## V. Висновки

У даній статті було розглянуто, що таке штучна нейромережа з глибинним навчанням, з чого вона складається, як її тренувати та який результат можна отримати. Продемонстровано на реальному прикладі створення симулятора поля заселеного найпростішими організмами, які можуть поїдати ресурси та один одного. Також описано процес їх еволюції (навчання та розмноження).

Для того щоб ці організми щось навчились, потрібно якомога більше поколінь. Вже десь після 1000-го експерименту, вони рухаються не так хаотично. Проте це потребує великої кількості часу та обчислювальних ресурсів. Також важливо зазначити, що ефективність тренування такої штучної нейронної мережі сильно залежить від обраної функції активації, кількості прихованих шарів та кількості нейронів на кожному з них. Хоча найголовніше, це вхідні дані, на основі яких, нейромережа власне буде намагатись робити прогнози.

1. «Глибинне навчання,» [З мережі]. Available: https://uk.wikipedia.org/wiki/Глибинне_навчання.
2. *С. Холод*, «Коротко про глибинне навчання,» [З мережі]. Available: https://medium.com/@sophiekholod/коротко-про-глибинне-навчання-4c441d556f7c.
3. *S. Kojouharov*, «Cheat Sheets for AI, Neural Networks, Machine Learning, Deep Learning & Big Data,» [З мережі]. Available: https://becominghuman.ai/cheat-sheets-for-ai-neural-networks-machine-learning-deep-learning-big-data-678c51b4b463.
4. «Нейронні мережі - шлях до глибинного навчання,» [З мережі]. Available: https://codeguida.com/post/739.
5. «Штучна нейронна мережа,» [З мережі]. Available: https://uk.wikipedia.org/wiki/Штучна_нейронна_мережа.

*Поступила 3.09.2018р.*

УДК 528.852

О.В. Зайцев, к.т.н., доцент
Воєнно-дипломатична академія імені Євгенія Березняка, м.Київ

# МОДЕЛЬ ОЦІНЮВАННЯ НЕЧІТКОСТІ ГІПОТЕЗ ЩОДО СТАНУ ОБ’ЄКТА НА ОСНОВІ ІНТЕГРОВАНОЇ РІЗНОРІДНОЇ ІНФОРМАЦІЇ

Розроблено модель інтеграції інформації від різних джерел на основі байєсовського підходу. Результати інтегрування інформації з різних джерел оцінюються функцією U-нечіткості гіпотез щодо стану об’єкта інтересу. Апробовано запропоновану модель та наведено результати.

**Ключові слова:** різнорідна інформація, оцінювання нечіткості гіпотез, інтеграція даних, байєсовський підхід.

**Постановка проблеми в загальному вигляді.** Практика виконання сучасних задач спостереження та моніторингу за об'єктами свідчить про те, що для якісного інформаційного підтримання процесів прийняття рішень потрібно комплексно використовувати всі наявні джерела інформації: БПЛА, космічні знімки, інформаційні ресурси мережі Інтернет, бази даних тощо. Із створенням новітніх інформаційних засобів та технологій, з перенесенням їх у навколоземний простір інформаційне забезпечення стає глобальним, у реальному масштабі часу та за всіма можливими об'єктами [1, 2].

Застосування сучасних інформаційних систем для оброблення, інтеграції та аналізу інформації, безумовно, сприяє підвищенню якості управління та прискоренню оперативності прийняття рішень начальниками різних рівнів. Однак при цьому існує проблема комплексування гетерогенних (різнорідних) даних, що надходять з різних джерел: технічних засобів, експертів тощо [3].

Упродовж останніх років проводиться досить багато досліджень, в яких для комплексування гетерогенних даних як методичну платформу використовують математичний апарат теорії нечітких множин або теорії свідчень [4-6].

На цьому шляху одержано низку цікавих результатів, але загальним недоліком цих методів є обчислювальна складність. У цій статті пропонується математична модель інтеграції різнорідної інформації від різних джерел на основі байєсовського підходу [7], який набагато простіший за вказані вище.

Таким чином, постає протиріччя між об'єктивним збільшенням обсягів інформаційних потоків, зростанням вимог користувачів щодо якості інформаційного забезпечення з одного боку та обмеженими можливостями наявних засобів аналітичної обробки та аналізу даних – з другого.

