DOI:**10.33099/2311-7249/2023-46-1-83-88**

УДК 004.81

***Олександр Вікторович Зайцев** (кандидат технічних наук, доцент)*[1]
***Михайло Олексійович Попов** (доктор технічних наук, професор, член-кореспондент НАН України)*[2]
Сергій Сергійович Стефанцев [3]

[1]Воєнна академія імені Євгенія Березняка, Київ, Україна
[2]Державна установа «Науковий центр аерокосмічних досліджень Землі Інституту геологічних наук Національної академії наук України», Київ, Україна
[3]Воєнна академія імені Євгенія Березняка, Київ, Україна

ПІДХІД ДО ОЦІНЮВАННЯ СТАНУ ОБ'ЄКТІВ НА ОСНОВІ СПІЛЬНОГО ВИКОРИСТАННЯ ПОТОЧНИХ РОЗВІДУВАЛЬНИХ ДАНИХ І ПОПЕРЕДНЬОЇ ІНФОРМАЦІЇ

В сучасних умовах значна частина розвідувальних завдань вирішується шляхом комплексного оброблення даних, отриманих як технічними засобами розвідки, так й когнітивним (аналітичним) шляхом. Як правило, дані від різних типів джерел відрізняються надійністю, точністю, рівнем невизначеності, тобто є гетерогенними. Гетерогенність подібних даних утворює серйозну проблему при їх зведенні та комбінуванні. У статті запропоновано підхід до оцінювання стану об'єктів інтересу розвідки на основі комбінування ймовірнісних даних від різних типів розвідувальних джерел за допомогою модифікованого правила Байеса. Модифікація складається у тому, що часткові ймовірності стану об'єкта інтересу у відношенні правдоподібності розглядаються як випадкові змінні з бета-законом розподілу. В силу властивостей бета-розподілу таким чином значно поширюються можливості моделювання і обробки ймовірнісних даних від технічних засобів розвідки. Передбачається, що кожний технічний засіб розвідки містить у своєму складі зв'язані послідовно приймач, класифікатор і вирішальний блок. Приймач реєструє сигнали, що продукує об'єкт інтересу, ті сигнали обробляються, аналізуються і за підсумками формується відповідна часткова ймовірнісна байесівська оцінка. Для моделювання невизначеності ймовірнісних оцінок людини, заснованих на апостеріорній інформації, використовується інструментарій теорії свідчень Демпстера-Шейфера. Стисло розглянуто математичний інструментарій дослідження, після чого наведено суть запропонованого підходу. Наступними кроками дослідження мають бути технологізація розробленого підходу і розробка його програмного забезпечення.

***Ключові слова**: об'єкт інтересу; оцінювання стану; розвідувальні дані; апостеріорна інформація; модифіковане правило Байеса; теорія свідчень Демпстера-Шейфера.*

Вступ

Постановка проблеми. Успіхи в розробці нових ефективних сенсорів і технологізації інформаційно-пошукових процесів, які демонструються в світі, дозволяють поступово збільшувати обсяг і складність завдань, які воєнній розвідці вдається вирішувати шляхом залучення різноманітних технічних засобів. До таких завдань відносяться виявлення об'єктів, оцінювання їх стану, викриття замаскованих та хибних об'єктів тощо.

Аналіз останніх досліджень і публікацій. Для успішного вирішення подібних завдань воєнна розвідка має цілий набір технічних засобів з арсеналу MASINT, SIGINT, IMINT/GEOINT та ін. [1, 2]. У якості даних, що здобуваються за допомогою технічних засобів розвідки (далі – ТЗР), можуть бути знімки, спектрограми власного або відбитого електромагнітного випромінювання, повідомлення, коди тощо. Дані щодо об'єкта вивчення, отримані за допомогою ТЗР, допомагають сформувати заключення про його тип, стан тощо або прийняти інше рішення щодо об'єкта.

Одним з ефективних шляхів підвищення достовірності такого рішення є залучення раніше відомої інформації або експертних оцінок щодо розглядуваного об'єкта. Однак попередня інформація може бути застарілою, а оцінкам експертів притаманні, принаймні, когнітивні помилки. Таким чином, під час підготовки інформаційних документів використовуються два типи даних – чіткі та однозначні (hard) від ТЗР і дані з елементом невизначеності (soft) від інших джерел. Гетерогенність даних створює серйозну проблему при їх зведенні і комбінуванні.

