

випадку, хоча відсоток правильно реконструйованих об'єктів з усього одного фото досягає 70%, при відновленні масштабних об'єктів розміром 10-40 метрів (величина бази даних для навчання не вказана).

Існує велика кількість методів які дозволяють усунути процес навчання:

- 1) методи ентропії,
- 2) кластеризації,
- 3) методи врахування відтінків сірого та гістограм,
- 4) методи побудовані на локальних порогах,
- 5) методи атрибутів,
- 6) методи піксельної кореляції.

Ці інструменти добре себе проявляють при реконструкції з серії фотографій, але практично не дають приросту в швидкості при роботі з однією фотографією.

Висновок. Проблема тривимірного опрацювання зображень є однією з ключових проблем комп'ютерного зору, а описана в статті задача реконструкції дасть змогу одержати максимум інформації з зображення.

1. D. Scharstein and R. Szeliski, "A taxonomy and evaluation of dense two-frame stereo correspondence algorithms," International Journal of Computer Vision (IJCV), vol. 47, 2002.
2. A. Saxena, M. Sun, and A. Y. Ng, "Learning 3-d scene structure from a single still image," in ICCV workshop on 3D Representation for Recognition (3dRR-07), 2007.
3. A. Saxena, S. H. Chung, and A. Y. Ng, "Learning depth from single monocular images," in Neural Information Processing Systems (NIPS) 18, 2005.
4. Doyle W. Operations useful for similarity invariant pattern recognition. // Journal ACM. 1962. Vol. 9, № 2. С. 259-267

Поступила 1.10.2015р.

УДК 004.9

М.М. Кляп, УАД, м.Львів

РОЗРОБКА АЛГОРИТМУ РЕАЛІЗАЦІЇ ПРОЦЕСУ ПРОГНОЗУВАННЯ

Вступ

Першою з компонент, що використовується в системі прогнозування подій для комплексу управління *DTP*, є модель $M(OPr_i)$, що формує вхідну інформацію, на основі якої в моделі $M(PPr_i)$ реалізується прогноз. Така модель описує події та дані, які можна вважати такими, що обумовлюють виникнення випадкових подій. Будь яка випадкова подія, в залежності від її

складності, описується деякою сукупністю параметрів. Модель $M(PRr_i)$, по своїй суті, рішає задачу визначення, по можливості, максимальної кількості параметрів, що характеризують подію Vp_i , яку передбачається прогнозувати. Таким чином, процес прогнозу інтерпретується як процес, що перетворює вхідні дані, що поступають з $M(OPr_i)$ в $M(PRr_i)$, в дані, які представляють собою сукупність параметрів, що описують Vp_i . Формально, це перетворення описується, як:

$$Vp_i(\xi_{i1}, \dots, \xi_{im}) = M[PR_i(x_{i1}, \dots, x_{im})],$$

де ξ_{ij} - параметри, що описують Vp_i , x_{ij} - параметри, що сформовані на виході $M(OPr_i)$.

Мета роботи – дослідити моделі прогнозування та розробити алгоритм їх реалізації.

Виклад основного матеріалу

Особливістю задачі, що розглядається є те, що Vp_i не є довільною подією. Ця подія характеризується наступними аспектами:

- Подія Vp_i представляє собою негативну подію по відношенню до процесу DTP ,
- Зовнішня модель $M(ZPr_i)$, яка повинна використовувати подію Vp_i , представляє собою сукупність процесів ZPr_i , які певним чином взаємодіють з Vp_i ,
- Взаємодія ZPr_i з Vp_i полягає у протидії події Vp_i , яка може приймати різні форми.

По суті, модель $M(ZPr_i)$ по відношенню до DTP можна розглядати, як систему безпеки, що захищає систему управління DTP від інегативного впливу випадкових зовнішніх факторів, що проявляються у вигляді події Vp_i . Це означає, що попередньо відома інформація про можливі Vp_i . В протилежному випадку, не було би можливим сформувати модель $M(ZPr_i)$. Наявність інформації про можливі Vp_i означає, що апіорі відомим може бути наступне:

- дані про окремі параметри Vp_i та їх значення,
- дані про структуру окремих фрагментів Vp_i ,
- дані про можливі способи взаємодії Vp_i з елементами системи безпеки DTP , або моделі $M(ZPr_i)$.