**Аналіз останніх досліджень і публікацій.** Питання інформаційного забезпечення розглянуто в [1, 8, 9], в яких визначено підходи до підвищення якості функціонування інформаційних систем. Так, надзвичайно важливим є вирішення питання комплексної обробки та аналізу різнорідної інформації (РІ) від експертів, технічних засобів спостереження та інформації з відкритих джерел Інтернет. Проте невирішеними залишаються питання комплексного оцінювання джерел інформації за умови визначення всіх можливих станів об'єкту інтересу (ОІ).

Виходячи із зазначеного, **метою статті** є розроблення моделі інтеграції різнорідної інформації з багатох джерел на основі байєсовського підходу.

**Виклад основного матеріалу.** Розглянемо ситуацію, коли особі, що приймає рішення (ОПР) необхідно визначити стан деякого попередньо визначеного ОІ. При цьому ОПР уже має якусь апріорну інформацію щодо можливих станів ОІ та ймовірності перебування об'єкта в кожному з цих станів (з попередньо отриманої інформації, власного досвіду, повідомлень у засобах масової інформації тощо). У ході з'ясування ситуації довкола ОІ ОПР може використати (замовити) інформацію в підрозділах технічного спостереження, які, у свою чергу, використовують власні сили та засоби, в тому числі технічні засоби спостереження (ТЗС). За результатами роботи підрозділів спостереження ОПР отримує інформацію та узагальнює її. Для цього він може використати алгоритм, запропонований далі, та отримати новий розподіл ймовірностей щодо перебування ОІ в кожному з можливих станів. Структурну схему інтеграції РІ на основі байєсовського підходу подано на рис. 1.

*Розробка математичної моделі.* Нехай є деякий ОІ (процес, явище), стан якого може бути повністю описано вектором $S=(s_1,...,s_n,...,s_N)$, де $s_n$ – деякий $n$-й стан. Завдання полягає в тому, щоб максимально точно визначити поточний стан ОІ. Припустимо, ОПР має певні відомості про можливий стан ОІ (зокрема, дані експертів, датчиків, знімки з БПЛА та ін.), що дає змогу виразити його суб'єктивну (апріорну) версію розподілу ймовірності кортежем:

$$\mathbf{H}^{\mathbf{A}}=\left\langle H_n^A, p_n^A\right\rangle \Big|_{n=1}^{N}, \qquad (1)$$

де через $H_n^A$ позначено твердження-гіпотезу, що зазначений об'єкт перебуває (як вважає ОПР ) у стані $s_n$ , а через $p_n^A$ – ймовірність такої гіпотези (за оцінкою ОПР).

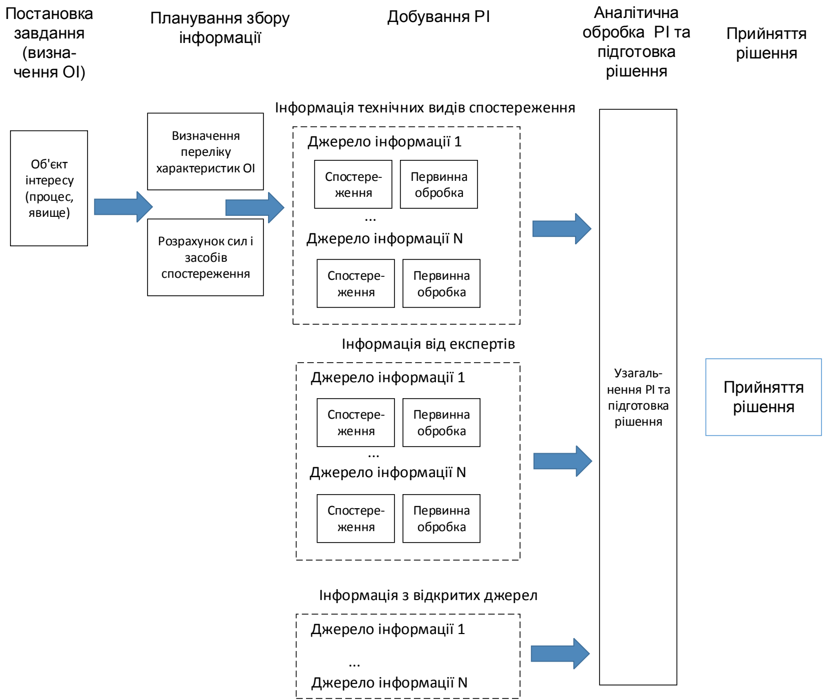


Рис. 1. Інтеграція РІ від різнорідних джерел

Гіпотези взаємно виключають одна одну, тому розподіл їх ймовірностей має задовольняти умові:

$$\sum_{n=1}^{N} p_n^A = 1 . \qquad (2)$$

Апріорні знання зазвичай мають певну, іноді велику невизначеність і тому потребують уточнення. Але при цьому необхідно керуватися певним критерієм рівню невизначеності інформації. Скористуємося підходом, який базується на критерії нечіткості, введеному Д. Кліром [10]. Д. Клір запропонував рівень невизначеності в розподілі $P = (p_1, ..., p_n, ..., p_N)$, де $\forall_{n=1}^{N} p_n \geq 0$, оцінювати функцією *U*-нечіткості, яка обчислюється за такою процедурою.

Елементи визначального розподілу $P = (p_1, ..., p_n, ..., p_N)$ ранжируються за їх величиною, утворюючи послідовність (статистику) $P^*$. Якщо у визначальному розподілі $P$ є кілька елементів, однакових за величиною, то в послідовності, яка проранжована, $P^*$ залишається (замість них усіх) тільки один їх представник. Нехай $P^* = (q_1, ..., q_l, ... q_L)$ – сформована таким чином статистика; елементи в ній співвідносяться між собою як $q_1 < q_2 < ... q_l, ..., < q_L$, при цьому $q_l \in P$; $L \leq N$.

Для кожного з елементів $q_{l+1}$ статистики $P^*$, де $l = 1, 2, ..., L$ розраховується цілочисельний показник $r_{l+1}$ як загальна кількість таких елементів у визначальному розподілі $P$, значення яких перевищують значення елемента $q_{l+1}$, плюс один.

Визначається (ненормалізована) функція

$$U(P) = \frac{1}{q_L} \cdot \sum_{l=1}^{L-1} (q_{l+1} - q_l) \cdot \log_2 r_{l+1} . \qquad (3)$$

Нормалізацією одержуємо функцію *U*-нечіткості

$$\overline{U}(P) = U(P) \,/\, \log_2 N . \qquad (4)$$

Тобто значення (нормалізованої) функції нечіткості $\overline{U}(P)$ лежать у межах $0 \leq \overline{U}(P) \leq 1$. Нижня межа – нуль; має місце, коли всі елементи в розподілі, за виключенням одного, дорівнюють нулю. Верхня межа – одиниця – досягається, коли всі елементи розподілу рівнозначні.

Введемо такі позначення:

$K$ – загальна кількість засобів ТЗС;

$N$ – загальна кількість гіпотез;

$H_n^k$ – *n*-а гіпотеза зі складу *k*-ї сукупності гіпотез, де $k = 1, 2, \ldots K$;

$p_n^k$ – ймовірність реалізації *n*-ї гіпотези зі складу *k*-ї сукупності гіпотез;

Сукупність гіпотез на виході *k*-го ТЗС описується як $\mathbf{H}^k = \left\langle H_n^k, p_n^k \right\rangle \Big|_{n=1}^{N}$.

Якщо ми маємо *K* засобів ТЗС і кожний засіб здатний сформувати свою сукупність гіпотез щодо стану ОІ, то необхідно мати механізм, яким чином об'єднати ці сукупності в єдину результуючу сукупність $\mathbf{H} = \left\langle H_n, p_n \right\rangle \Big|_{n=1}^{N}$, що формально відображено нижче як:

$$\left.\begin{aligned} &\mathbf{H^1} = \left\langle H_n^1, p_n^1 \right\rangle \Big|_{n=1}^{N} \\ &\ldots \\ &\mathbf{H^k} = \left\langle H_n^k, p_n^k \right\rangle \Big|_{n=1}^{N} \\ &\ldots \\ &\mathbf{H^K} = \left\langle H_n^K, p_n^K \right\rangle \Big|_{n=1}^{N} \end{aligned}\right\} \Rightarrow \mathbf{H} = \left\langle H_n, p_n \right\rangle \Big|_{n=1}^{N} . \tag{5}$$

Розглянемо спосіб об'єднання сукупностей гіпотез від різних засобів ТЗС, який базується на використанні байєсовського підходу. Нехай, як і вище, нас цікавить деякий ОІ (процес, явище), який може перебувати в одному зі станів $s_1, \ldots, s_n, \ldots, s_N$. Для з'ясування реального поточного стану цього об'єкта залучено *K* засобів ТЗС, й будь-який *k*-й засіб ТЗС формує свою сукупність гіпотез $\mathbf{H^k} = \left\langle H_n^k, p_n^k \right\rangle \Big|_{n=1}^{N}$, де кожна окрема гіпотеза пов'язана з відповідним станом $s_n$ об'єкта. Усього маємо *K* сукупностей гіпотез $\left(\mathbf{H^1}, \ldots, \mathbf{H^k}, \ldots, \mathbf{H^K}\right)$, для їх об'єднання застосуємо формулу Байєса у рекурсивній формі [11].