У статті запропоновано підхід до оцінювання стану об'єктів на основі спільного використання поточних розвідувальних даних і попередньої інформації, в якому проблема гетерогенності даних вирішується за допомогою використання спеціального математичного інструментарію.

Матеріал статті організований наступним чином. В розділі 2 стисло викладено мотивацію на проведення роботи. Методологія, покладена в основу дослідження, описана в розділі 3. Розділ 4 містить опис запропонованого підходу. У розділі 5 наведено висновки.

Мотивація. Будемо під ТЗР розуміти засіб, що містить у своєму складі зв'язані послідовно приймач, класифікатор і вирішальний блок. Приймач реєструє сигнали, що продукує об'єкт інтересу, ті сигнали аналізуються, класифікуються і за підсумками класифікування у вирішальному блоці приймається відповідне рішення.

При вирішенні відносно простих завдань (наприклад, детектування об'єктів) ТЗР часто здатен працювати в автоматичному режимі. Але складні завдання (а оцінювання поточного стану об'єкта є саме таким завданням) потребують іншої організації процесів добування і обробки даних. Зокрема, в подібних випадках до вирішення завдання залучають, як правило, кілька ТЗР, а також є затребуваною деяка інша інформація щодо розглядуваного об'єкта.

Мета статті. У даній статті пропонується вирішення проблеми зведення даних різних типів (hard і soft) шляхом застосування математичного інструментарію теорії Байеса [3] і теорії свідчень Демпстера-Шейфера (далі – ТСДШ) [4]. Наявність такого вирішення обумовила можливість розробити новий підхід до оцінювання поточного стану об'єктів інтересу.

Виклад основного матеріалу дослідження

Математичний інструментарій дослідження. 1. Зведення даних за Байесом. Припустимо, за допомогою N сенсорів вивчається деякий об'єкт, при цьому будь-який n-ий сенсор формує своє бачення поточного стану об'єкта незалежно від інших сенсорів і у такому вигляді:

$$\left\{\left\langle H_1, p_1^{(n)}\right\rangle,...,\left\langle H_k, p_k^{(n)}\right\rangle,...,\left\langle H_K, p_K^{(n)}\right\rangle\right\} \qquad (1)$$

де H_k – гіпотеза про перебування об'єкта в k-му стані; $p_k^{(n)}$ – ймовірність, яка присвоєна гіпотезі H_K за даними n-го сенсора; n=1,2,…,N.

Оскільки кожна гіпотеза має N оцінок ймовірності її реалізації (по числу сенсорів), то постає проблема зведення цих часткових оцінок до одного числа. Згідно з модифікованим правилом Байеса [5], зведена ймовірність гіпотези може бути розрахована за формулою:

$$P_k^{ps} = \left\{1+\left[\frac{P_k^{(pr)}}{1-P_k^{(pr)}}\cdot\frac{\prod_{n=1}^{N}\psi^{(n)}(p_k^{(n)})}{\prod_{n=1}^{N}\psi^{(n)}(\overline{p}_k^{(n)})}\right]^{-1}\right\}^{-1} \qquad (2)$$

де $\psi^{(n)}(\cdot)$ – щільність ймовірностей станів; P_k^{pr} – апріорна ймовірність k-го стану; $\overline{p}_k^{(n)} = \sum_{\substack{i-1 \\ i\neq k}}^{K} p_i^{(n)}$; k=1,2,…K.

У формулі (2) дріб

$$\frac{\prod_{n=1}^{N}\psi^{(n)}(p_k^{(n)})}{\prod_{n=1}^{N}\psi^{(n)}(\overline{p}_k^{(n)})} \qquad (3)$$

складає відношення правдоподібності. В [5] пропонується розглядати ймовірність $p_k^{(n)}$ у відношенні правдоподібності як випадкову змінну з бета-законом розподілу.