Наведені вище особливості в певній мірі характерні для моделі прогнозування $M(PRr_i)$ та моделі, що описує формування вхідних даних для $M(PRr_i)$, або моделі $M(OPr_i)$. Коротко розглянемо, як приведені особливості відображаються в $M(OPr_i)$ та $M(PRr_i)$.

Відомо, що фактори, які обумовлюють виникнення вхідних даних для OPr_i в зовнішньому середовищі існують постійно. Виникнення Vp_i в оточуючому середовищі є можливим в тому випадку, коли параметри, що характеризують Vp_i , приймають певні значення. Наступними особливостями

моделі $M(OPr_i)$ є:

- Модель $M(OPr_i)$ повинна враховувати той факт, що апіорі, відомі певні дані про можливість Vp_i ,
- В рамках моделі повинні, в першу чергу, формуватися такі параметри та інші дані про параметри Vp_i , які можуть бути предвісниками виникнення Vp_i ,
- Дані, що поступають на вхід $M(OPr_i)$, повинні в рамках моделі розділятися на дані, що можуть мати відношення до Vp_i та дані, які такого відношення не мають.

Друга і третя особливості, що мають місце для $M(OPr_i)$, відрізняються наступним. В третьому випадку $M(OPr_i)$ розділяє параметри зовнішніх факторів на ті, що мають відношення до можливих Vp_i . В другому випадку, серед параметрів, що можуть мати відношення до Vp_i , визначаються такі, які можуть бути предвісниками виникнення Vp_i . Дані, що необхідні для розв'язку цих задач, можуть бути не точними. Тому, в $M(OPr_i)$ повинен реалізуватися алгоритм, який орієнтований на обробку даних, що носять характер випадковий і по вибраних параметрах носять ймовірнісний характер. Проводити аналіз довільних випадкових даних є мало конструктивно. Тому, розглянемо можливі обмеження на відповідні дані, що дозволять їх віднести до одного з класів випадкових процесів.

Одним з класів даних, для яких аналітичний апарат є досить розвинутим, є дані, що описуються марківськими процесами [1,2]. Основною особливістю марківських процесів є те, що для їх характеристики достатньо знати лише двохвимірні закони розподілу. Це означає, що відповідний процес, який позначається функцією $F(t)$, розглядається в початковий момент t_i та в майбутній момент t_{i+1} , при цьому, $t_i \leq t_{i+1}$. Тоді, ординати можна визначати, як $x = u(t_i)$ та $y = u(t_{i+1})$. Випадок, коли процес розглядається у великій кількості моментів часу, то відповідні аргументи будуть позначатися у наступному вигляді: $x_1 = u(t_1), \dots, u(t_n)$. Важливою характеристикою марківських процесів, в цьому випадку, є незалежність густини ймовірностей ординат $f(x_i)$. тоді, можна записати, що $f(x_1, \dots, x_n) = \prod_{i=1}^n f(x_i)$. Густина ймовірностей марківського процесу $u(t)$ виражається через умовну двохмірну густину ймовірності типу $f(x_i|x_{i-1})$ і густину ймовірності $f(x_1)$ першої ординати. З точки зору практичного використання цього підходу, важливим аргументом є наявність для таких процесів математичної моделі, в якості якої служить перше і друге рівняння Колмогорова [3], яке описується співвідношенням:

$$\frac{\partial f}{\partial \tau} + \frac{\partial}{\partial y} [a(\tau, y)f] - \frac{1}{2} \frac{\partial^2}{\partial y^2} [b((\tau, y)f)] = 0$$
$$\frac{\partial f}{\partial t} + a(t, x) \frac{\partial f}{\partial x} - \frac{1}{2} b(t, x) \frac{\partial^2 f}{\partial x^2} = 0 ,$$

де f - функція, що описує умовну густину ймовірності.