Введемо такі позначення:

$\mathbf{E^k} = \left(E_1^k, \ldots, E_n^k, \ldots, E_N^k\right)$ – вектор свідчень, які можна одержувати від ТЗС *k* на для підтримання відповідних гіпотез щодо поточного стану ОІ;

$P\left(\mathbf{H^k} \middle| \mathbf{E^k}\right)$ – апостеріорна ймовірність того, що сукупність гіпотез $\mathbf{H^k}$ є правильною, якщо сенсор надав свідчення $\mathbf{E^k}$;

$P\left(\mathbf{E^k} \middle| \mathbf{H^k}\right)$ – апріорна ймовірність того, що будуть спостерігатися свідчення $\mathbf{E^k}$, якщо виконується (є правильною) сукупність гіпотез $\mathbf{H^k}$ щодо поточного стану ОІ;

$p\left(H_n^k\right)$– апріорна ймовірність, що гіпотеза $H_n^k$ виконується (є правильною).

Тоді, за Байєсом [11], для будь-якої гіпотези $H_n^k$ функцію правдоподібності можна записати як

$$p\left(H_n^k \mid \mathbf{E^k}\right)=\frac{p\left(\mathbf{E^k}\middle|H_n^k\right)\cdot p\left(H_n^k\right)}{p\left(\mathbf{E^k}\right)}=\frac{p\left(\mathbf{E^k}\middle|H_n^k\right)\cdot p\left(H_n^k\right)}{\sum\limits_{n=1}^{N} p\left(\mathbf{E^k}\middle|H_n^k\right)\cdot p\left(H_n^k\right)}. \tag{6}$$

Вираз (6) можна записати ще таким чином:

$$p\left(H_n^k \mid \mathbf{E^k}\right)=\alpha\cdot p\left(\mathbf{E^k}\middle|H_n^k\right)\cdot p\left(H_n^k\right), \tag{7}$$

де множник $\alpha$ – нормалізуюча константа.

$$\alpha=\frac{1}{\sum\limits_{n=1}^{N} p\left(\mathbf{E^k}\middle|H_n^k\right)\cdot p\left(H_n^k\right)}. \tag{8}$$

Якщо гіпотези є взаємно незалежними, тоді вираз (7) приймає вигляд:

$$p\left(H_n^k \mid \mathbf{E^k}\right)=\alpha\cdot p\left(H_n^k\right)\cdot \prod_{j=1}^{N} p\left(E_j^k\middle|H_n^k\right), \tag{9}$$

Множник $\prod\limits_{j=1}^{N} p\left(E_j^k\middle|H_n^k\right)=\lambda_n^k$ визначає правдоподібність гіпотези $H_n^k$ на основі даних від *k*-го засобу ТЗС. У цілому за всіма гіпотезами для *k*-го засобу ТЗС маємо вектор $\boldsymbol{\lambda}^{\mathbf{k}}=\left(\lambda_1^k,\ldots,\lambda_n^k,\ldots,\lambda_N^k\right)$.

Зважаючи на введене позначення, вираз (9) можна записати як

$$p\left(H_n^k \mid \mathbf{E^k}\right)=\alpha\cdot p\left(H_n^k\right)\cdot \lambda_n^k. \tag{10}$$

Узагальнюючи, маємо таку формулу для обчислень:

$$p\left(\mathbf{H^k} \mid \mathbf{E^k}\right)=\alpha\cdot p\left(\mathbf{H^k}\right)\cdot \boldsymbol{\lambda}^{\mathbf{k}}. \tag{11}$$

Формула (11) дає змогу обчислювати апостеріорну ймовірність (функцію правдоподібності) для будь-якої гіпотези (і, таким чином, ймовірність відповідного стану ОІ), але для цього потрібно знати апріорну ймовірність цієї гіпотези, а також нормалізуючу константу $\alpha$. Якщо такої інформації немає, зазвичай приймають, що на початку розрахунків апріорні ймовірності всіх гіпотез однакові, але при цьому має виконуватися та ж сама умова (2).