Щільність розподілу $\psi()$ змінної p, яка належить до сімейства бета-розподілів, визначається як [6]:

$$\psi(p) = \frac{p^{\alpha-1}\cdot(1-p)^{\beta-1}}{B(\alpha,\beta)}, \qquad (4)$$

де $B(\alpha,\beta) = \frac{\Gamma(\alpha)\cdot\Gamma(\beta)}{\Gamma(\alpha+\beta)}$ – бета-функція; $\Gamma(\cdot)$ – гама-функція; α,β – параметри; $\alpha>0, \beta>0$.

Якщо скористатися бета-розподілом для ймовірності як випадкової величини та зафіксувати значення параметрів α та β, то при відомих часткових ймовірностях і визначеній моделі бета-правдоподібності (symmetric beta likehood model) можна за формулою (2) розрахувати зведену ймовірність для кожної гіпотези.

Скористаємося симетричною моделлю бета-правдоподібності [5], за якою відношення правдоподібності для будь-якої k-ої гіпотези визначається наступним чином:

$$\frac{\psi^{(n)}(p_k^{(n)})}{\psi^{(n)}(\overline{p}_k^{(n)})} = \frac{(p_k^{(n)})^{\alpha_{n-1}}\cdot(1-p_k^{(n)})^{\beta_{n-1}}}{(p_k^{(n)})^{\beta_{n-1}}\cdot(1-p_k^{(n)})^{\alpha_{n-1}}} = \left(\frac{p_k^{(n)}}{1-p_k^{(n)}}\right)^{\alpha_n-\beta_m} \qquad (5)$$

при цьому $\alpha>\beta$.

Враховуючи (5), формула (2) набуває вигляду:

$$P_k^{ps} = \left\{1+\left[\frac{P_k^{(pr)}}{1-P_k^{(pr)}}\cdot\prod_{n=1}^{N}\left(\frac{p_k^{(n)}}{1-p_k^{(n)}}\right)^{\alpha_n-\beta_m}\right]^{-1}\right\}^{-1} \qquad (6)$$

З формули (6) видно, що зведена ймовірність будь-якої гіпотези щодо стану об'єкта визначається:

частковими ймовірностями, які присвоюються цієї гіпотезі ТЗР;

параметрами бета-розподілу;

апріорними ймовірностями можливих станів об'єкта.

Оцінки апріорних ймовірностей можливих станів об'єкта, що розглядається, базуються на двох основних джерелах. Перше джерело – це наявні аналітичні матеріали, пов’язані з даним об’єктом. Друге джерело – відомості, отримані раніше самими різними шляхами. На жаль, в силу різних причин (старіння інформації, ненадійність окремих джерел, неповнота даних тощо) інформація від обох зазначених джерел може бути неточною, неоднозначною й навіть суперечливою. Ефективний математичний апарат для опрацювання подібної інформації розроблений в ТСДШ [4].

2. Теорія свідчень. Ключовим в ТСДШ є поняття «основа аналізу» (далі – ОА). Під ОА розуміють множину з K взаємно незалежних елементів, що разом складають вичерпну групу. У даній роботі у якості елементів ОА розглядаються гіпотези щодо можливих станів об’єкта, а ОА складається з K гіпотез і записується як $\theta = \{H_1, ..., H_k, ..., H_K\}$.

З елементів ОА можуть формуватися більш складні утворення, наприклад, кон’юнкції типу $H_1 \cup H_2$ або ін. Сукупність «всі елементи з ОА» + будь-які кон’юнкції з елементів ОА + «пуста множина» (остання позначається як $\varnothing$) утворюють так звану «показову множину» $P(\theta)$. Показова множина містить 2^θ простих та складних елементів:
$P(\theta) = \{\varnothing, H_1, ..., H_k, ..., H_K, H_1 \cup H_2, H_1 \cup H_3, ..., H_1 \cup H_2 \cup H_3, ..., \theta\}$.