Використання цього підходу дозволяє визначити ймовірність досягнення границі значення відповідною випадковою функцією. А також можливим є визначення закону розподілу часу перебування випадкової функції за границями заданої області. До моменту досягнення функцією $u(t_i)$ заданих границь, остання повинна задовільняти тим властивостям, що відповідають випадку, коли границь не має. Тому, умовна ігустина ймовірності повинна задовільняти другому диференціальному рівнянню Колмогорова.

Для практичного використання алгоритму, що ґрунтується на використанні другого рівняння Колмогорова, необхідно прийняти функцію, що описує статистичний випадковий процес $u(t)$. Розв'язок відповідного другого рівняння Колмогорова приводить до використання функцій Вебера [4].

Завдяки визначенню інтервалів часу, коли можуть появитися дані, значення яких виходять за встановлені границі, в рамках $M(OPr_i)$ стає можливим передавати в модель прогнозування тільки ті дані, які можуть виявитися носіями події, що повинні передбачатися. Тому, більш детально зупинимося на реалізації алгоритму прогнозування події Vp_i . В рамках такого алгоритму необхідно реалізувати елементи, що здійснюють модифікацію відповідного алгоритму.

Алгоритм прогнозування $Al(PR_i)$, який реалізується в рамках моделі $M(PPr_i)$, представляє собою одну з можливих реалізацій відповідної моделі. В рамках даної роботи розглядаються алгоритми прогнозування, що ґрунтуються на використанні многочленів Грамма. Крім процесів модифікації алгоритму прогнозування, в рамках $M(PPr_i)$ необхідно розв'язувати задачу визначення точності прогнозування. Зрозуміло, що розв'язок цієї задачі необхідний для того, щоб можна було сформулювати умови активізації процесів модифікації алгоритму прогнозування $Al(PR_i)$, оскільки модифікація потрібна лише в тому випадку, коли робота алгоритму прогнозування перестає відповідати заданим вимогам. Таким чином, модель прогнозування розширяється наступними додатковими функціями та описується наступним співвідношенням:

$$M(PPr_i) = F[\varepsilon(PR_i), m(PR_i)],$$

де $\varepsilon(PR_i)$ - функція визначення точності результатів прогнозу, $m(PR_i)$ - функція модифікації процесу прогнозування. Функція $\varepsilon(PR_i)$ ґрунтується на використанні процесів тестування відповідної функції прогнозування. Для того, щоб можна було коректно реалізувати процеси тестування, необхідно визначитися, хоча би в певному наближенні, з причинами виникнення помилок в процесі прогнозування. До можливих причин виникнення неточностей, або похибок в процесах прогнозування можна віднести наступні фактори:

- Зміни, що відбуваються в рамках моделі $M(OPr_i)$, або в процесах, що обумовлюють виникнення випадкових подій типу Vp_i ,
- Зміни, що виникають в рамках моделі $M(ZPr_i)$, яка є споживачем

даних про Vp_i ,

- Оскільки процес PR_i , по своїй суті, не є детермінованим, то, при його реалізації, можуть виникати відхилення, які, в більшості випадків, відносяться до методичних похибок, або до похибок, що обумовлені вибраною методикою прогнозування.

Зміни, що відбуваються в рамках $M(OPr_i)$, в значній мірі пов'язані з процесами попереднього, або вступного аналізу вхідних даних, які подаються на вхід алгоритму $Al_i(OPr_i)$, які представляють собою одну з можливих реалізацій процесу функціонування моделі $M(OPr_i)$. В цьому випадку, один з методів модифікації моделі $M(OPr_i)$ полягає у переході від одного алгоритму реалізації процесу в $M(OPr_i)$ до іншого алгоритму, що записується у вигляді:

$$M^*(OPr_i) = Al_i(OPr_i) \rightarrow Al_j(OPr_i).$$

В даному випадку, модифікація моделі є умовна, оскільки використовуються різні алгоритми реалізації процесів OPr_i . Завдяки використанню уявлень про марківські процеси, яким відповідають процеси, що генерують вхідні дані $\{x_{i1}, \dots, x_{in}\}$, що подаються на вхід $M(OPr_i)$, існує можливість визначити сукупність вхідних даних, що виходять за встановлені границі. В цьому випадку існує можливість перевірити, чи вхідні дані відповідають умовам, при яких можна їх вважати даними, що описуються марковськими процесами. На основі другої теореми Дуба, можна перевірити, чи вхідні дані, що поступають на вхід моделі $M(OPr_i)$, відповідають умовам, що характеризують марківський процес [5]. Таким чином, іще одним алгоритмом, що може реалізовуватися в $M(OPr_i)$, для виявлення причин виникнення можливої похибки прогнозування, необхідно виконувати наступні дії:

- Провести перевірку, чи вхідна послідовність даних представляє собою нормальний стаціонарний процес,
- Провести перевірку, чи відповідний процес має дробову-раціональну спектральну густину,
- Виконати приведені перевірки з усіма компонентами вхідних даних, які інтерпретуються, як багатомірний марківський процес.

Незважаючи на те, що події Vp_i є випадковими, оскільки вони прогноуються в рамках моделі $M(PPr_i)$, на їх параметри можуть впливати зміни в умовах функціонування процесів, що використовують відповідні Vp_i . Очевидно, що такий вплив є умовним і його більш коректно називати псевдовпливом, оскільки він не проявляється фізичною дією тих, чи інші факторів з ZPr_i на процеси PPr_i , чи тим більше на процеси OPr_i . Така залежність полягає у тому, що в ZPr_i можуть змінюватися умови використання Vp_i , що уже безпосередньо може бути пов'язане з параметрами Vp_i , які забезпечуються моделями $M(PPr_i)$, чи $M(OPr_i)$. Наприклад, якщо одним з параметрів, що характеризує Vp_i і визначається умовами $M(ZPr_i)$, є інтервал часу Δt_i , на протязі якого може з'явитися Vp_i і у випадкові моменти

цього інтервалу часу, то в ZPr_i може виникнути ситуація, при якій величина Δt_i повинна зменшитися. Такі зміни характерні для задач, що розглядаються в рамках даної роботи, якими є задачі захисту системи управління DTP від негативних зовнішніх факторів, що виникають в зовнішньому, по відношенню до DTP середовищі. Процеси ZPr_i , в цьому випадку, представляють собою процеси протидії атакам, що ініціюються в рамках системи управління DTP . Виникнення змін до вимог інтервали часу Δt_i , на протязі якого необхідно виявити Vp_i , якщо останні появляються, може обумовлюватися інтервалом часу, на протязі якого функціонує той, чи інший фрагмент технологічного процесу.

Іншим прикладом може служити параметр, що характеризує інтервал часу Δt_i , на протязі якого подія Vp_i може існувати. В прийнятій інтерпретації, цей параметр Vp_i може означати час дії атаки типу DOS на інформаційну систему управління, яка має канал виходу до мережі Internet. В залежності від величини Δt_i , модель $M(ZPr_i)$ може заблокувати відповідний канал, або реалізувати протидію цій атаці шляхом зміни вхідної адреси каналу, чи протидія атаці DOS іншими способами. З приведеного вище прикладу виникає, що процеси PRr_i , які реалізуються в $M(PRr_i)$, повинні забезпечувати визначення як можна більшої кількості параметрів у Vp_i , які прогнозуються. Це дозволяє системі захисту, що описується моделлю $M(ZPr_i)$, більш ефективно протидіяти негативним зовнішнім втручанням.