Розглянемо приклад щодо використання формули (11). Нехай маємо два ТЗС (*K = 2*), які працюють незалежно один від одного. Припустимо, на виходах маємо розподіли свідчень $p\left(E^1|\mathbf{H_n}\right)$ та $p\left(E^2|\mathbf{H_n}\right)$, які зведено в табл. 1, а також наведено зв'язок між свідченнями і гіпотезами (розглядаються чотири гіпотези). Припустимо, що апріорний розподіл цих гіпотез такий: $p\left(\mathbf{H^o}\right) = (0.42; 0.25; 0.28; 0.05)$.

*Таблиця 1*

**Функції правдоподібності**

| Гіпотеза $\mathbf{H_n}$ | $p\left(E^1\|\mathbf{H_n}\right)$ | $p\left(E^2\|\mathbf{H_n}\right)$ |
|---|---|---|
| $H_1$ | 0.35 | 0.10 |
| $H_2$ | 0.26 | 0.44 |
| $H_3$ | 0.35 | 0.40 |
| $H_2$ | 0.70 | 0.0 |

Обчислимо результуючий розподіл ймовірностей для сукупності гіпотез **H**, користуючись даними, одержаними за допомогою двох вказаних ТЗС. Відповідно до таблиці 1 маємо такі векторні функції правдоподібності: $\lambda^1 = (0.35; 0.26; 0.35; 0.70)$; $\lambda^2 = (0.10; 0.44; 0.40; 0.0)$.

Базуючись на (11), маємо

$$p\left(\mathbf{H}|\ \mathbf{E}^1\right) = \alpha \cdot p\left(\mathbf{H^o}\right) \cdot \boldsymbol{\lambda}^1 = \alpha \cdot (.42; .25; .28; .05) \otimes (.35; .26; .35; .7),$$

де позначка $\otimes$ означає операцію почленного перемножування векторів, у результаті якого маємо: $p\left(\mathbf{H}\ |\ \mathbf{E}^1\right) = \alpha \cdot (0.147; 0.065; 0.098; 0.035)$.

Зважаючи на умову (2), одержуємо, що $\alpha = 2.89855$. Тому $p\left(\mathbf{H}\ |\ \mathbf{E}^1\right) = (0.426; 0.188; 0.284; 0.102)$. Далі розраховуємо аналогічно:

$p\left(\mathbf{H}\ |\ \mathbf{E}^1, \mathbf{E^2}\right) = \alpha \cdot (0.0426; 0.0827; 0.1136; 0.0)$.

Обчислюємо величину $\alpha = 4.18585$ й одержуємо такий кінцевий результат: $p\ (\mathrm{H}|\ \mathrm{E}^1, \mathrm{E}^2) = (0.1783; 0.3462; 0.4755; 0.0)$.

Нормалізована нечіткість апріорного розподілу можливостей становить: $\overline{U}\left(P(H_0)\right) = U\left(P(H_0)\right) / \log_2 N = 0.4733$.

Обчислимо нечіткість апостеріорного розподілу можливостей $\overline{U}\left(P(\mathrm{H}|\mathrm{E}^1, \mathrm{E}^2)\right)$. Нормалізована нечіткість апостеріорного розподілу можливостей становить:

$$\overline{U}\left(P(\mathrm{H}\middle|\mathrm{E}^1,\mathrm{E}^2)\right) = U\left(P(\mathrm{H}\middle|\mathrm{E}^1,\mathrm{E}^2)\right) \Big/ \log_2 N = 0.4737 .$$

Аналогічним чином виконуємо обчислення для трьох та більше джерел інформації.

За цим алгоритмом в програмному середовищі MATLAB було проведено моделювання, з використанням генератора випадкових чисел з нормальним законом розподілу ймовірностей. У результаті проведення десяти експериментальних обчислень отримано результати, наведені на рис. 2.