Кожна підмножина H в множині $P(\theta)$ характеризується певним числом $m(H)$, яке називається масою елемента H. Маса $m(A)$ показує ступень суб’єктивної довіри до елемента A з множини $P(\theta)$. Маси елементів $A \subseteq P(\theta)$ задовольняють умовам:

$$\left.\begin{aligned} 0 \le m(A) \le 1; \\ m(\varnothing) = 0; \\ \sum_{A \not\subset P(\theta)} m(A) = 1 \end{aligned}\right\}. \tag{7}$$

Маси елементів показової множини, взяті разом, складають так званий розподіл базових ймовірностей (далі – РБІ). На основі цього розподілу обчислюються дві важливі в ТСДШ функції: функція довіри Bel і функція правдоподібності Pl.

Для всіх $A \subseteq \theta$ функція довіри визначається як

$$Bel(A) = \sum_{B \subseteq A} m(B). \tag{8}$$

Функція довіри $Bel(A)$ показує рівень існуючої підтримки елемента A. Для всіх $A \subseteq \theta$ функція правдоподібності визначається як

$$Pl(A) = 1 - Bel(\overline{A}) = \sum_{B \cap A \neq \varnothing} m(B), \tag{9}$$

де $\overline{A}$ – доповнення до елемента A. Функція правдоподібності $Pl(A)$ показує рівень максимально можливої підтримки елемента A. З визначень (8) і (9) легко побачити, що співвідношення між функціями довіри і правдоподібності таке: $Pl(A) \ge Bel(A)$.

Маса дозволяє характеризувати одним числом не тільки синглтони, а й комбінації з кількох гіпотез, що дуже зручно у процесі роботи з невизначеностями. Проте, у процесі виходу на етап прийняття рішення, досліднику бажано мати окрему оцінку для кожної гіпотези. Щоб реалізувати таку потребу, Ф. Сметс (Ph. Smets), в 1990 році запропонував перетворення [7], за яким отримується, так звана, пігністична ймовірність (від латинського pignus = парі) будь-якого синглтона A з множини ОА ($A \subseteq \theta$):

$$BetP(A) = \sum_{A \in B \subseteq \theta} \frac{|A \cap B|}{|B|} \cdot m(B), \tag{10}$$

де $|B|$ – кардинальне число множини B.

Пізніше в [8] було вказано на такий недолік формули Сметса (10). Справа у тому, що синглтон, для якого обчислюється пігністична імовірність, може також входити до складу деяких багатоелементних підмножин показової множини, й у подібних випадках до базової маси синглтона за формулою (10) додатково включається частка маси кожної зазначеної багатоелементної підмножини. Ця частка береться як маса багатоелементної підмножини, що рівномірно розподілена по всіх її складових елементах. Таким чином, не враховується існуюча різниця в масах між окремими елементами.

В роботах [9, 10] були запропоновані різні шляхи усунення цього недоліку, але найбільш ефективне рішення було нещодавно описано в роботі [11]. Суть його у наступному. Припустимо, $m(A)$ – це РБІ, визначений на множині ОА, а $m(H)$ – це РБІ для підмножини $H \subset P(\theta)$. Тоді удосконалене пігністичне перетворення для елемента A визначається таким чином:

$$NBetP(A) = \gamma R_{Bel} + (1-\gamma) R_{Pl}, \tag{11}$$

де
$$R_{Bel} = \sum_{A \subset H \subset P(\theta)} \left(\frac{m(A)}{\sum_{B \subseteq H} m(B)} \cdot m(H) \right), \tag{12}$$

$$R_{Pl} = \sum_{A \subset H \subset P(\theta)} \left(\frac{Pl(A)}{\sum_{B \subseteq H} Pl(B)} \cdot m(H) \right), \tag{13}$$

γ – коефіцієнт визначеності,

$$\gamma = \sum_{\substack{C \subseteq \theta; \\ |C| = 1}} m(C) \tag{14}$$

На викладених математичних положеннях базується запропонований авторами підхід до оцінювання стану об'єктів.

Запропонований підхід

Розглянемо суть запропонованого підходу за допомогою наступного допоміжного прикладу (рис. 1).

