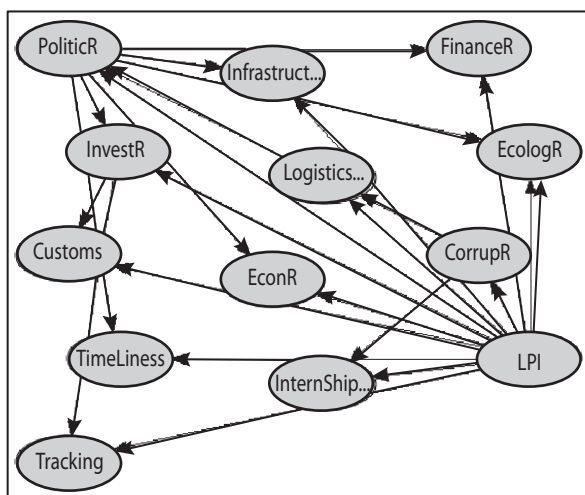
коренем дерева. На рис. 4 наведено приклад структури мережі, побудованої на основі алгоритму TAN. Дана структура сформована з умовним вузлом CorrupR (рис. 4а), LogisticsCompetence (рис. 4б) і кореневим вузлом (цільовим) LPI та містить 23 дуги в кожному випадку.

Перевагою використання алгоритму TAN є те, що ваги визначаються як умовна взаємна інформація (залежить від цілі), і всі вузли (окрім кореневого) також мають ціль.

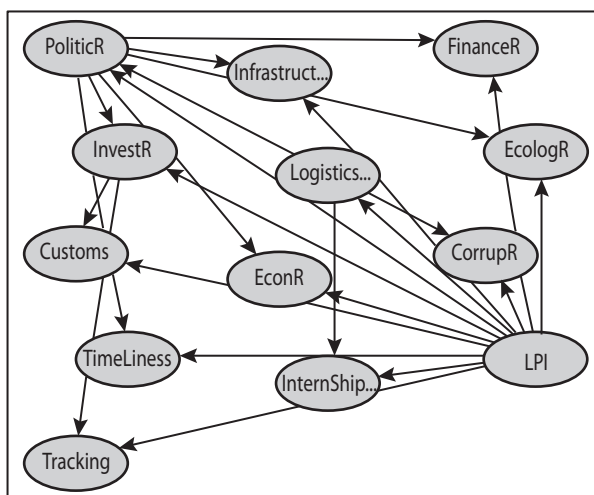
Ієрархічний алгоритм Баєса (Hierarchical Naive Bayes – HNB). HNB є популярним типом моделі класифікації. Цільова змінна має стан для кожного можливого класу. Вузли атрибутів – це спостереження, які використовуються для визначення класу. У HNB вузли атрибутів є нащадками цільового вузла. Коли цю структуру створено та дані введено, залишається просто запустити алго-

ритм навчання ЕМ для оцінки параметрів моделі. На рис. 5 наведено приклад структури мережі, побудованої за допомогою алгоритму HNB. Цільовою змінною обрано кореневу змінну Infrastructure.

Як видно з рис. 1 – рис. 5, різні алгоритми будують різні мережі для обраного набору даних. Тому постає питання в якості кожної такої мережі та виборі найкращої з них для проведення подальшого аналізу. Для оцінки якості структури мережі алгоритми вивчення структури Баєсової мережі використовують функцію оцінки. Для вибору алгоритму серед проаналізованих, який найкраще описує мережу, проаналізовано функції оцінки AIC (інформаційний критерій Акаїке) та BIC (Баєсовий інформаційний критерій), наведені в *табл. 3*.