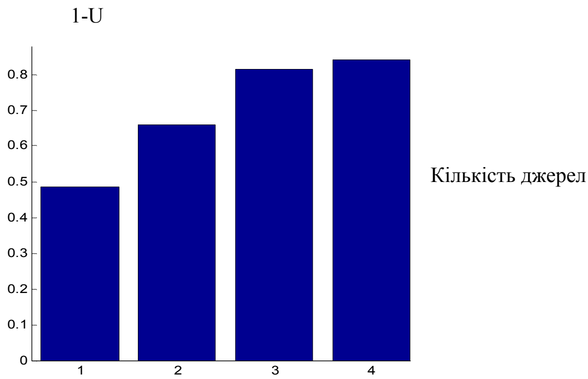


Рис. 2. Результати моделювання

Результати досліджень свідчать про те, що якщо залучити для виконання завдання два джерела і більше, нечіткість даних монотонно зменшується. Тобто зменшується невизначеність ситуації навколо ОІ. У разі використання чотирьох наявних джерел інформації зменшення інформаційної невизначеності щодо ОІ становить менше 20 %. Поєднання байєсовського підходу з оцінюванням невизначеності за Д.Кліром має хороший інструмент для обґрунтованого вибору джерел РІ.

**Висновки.**

Запропоновано та обґрунтовано нову модель інтеграції РІ, в основу якої покладено байєсовський підхід з оцінюванням невизначеності за критерієм нечіткості Д. Кліра. На основі цієї моделі можна інтегрувати інформацію, отриману з різних інформаційних джерел, та одержувати комплексні оцінки про стан ОІ. Перевагою запропонованої моделі є простота обчислень.

Отримані комплексні оцінки можуть бути інформаційною основою для прийняття рішень замовниками і споживачами РІ. Напрями подальших досліджень – вдосконалення моделі інтеграції, враховуючи на апріорну інформацію про достовірність, надійність, компетентність або інші критерії оцінки джерела.


1. *Scholl H. J., Kubicek H., Cimander R., and Klischewski R.,* Process integration, information sharing, and system interoperation in government: A comparative case analysis, Government Information Quarterly, vol. 29, pp. 313-323, 2012. [Електронний ресурс]. – Режим доступу: https://www.ifib-consult.de/publikationsdateien/GIQ-Vol29_Issue3-Scholl_at_al_2012a.pdf.
2. *Crooks A. T., See L. M., Batty M.* The integration of agent-based modelling and geographical information for geospatial simulation. In A. J. Heppenstall, Agent-based models of geographical systems (pp. 219–252). 2012. Dordrecht: Springer. [Електронний ресурс]. – Режим доступу: http://www.academia.edu/download/30662783/chapter12.pdf.
3. *Буров О.* Технології та інновації в діяльності людини ери інформації: людина та ІКТ / ISSN: 2076-8184. Інформаційні технології і засоби навчання, 2015, Том 50, №6. С.1-13. [Електронний ресурс]. – Режим доступу: http://lib.iitta.gov.ua/705141/3/1317-5024-1-PB.pdf
4. *Hall D.L.* Mathematical Techniques in Multisensor Data Fusion / D.L. Hall, S.A.H. McMullen // Artech House, 2004 p. – 449 p.
5. *André C., Le Hégarat-Mascle S., Reynaud R*. Evidential framework for data fusion in a multi-sensor surveillance system / Engineering Applications of Artificial Intelligence. – 2015. – №43. – P. 166–180.
6. *Besombes J., Cholvy L., Dragos V. A.* Semantic-Based Model to Assess Information for Intelligence / AerospaceLab Journal (France, ONERA, AL04-07), Issue 4 - May 2012. – P. 1-8.
7. *Венцель Е.С.* Теория вероятностей / Е.С. Венцель. – М.: Наука, 1969. – 576 с.
8. *Marco A. Pravia, R. K. Prasanth, Pablo O. Arambel, Candy Sidner, Chee-Yee* Chong Generation of a Fundamental Data Set for Hard/Soft Information Fusion / Advanced Information Technologies BAE Systems, Burlington, MA and Los Altos, CA, U.S.A. 2008. [Електронний ресурс]. – Режим доступу: http://isif.org/fusion/proceedings/fusion08CD/papers/1569108037.pdf.
9. *Jeremy Bertomeu and Iván Marinovic* (2016) A Theory of Hard and Soft Information. The Accounting Review: January 2016, Vol. 91, No. 1, pp. 1-20. [Електронний ресурс]. – Режим доступу: https://doi.org/10.2308/accr-51102.
10. *Клір Д.* Системология. Автоматизация решения системных задач / Д. Клір. – М.: Радио и связь, 1990. – 540 с.
11. *Durrant-Whyte H.F.* Multisensor Data Fusion: Lecture Notes / F.H. Durrant-Whyte // Australian Centre for Field Robotics. – Australia, 2006. University of Sydney. NSW 2006.


*Поступила 17.09.2018р.*