Нехай, є деякий об’єкт Ω з трьома можливими станами $\Pi = (\pi_1, \pi_2, \pi_3)$ і необхідно встановити, у якому саме з них об’єкт Ω перебуває. До виконання цього завдання залучені два ТЗР, які працюють незалежно один від одного. Кожен ТЗР реєструє сигнали об’єкта і формує своє бачення поточного стану об’єкта Ω у вигляді $\left\langle H_k, p_k^{(n)} \right\rangle$, де H_k – гіпотеза про перебування об’єкта в стані π_k; $p_k^{(n)}$ – ймовірність, яка присвоєна гіпотезі H_k за даними n-го ТЗР; k=1,2,3; n=1,2.

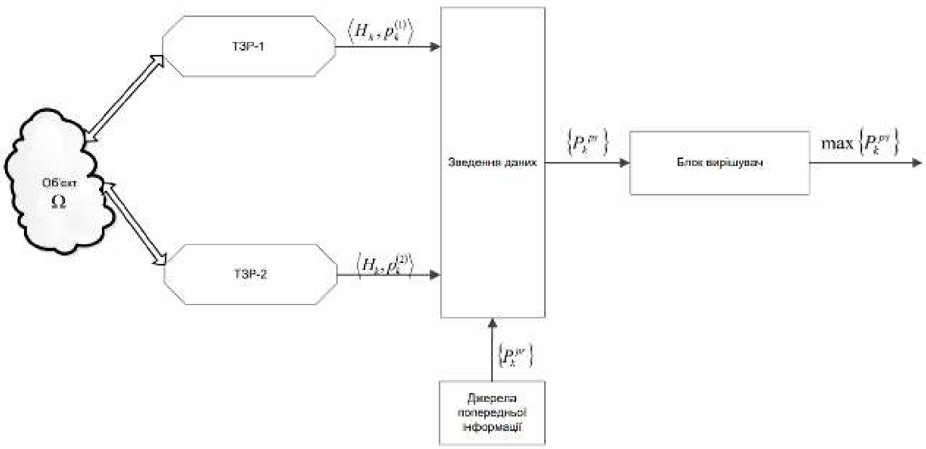

Рис.1. Запропонований підхід до оцінювання стану об'єктів на основі спільного використання поточних розвідувальних даних і попередньої інформації

Щоб вирішити поставлене завдання, необхідно:

1. Отримати бачення поточного стану об’єкта кожним з ТЗР.
2. Мати інформацію щодо апріорних ймовірностей можливих станів об’єкта.
3. Розрахувати зведені ймовірності кожної з гіпотез щодо стану об’єкта.
4. Визначити найбільш ймовірний стан об’єкта.

Часткові ймовірності стану об’єкта Ω. Припустимо, під час вивчення об’єкта інтересу бачення ТЗР виявилось таким:

ТЗР-1: $p_{\pi_1}^{(1)} = 0.8; p_{\pi_2}^{(1)} = 0.1; p_{\pi 3}^{(1)} = 0.1;$

ТЗР-2: $p_{\pi_1}^{(2)} = 0.1; p_{\pi_2}^{(2)} = 0.7; p_{\pi 3}^{(2)} = 0.2;$

Апріорні ймовірності можливих станів об’єкта Ω. Припустимо, результатом вивчення інформації з доступних джерел стали такі маси для станів об’єкта:

$$m(\pi_1) = 0.20;\ m(\pi_2) = 0.15; \quad m(\pi_3) = 0.18;$$

$$m(\pi_1 \cup \pi_2) = 0.25;\ m(\pi_2 \cup \pi_3) = 0.22;$$

Необхідно перейти від нечітких мас до однозначних оцінок апріорних ймовірностей $P_{\pi 1}^{pr}$, $P_{\pi 2}^{pr}$, $P_{\pi 3}^{pr}$. Перехід здійснюється по-кроково за наступною процедурою:

1. За формулою (12) для кожного з можливих станів об’єкта Ω обчислити суму R_{Bel}:

$R_{Bel}(\pi_1) = m(\pi_1) + m(\pi_1 \cup \pi_2) = 0.20 + 0.25 = 0.45$;

$R_{Bel}(\pi_2) = m(\pi_2) + m(\pi_1 \cup \pi_2) + m(\pi_2 \cup \pi_3) =$
$0.15 + 0.25 + 0.22 = 0.62;$

$R_{Bel}(\pi_3) = m(\pi_3) + m(\pi_2 \cup \pi_3) = 0.18 + 0.25 = 0.40$.