а) з умовним вузлом CorrupR
і кореневим вузлом LPI



б) з умовним вузлом LogisticsCompetence
і кореневим вузлом LPI

Рис. 4. Приклад структури мережі, розробленої за допомогою алгоритму TAN

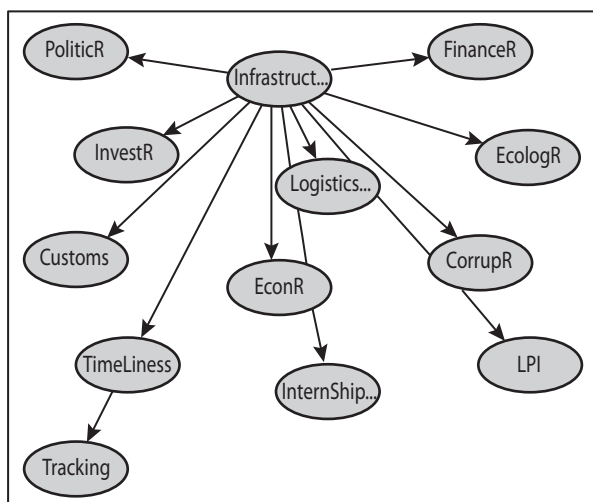


Рис. 5. Структура мережі, розроблена за допомогою алгоритму HNB

Як видно з табл. 3, з найвищою точністю даний набір даних описує алгоритм Баєса з доповненим деревом (TAN). Цим алгоритмом скористаємося для проведення подальшого дослідження.

На рис. 6 наведено розподіли ймовірностей окремих ризиків, що впливають на показники LPI. Загалом інвестиційні, економічні, фінансові та політичні ризики є критичними через значну ймовірність стану «дуже високий». З іншого боку, своєчасність є критично важливим показником LPI: 66,67% країн мають дуже високий рівень.

Побудована Баєсова мережа була проаналізована на низьку та високу результативність окремих показників LPI, щоб отримати уявлення про профіль ризику країн. Для цього

було обрано як кореневу змінну – LPI з умовним вузлом Infrastructure, оскільки саме цей показник має найбільший вплив на LPI за значенням коефіцієнта Спірмена (0,98). Профіль показників LPI із низьким рівнем окремих ризиків наведено на рис. 7. Так, при зниженні рівня інвестиційного ризику поліпшується стан митних правил і відстежень (рис. 7а). Загалом всі показники LPI та інші види ризиків у цьому випадку набувають позитивних значень. Зниження рівня економічного ризику (рис. 7б) призводить безпосередньо до підвищення значень показника «Митниця». Фінансовий ризик не має прямого впливу на показники LPI (рис. 7в), втім, його зниження, як і економічного ризику, приводить до загального поліпшення всіх показників (100% поліпшення стану порівняно з фактом). Зниження рівня політичного ризику має прямий вплив на зміну структури станів інвестиційного, економічного, фінансового та корупційного ризиків (рис. 7г) та опосередкований вплив на поліпшення структури станів усіх показників LPI. Зниження корупційного ризику (рис. 7д), як і фінансового, приводить до загального поліпшення показників LPI та самого LPI – з 16,67% до 50,0% для рівня «дуже високий». Аналогічну картину можна спостерігати за зниженням екологічного ризику, втім, у даному випадку поліпшення є порівняно незначним. Наприклад, LPI поліпшується всього на 3,33 відсоткові пункти.

Таким чином, найбільший позитивний вплив на показники LPI загалом мають зниження інвестиційного, економічного та політичного ризиків. Звичайно, подальше дослідження може стосуватися вивчення погрупового чи сукупного впливу ризиків на показники LPI. Аналогічно можна до-

Таблиця 3

Вибір структури мережі

Алгоритм побудови структури	Функція оцінки	
	AIC (інформаційний критерій Акаїке)	BIC (Байєсівський інформаційний критерій)
Алгоритм PC (Path Condition)	-70.6389	-68.4524
Алгоритм NPC (Necessary Path Condition)	-70.6389	-68.4524
Навчання структури Greedy Search-And-Score (GSS)	-57.8882	-53.6193
Дерево Чоу – Лю (Chow-Liu tree – CLT)	-63.5231	-58.3171
Алгоритм Байєса з доповненим деревом (Tree Augmented Naive Bayes – TAN)	-107.751	-97.6509
Ієрархічний алгоритм Байєса (Hierarchical Naive Bayes – HNB)	-66.4792	-61.2732