2. Визначити функції правдоподібності, користуючись формулою (9):

$Pl(\pi_1) = m(\pi_1) + m(\pi_1 \cup \pi_2) = 0.20 + 0.25 = 0.45$;

$Pl(\pi_2) = m(\pi_2) + m(\pi_1 \cup \pi_2) + m(\pi_2 \cup \pi_3) =$
$0.15 + 0.25 + 0.22 = 0.62;$

$Pl(\pi_3) = m(\pi_3) + m(\pi_2 \cup \pi_3) = 0.18 + 0.25 = 0.40$.

3. За формулою (13) для кожного з можливих станів об’єкта Ω обчислити суми R_{Pl}:

$$R_{Pl}(\pi_1) = m(\pi_1) + \frac{Pl(\pi_1)}{Pl(\pi_1) + Pl(\pi_2)} \cdot m(\pi_1 \cup \pi_1) =$$

$$0.20 + \frac{0.45}{0.45 + 0.62} \cdot 0.25 = 0.305;$$

$$R_{Pl}(\pi_2) = m(\pi_2) + \frac{Pl(\pi_2)}{Pl(\pi_1) + Pl(\pi_2)} \cdot m(\pi_1 \cup \pi_2) +$$

$$\frac{Pl(\pi_2)}{Pl(\pi_2) + Pl(\pi_3)} \cdot m(\pi_2 \cup \pi_3) = 0.15 +$$

$$+ \frac{0.62}{0.45 + 0.62} \cdot 0.25 + \frac{0.62}{0.62 + 0.40} \cdot 0.22 = 0.429;$$

$$R_{Pl}(\pi_3) = m(\pi_3) + \frac{Pl(\pi_3)}{Pl(\pi_2) + Pl(\pi_3)} \cdot m(\pi_2 \cup \pi_3) =$$

$$0.18 + \frac{0.40}{0.62 + 0.45} \cdot 0.22 = 0.266.$$

4. Обчислити коефіцієнт визначеності за формулою (14):

$$\gamma = m(\pi_1) + m(\pi_2) + m(\pi_3) = 0.20 + 0.15 + \\ + 0.18 = 0.53$$

5. Користуючись формулою (11), розрахувати апріорні ймовірності станів об'єкта Ω через відповідні пігністичні ймовірності:

$$P_{\pi_1}^{pr} = NBetP(\pi_1) = 0.53 \cdot 0.343 + 0.47 \cdot 0.303 = \\ = 0.325;$$

$$P_{\pi_2}^{pr} = NBetP(\pi_2) = 0.53 \cdot 0.357 + 0.47 \cdot 0.429 = \\ = 0.391;$$

$$P_{\pi_3}^{pr} = NBetP(\pi_3) = 0.53 \cdot 0.300 + 0.47 \cdot 0.266 = \\ = 0.284.$$

Зведені ймовірності кожної з гіпотез щодо стану об'єкта. Розрахунки здійснюються за формулою (6). Приймемо, що показник ступеню у формулі (6) дорівнює $\alpha - \beta = 0.5$, і проводимо розрахунки:

$$P_1^{ps} = \left\{1 + \left[\frac{P_1^{(pr)}}{1 - P_1^{(pr)}} \cdot \prod_{n=1}^{2} \left(\frac{p_1^{(n)}}{1 - p_1^{(n)}}\right)^{0.5}\right]^{-1}\right\}^{-1} =$$

$$= \left\{1 + \left[\frac{0.325}{1 - 0.325} \cdot \left(\frac{0.8}{1 - 0.8}\right)^{0.5} \cdot \left(\frac{0.1}{1 - 0.1}\right)^{0.5}\right]^{-1}\right\}^{-1} =$$

$$= 0.32;$$

$$P_2^{ps} = \left\{1 + \left[\frac{0.391}{1 - 0.391} \cdot \left(\frac{0.1}{1 - 0.1}\right)^{0.5} \cdot \left(\frac{0.7}{1 - 0.7}\right)^{0.5}\right]^{-1}\right\}^{-1} =$$

$$= 0.24;$$

$$P_3^{ps} = \left\{1 + \left[\frac{0.284}{1 - 0.284} \cdot \left(\frac{0.1}{1 - 0.1}\right)^{0.5} \cdot \left(\frac{0.2}{1 - 0.2}\right)^{0.5}\right]^{-1}\right\}^{-1} =$$

$$= 0.07.$$

Найбільш ймовірний стан об'єкта визначається тією гіпотезою $H_{k^\cdot}$, яка має найбільшу серед інших зведену імовірність:

$$P_{k^\cdot}^{ps} = \max_{k=1,2,..3} \left\{P_k^{ps}\right\} = \left|k^\cdot = 1\right| = P_1^{ps}.$$

Тобто, найймовірніше, що об'єкт Ω перебуває у стані π_1.

У підсумку відзначимо, що хоча суть підходу було викладено за допомогою допоміжного числового прикладу, це не заважає використовувати розроблений підхід до оцінювання стану об'єктів в умовах будь-якої кількості станів і чисельності залучених ТЗР.

Висновки й перспективи подальших досліджень

Таким чином, в статті запропонований підхід до оцінювання стану об'єктів на основі спільного використання поточних розвідувальних даних і попередньої інформації. Проблема, обумовлена гетерогенністю і невизначеністю зазначених даних, вирішується за допомогою математичного апарату теорії Байеса і теорії свідчень Демпстера-Шейфера. Суть розробленого підходу висвітлено на основі допоміжного прикладу.

Подальші дослідження мають бути спрямовані на технологізацію розробленого підходу і розробку його програмного забезпечення.

Література

1. HUMINT, Commanders Guide to Human Intelligence: HANDBOOK. U.S. Army Intelligence Center of Excellence, 2012, № 12–17, 42 p. **2. Doctrine,** JP 2-0 Joint Intelligence. Publ. of the U.S. Army, 22 October 2013. 144 p. **3. Ash R. B.** Basic Probability Theory. New York: Dover Publications, 2008. 337 p. **4. Shafer G. A.** Mathematical Theory of Evidence. Princeton: Princeton University Press, 1976. 297 p. **5. Krzystofowicz R., Long D.** Fusion of Detection Probabilities and Comparison of Multisensor Systems. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems*. 1990. Vol. 20. № 3. P. 665–677. DOI: 10.1109/21.57281. **6. Krishnamoorthy K.** Handbook of Statistical Distributions. Boca Raton, FL : Chapman & Hall / CRC, 2006. P. 195–206. **7. Smets Ph.** Constructing the pignistic probability function in a context of uncertainty. In: Uncertainty in Artificial Intelligence / M. Henrion, J. F. Lemmer, L. N. Kanal, R. D. Shachter (Eds). Amsterdam : North Holland. Vol. 5. 1990. P. 29–39. **8. Daniel M.** Probabilistic Transformations of Belief Functions / L. Godo (Ed.): ECSQARU 2005, LNAI 3571. Heidelberg: Springer-Verlag, 2005. P. 539–551. **9. Cobb B. R., Shenoy P. P.** A comparison of methods for transforming belief functions models to probability models. In: Symbolic and quantitative approaches to reasoning with uncertainty (ECSQARU 2003); Lecture Notes in Artificial Intelligence – 2711. T.D. Nielsen, N.L. Zhang (Eds). Berlin : Springer-Verlag, 2003. P. 255–266. **10. Deng Z., Wang J.** Conflicting evidence combination method based on evidence distance and belief entropy. 2020 IEEE International Conference on Networking, Sensing and Control (ICNSC). 2020. P. 1–6. DOI: 10.1109/ICNSC48988.2020.9238076. **11. Zhao Y. X., Jia R. F., Liu C.** Transformation method of decision-making probability based on the certainty degree. *Journal of Harbin Engineering University.* 2015. Vol. 36. № 6. P. 801–804.