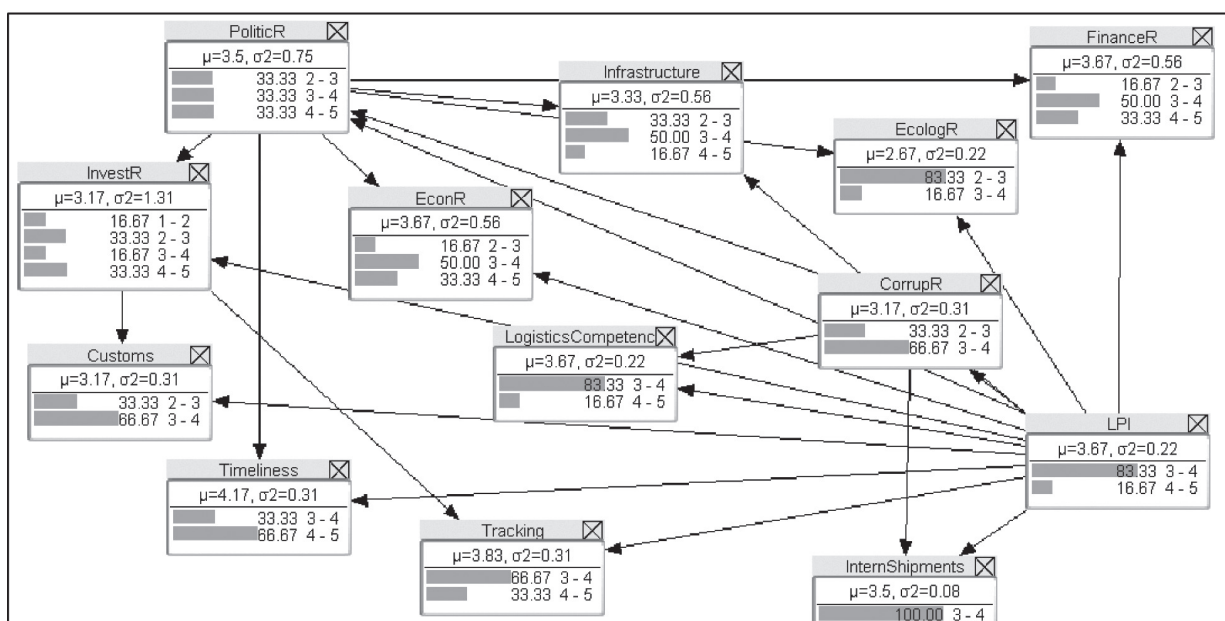


Рис. 6. Розподіли ймовірностей, пов'язаних із ризиками та показниками LPI

сліджувати негативний вплив ризиків, коли їх значення підвищуються.

З іншого боку, країни з дуже високими показниками LPI та логістичної компетенції, зокрема (рис. 8б), мають низьку (100%) схильність до економічних, фінансових, корупційних, інвестиційних, політичних та екологічних ризиків. Крім того, у таких країнах значно поліпшилися показники своєчасності, відстеження, митниці та інфраструктури. При погіршенні показників LPI та логістичної компетенції та якості (рис. 8а) ризики погіршують свою структуру: політичний, економічний, фінансовий, інвестиційний – з 33,33% до 40% для стану «дуже високий», екологічний – з 16,67% до 20% та корупційний – з 66,67% до 80% для стану «високий». Також значно погіршується стан інфраструктури (з 16,67% до 0% для стану «дуже високий»), своєчасності (з 66,67% до 60% для стану «дуже ви-

сокий»), відстеження (з 33,33% до 20% для стану «дуже високий»).

Отже, можна зробити висновок про прямий і зворотний вплив показників LPI на окремі ризики країн. Подальші дослідження можуть бути присвячені вивченню часткового та попарного впливу показників LPI на окремі види ризиків.

ВИСНОВКИ

У даному дослідженні зосереджено увагу на визначенні залежності між різними чинниками ризику країни, а саме: інвестиційним, корупційним, економічним, екологічним, фінансовим і політичним ризиками, а також показниками LPI, включно з митницею, інфраструктурою, міжнародними відправленнями, компетентністю та якістю у сфері логістики, своєчасністю та відстеженням. Для чисельної оцінки та графічного представлення за-