AN APPROACH TO THE STATE OF THE OB'ECTS ASSESSING BASED ON THE USING CURRENT INTELLIGENCE DATA AND PREVIOUS INFORMATION

Oleksandr Zaitsev (candidate of technical sciences, associate professor)[1]
Mykhailo Popov (doctor of technical sciences, professor, NAS Corresponding Member)[2]
Serhii Stefantsev[3]

[1]Military Academy named after Yevheniy Bereznyak, Kyiv,Ukraine
[2]State Institution "Scientific Centre for Aerospace Research of the Earth of the Institute of Geological Sciences of the National Academy of Sciences of Ukraine", Kyiv, Ukraine
[3]Military Academy named after Yevheniy Bereznyak, Kyiv,Ukraine

In modern conditions, a significant part of intelligence tasks is solved by complex processing of data obtained both by technical means of intelligence and by cognitive (analytical) means. As a rule, data from different types of sources differ in reliability, accuracy, and level of uncertainty, i.e. they are heterogeneous. The heterogeneity of such data creates a serious problem when combining and combining them. The article offers an approach to assessing the state of objects of intelligence interest based on combining probabilistic data from different types of intelligence sources using a modified Bayes rule. The modification consists in the fact that partial probabilities of the state of the object of interest in relation to likelihood are considered as random variables with the beta distribution. Due to the properties of the beta distribution, the possibilities of modeling and processing probabilistic data from technical intelligence tools are significantly expanded in this way. It is assumed that each technical means of intelligence contains in its composition a receiver, a classifier and a decisive block connected sequentially. The receiver registers signals that produce an object of interest, those signals are processed, analyzed, and a corresponding partial Bayesian probability estimate is formed based on the results. The Dempster-Schafer evidence theory toolkit is used to model the uncertainty of human probabilistic estimates based on a posteriori information. The mathematical tools of the study are briefly considered, after which the essence of the proposed approach is presented. The next steps of research should be the technologization of the developed approach and the development of its software.

Key words: *object of interest, state assessment, intelligence, a posteriori information, modified Bayes rule, Dempster-Schaefer evidence theory.*

References

1. HUMINT (2012). Commanders Guide to Human Intelligence: HANDBOOK. U.S. Army Intelligence Center of Excellence, 12–17, 42. **2. Doctrine (**22 October 2013). JP 2-0 Joint Intelligence / Publ. of the U.S. Army, 144. **3. Ash, R. B.** Basic Probability Theory. New York: Dover Publications, 2008. 337. **4. Shafer, G. A.** Mathematical Theory of Evidence. Princeton: Princeton University Press, 1976. 297. **5. Krzystofowicz, R., Long, D. (**1990). Fusion of Detection Probabilities and Comparison of Multisensor Systems. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems, 20, 3, 665–677. DOI: 10.1109/21.57281. **6. Krishnamoorthy, K.** (2006). Handbook of Statistical Distributions. Boca Raton, FL: Chapman & Hall. CRC, 195–206. **7. Smets, Ph.** (1990). Constructing the pignistic probability function in a context of uncertainty. In: Uncertainty in Artificial Intelligence, 5, / M. Henrion, J. F. Lemmer, L. N. Kanal, R. D. Shachter (Eds). Amsterdam: North Holland; 29–39. **8. Daniel, M.** Probabilistic Transformations of Belief Functions / L. Godo (Ed.): ECSQARU 2005, LNAI 3571. Heidelberg: Springer-Verlag. 2005, 539–551. **9. Cobb, B. R., Shenoy, P. P.** (2003). A comparison of methods for transforming belief functions models to probability models / In: Symbolic and quantitative approaches to reasoning with uncertainty (ECSQARU 2003); Lecture Notes in Artificial Intelligence – 2711. T.D. Nielsen, N.L. Zhang (Eds). Berlin: Springer-Verlag, 255–266. **10. Deng, Z., Wang, J.** (2020). Conflicting evidence combination method based on evidence distance and belief entropy / 2020 IEEE International Conference on Networking, Sensing and Control (ICNSC), 1–6. DOI: 10.1109/ICNSC48988.2020.9238076. **11. Zhao, Y. X., Jia, R. F., Liu, C.** (2015). Transformation method of decision-making probability based on the certainty degree / Journal of Harbin Engineering University, 36, 6, 801–804.