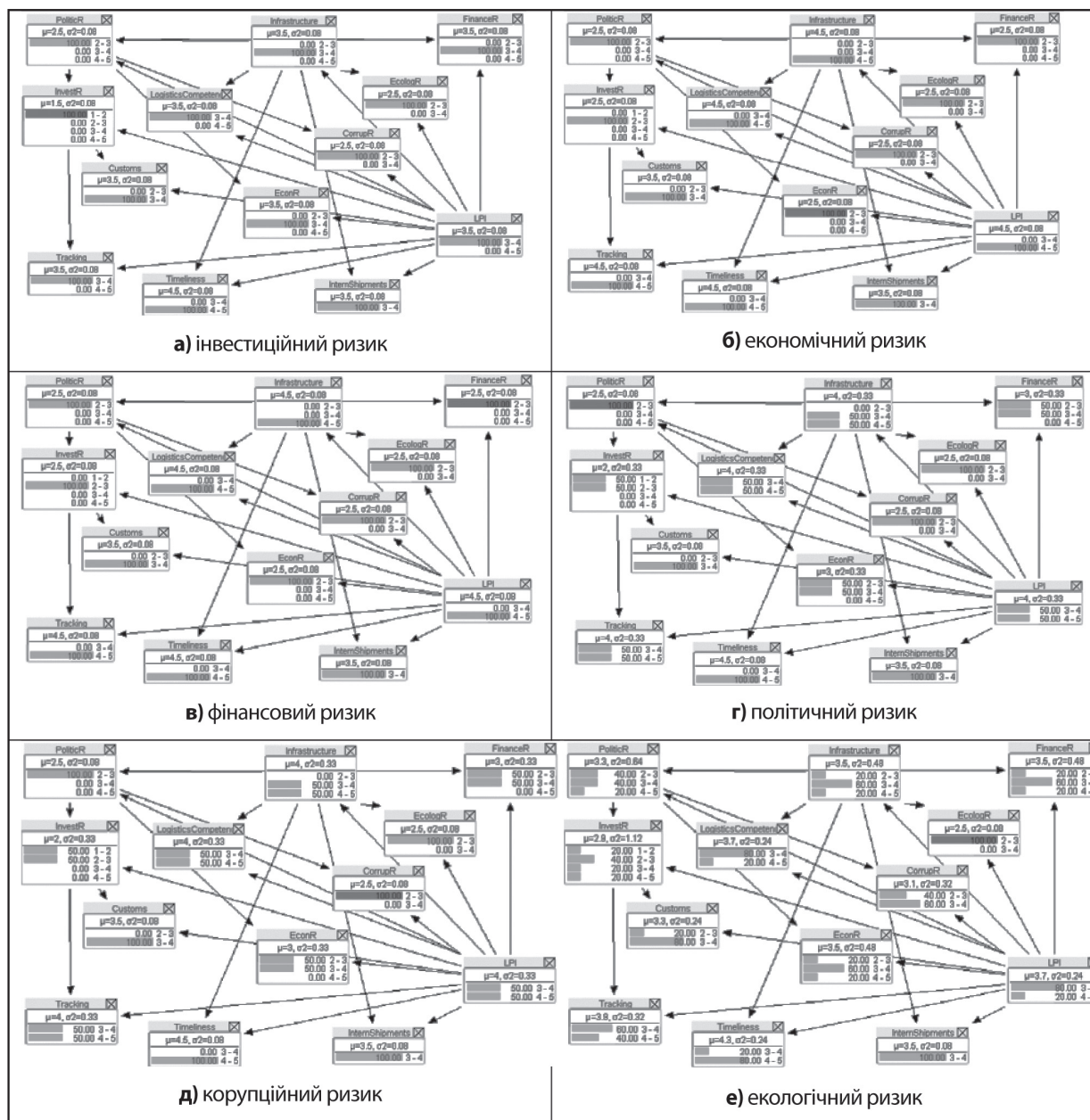


Рис. 7. Зворотне поширення впливу окремих ризиків на показники LPI у випадку зниження ризиків

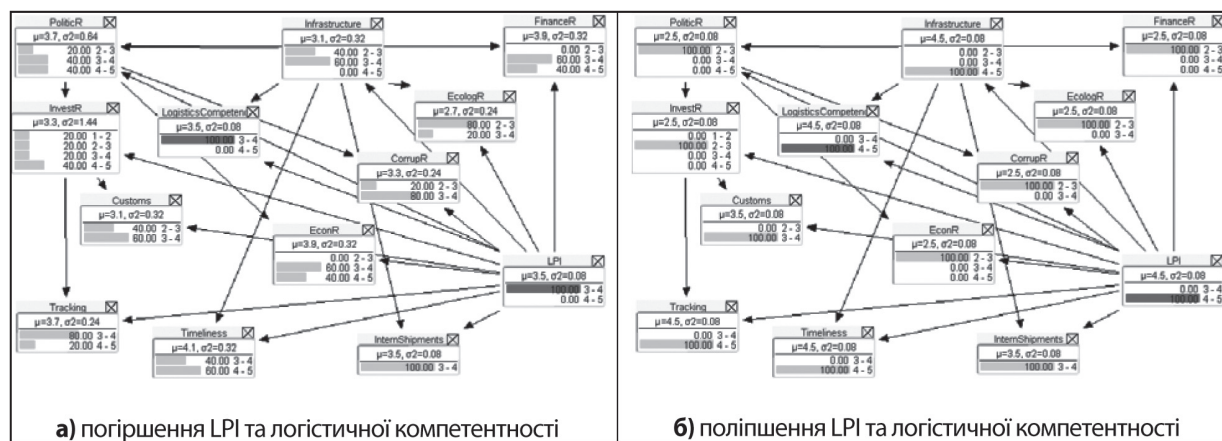


Рис. 8. Зворотне поширення впливу LPI та логістичної компетентності та якості на окремі види ризиків країн

пропоновано використати Баєсові мережі довіри (BBN), побудовані за різними алгоритмами. Оцінено якість побудованих мереж та обрано мережу, побудовану за допомогою алгоритму TAN – як таку, що має найвищу точність прогнозу. Побудована мережа дозволяє визначити відносну важливість чинників ризику країни, що впливають на показники LPI.

Результати цього дослідження можуть допомогти розробникам політики розподілити обмежені ресурси на критичні фактори ризику на основі конкретного профілю ризику країни. Наприклад, країни, які прагнуть поліпшити свою логістичну компетентність, можуть досліджувати стратегії пом'якшення фінансових та економічних ризиків і поліпшення логістичної інфраструктури. ■

БІБЛІОГРАФІЯ

1. Дмитришин Л. І., Петришак П. В. Дослідження взаємозв'язку між факторами ризику країни та ефективністю логістичних мереж. *Current scientific goals, approaches and challenges: III International Scientific and Theoretical Conference* (Рига, Латвійська Республіка, 17 січня 2025 р.). SCIENTIA, 2025. С. 37–40.
2. Волоснікова Н. М. Управління ефективністю функціонування логістичної системи підприємства на мікро- та макроекономічному рівні. *Дослідження та оптимізація економічних процесів «Оптимум–2020»*: твори XVI Міжнародної науково-практичної конференції (м. Харків, 2–4 грудня 2020 р.). Харків, 2020. С. 175–177. URL: <https://repository.kpi.kharkov.ua/server/api/core/bitstreams/977f4c89-9529-4c7d-87e3-435855e3c8c2/content>
3. Мельникова К. В. Ефективність діяльності логістичних систем. *Бізнес Інформ*. 2021. № 12. С. 283–287. DOI: <https://doi.org/10.32983/2222-4459-2021-12-283-287>
4. Зубров С. М., Молчанов О. В. Ефективний логістичний менеджмент в умовах глобальних ризиків та трансформацій для України. *Економіка: реалії часу*. 2024. № 3. С. 104–112. DOI: 10.15276/ETR.03.2024.10
5. Павлова Г. Є., Бабій І. В., Воловик Д. В. Становлення логістики на рівні міжнародних економічних відносин. *Innovation and Sustainability*. 2022. № 2. С. 139–146. DOI: <https://doi.org/10.31649/ins.2022.2.139.146>
6. Qazi A., Simsekler M. C. E., Formanek S. Impact assessment of country risk on logistics performance using a Bayesian belief network model. *Kybernetes*. 2022. Vol. 52. Iss. 5. P. 1620–1642. DOI: <https://doi.org/10.1108/K-08-2021-0773>
7. Göçer A., Özpeynirci Ö., Semiz M. Logistics performance index-driven policy development: An application to Turkey. *Transport Policy*. 2022. Vol. 124. P. 20–32. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.tranpol.2021.03.007>
8. Logistics Performance Index (LPI). *World Bank*. URL: <https://lpi.worldbank.org/>
9. Country Risk Information. *AM Best*. URL: <https://www3.ambest.com/ratings/cr/crisk.aspx>
10. A Global View: Interactive ESG Index Risk Map. *Global Risk Profile Corruption*. URL: <https://risk-indexes.com/esg-index/>
11. Interactive Global Corruption Index Risk Map. *Risk Watch Initiative*. URL: <https://risk-indexes.com/global-corruption-index/>
12. Spirtes P., Glymour C., Scheines R. Causation, Prediction, and Search. 2nd ed. MIT Press. Adaptive Computation and Machine Learning, 2000. 568 p.
13. NPC Algorithm. *HUGIN GUI*. URL: https://download.hugin.com/webdocs/manuals/9.2/htmlhelp/pages/Manual/Algorithms/NPC_Algorithm.html
14. Chow K., Liu C. N. Approximating Discrete Probability Distributions with Dependence Trees. *IEEE Transactions on Information Theory*. 1968. Vol. 14. Iss. 3. P. 462–467. DOI: 10.1109/TIT.1968.1054142

REFERENCES

- "A Global View: Interactive ESG Index Risk Map". *Global Risk Profile Corruption*. <https://risk-indexes.com/esg-index/>
- "Country Risk Information". *AM Best*. <https://www3.ambest.com/ratings/cr/crisk.aspx>
- Chow, K., and Liu, C. N. "Approximating Discrete Probability Distributions with Dependence Trees". *IEEE Transactions on Information Theory*, vol. 14, no. 3 (1968): 462–467. DOI: 10.1109/TIT.1968.1054142
- Dmytryshyn, L. I., and Petryshak, P. V. "Doslidzhennia vzaiemozviazku mizh faktoramy ryzyku krainy ta efektyvnistiu lohistychnykh merezh" [Research on the Relationship Between Country Risk Factors and the Efficiency of Logistics Networks]. *Current scientific goals, approaches and challenges*. Riga, Latvian Republic: SCIENTIA, 2025. 37–40.
- Gocer, A., Ozpeynirci, O., and Semiz, M. "Logistics performance index-driven policy development: An application to Turkey". *Transport Policy*, vol. 124 (2022): 20–32. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.tranpol.2021.03.007>
- "Interactive Global Corruption Index Risk Map". *Risk Watch Initiative*. <https://risk-indexes.com/global-corruption-index/>
- "Logistics Performance Index (LPI)". <https://lpi.worldbank.org/>

Melnykova, K. V. "Efektyvnist diialnosti lohistychnykh system" [Efficiency of Logistic Systems]. *Biznes Inform*, no. 12 (2021): 283-287.

DOI: <https://doi.org/10.32983/2222-4459-2021-12-283-287>

"NPC Algorithm". *HUGIN GUI*. https://download.hugin.com/webdocs/manuals/9.2/htmlhelp/pages/Manual/Algorithms/NPC_Algorithm.html

Pavlova, H. Ye., Babii, I. V., and Volovyk, D. V. "Stanovlenia lohistyky na rivni mizhnarodnykh ekonomichnykh vidnosyn" [Establishment of Logistics at the Level of International Economic Relations]. *Innovation and Sustainability*, no. 2 (2022): 139-146.

DOI: <https://doi.org/10.31649/ins.2022.2.139.146>

Qazi, A., Simsekler, M. C. E., and Formanek, S. "Impact assessment of country risk on logistics performance using a Bayesian belief network model". *Kybernetes*, vol. 52, no. 5 (2022): 1620-1642.

DOI: <https://doi.org/10.1108/K-08-2021-0773>

Spirtes, P., Glymour, C., and Scheines, R. *Causation, Prediction, and Search*. MIT Press. Adaptive Computation and Machine Learning, 2000.

Volosnikova, N. M. "Upravlinnia efektyvnistiu funktsionuvannia lohistychnoi systemy pidpriemstva na mikro- ta makroekonomichnomu rivni" [Managing the Efficiency of the Enterprise's Logistics System at the Micro- and Macroeconomic Levels]. *Doslidzhennia ta optymizatsiia ekonomichnykh protsesiv «Optimum-2020»*. <https://repository.kpi.kharkov.ua/server/api/core/bitstreams/977f4c89-9529-4c7d-87e3-435855e3c8c2/content>

Zubrov, S. M., and Molchanov, O. V. "Efektyvnyi lohistychnyi menedzhment v umovakh hlobalnykh ryzykiv ta transformatsii dlia Ukrainy" [Effective Logistics Management in the Context of Global Risks and Transformations for Ukraine]. *Ekonomika: realii chasu*, no. 3 (2024): 104-112.

DOI: 10.15276/ETR.03.2024.10