В рамках досліджуваної моделі прогнозування, розширення параметрів Vp_i може забезпечуватися модифікацією, яка полягає у реалізації процесу прогнозу не по одній змінній x_i , що використовується у відповідному многочлені, а по набору ряду змінних $\{x_{i1}, \dots, x_{in}\}$, кожна з яких ідентифікує окремий параметр Vp_i . Це потребує розв'язку задачі розпізнавання типу атаки, завдяки чому, стає можливим виявляти параметри Vp_i , по відношенню до яких необхідно розв'язувати задачу прогнозування. Оскільки, в більшості випадків систем захисту, або моделі $M(ZPr_i)$ відомі типи атак, що можуть здійснюватися зовнішніми негативними факторами, то є можливим встановлювати параметри, що визначають події Vp_i , які система прогнозування $S(PRr_i)$ повинна використовувати, для ідентифікації тих, чи інших Vp_i . В цьому випадку, процес прогнозування може реалізовуватися в рамках одного періоду прогнозу багаторазово, де кількість циклів прогнозування залежить від кількості параметрів, що характеризують Vp_i та які є необхідними для ZPr_i . Такий підхід є найбільш простим, але він приводить до не завжди обґрунтованого перенавантаження моделі прогнозування $M(PRr_i)$. Щоб уникнути цього, використовуються моделі загроз $M(Za_i)$, увлення про моделі атак $M(At_i)$ та інші дані, які дозволяють по обмеженій кількості параметрів Vp_i визначати інші параметри, які є необхідними для коректного функціонування моделі $M(ZPr_i)$. Якщо Vp_i розпізнана, то це означає, що можна говорити про модель Vp_i . Очевидно, що про модель Vp_i можна говорити лише в тому випадку, коли Vp_i

характеризується не менше ніж двома параметрами, оскільки тоді можна говорити про встановлення залежності між ними $x_i = f(x_j)$. Наявність такої залежності, незалежно від способу її представлення дозволяє говорити про існування $M(Vp_i)$, що можуть характеризувати Vp_i , вимагає розширення початкового аналізу в рамках $M(OPr_i)$. Такий аналіз вхідних даних може проводитися на основі параметрів цих даних, які мінімально пов'язані з інтерпретацією можливих подій Vp_i , які прогнозуються в $M(PPr_i)$. Ця умова визначає розподіл інтерпретаційних описів процесу, який починається в $M(OPr_i)$ та закінчується в $M(ZPr_i)$. Дотримання цієї умови дозволяє уникнути ситуації, яка полягає у нерівномірному функціональному навантаженні окремих компонент системи $S(Pr_i)$, або моделей $M(OPr_i)$, $M(RPr_i)$ та $M(ZPr_i)$. Розподіл функціонального навантаження на різні моделі дозволяє оптимізувати процес, в цілому, по відношенню критерію адекватності процесів захисту до процесів, що реалізуються в рамках загроз, чи в рамках зовнішніх негативних факторів.

Виходячи з приведеного вище, приймемо наступний розподіл інтерпретації даних та інтерпретації процесів, що реалізуються в рамках системи аналізу, розпізнавання та ідентифікації зрвнішніх негативних факторів системи упв, що діють наавління *DTP*.

1. Попередній аналіз вхідних даних, що реалізується моделлю $M(OPr_i)$, полягає у наступному:
 - Розпізнаванні ймовірнісних характеристик вхідних даних, які приймаються випадковими,
 - Встановлення випадкових залежностей між окремими наборами вхідних даних, які розподілені на основі встановлення ймовірнісних характеристик,
 - Визначення граничних значень в множині однорідних вхідних даних.
2. Процеси прогнозування, які реалізуються в рамках моделі $M(RPr_i)$ і полягають у наступному:
 - Прогнозування Vp_i по кожному з параметрів, які характеризують Vp_i та визначаються моделлю, що використовує відповідні дані прогнозу,
 - Встановлення залежностей між окремими параметрами, що характеризують Vp_i ,
 - Прогнозування можливих змін у вимогах до характеристик процесу прогнозування,
3. Зовнішні процеси, які використовують дані, для розв'язку власних задач, що реалізуються в рамках моделі $M(ZPr_i)$, полягають у наступному:

- Узгодження даних про Vp_i з задачами. Які необхідно розв'язувати у відповідності з визначеними цілями,
- Розширене розпізнавання Vp_i , яке полягає у встановленні закономірностей виникнення Vp_i , або рпзізнаванні небезпек, що породжують Vp_i ,
- Встановлення зв'язку відповідних Vp_i з об'єктом, по відношенню до якого така подія виникає, або може здійснити негативний вплив,
- Протидія встановленому типу впливу Vp_i на процеси, які захищаються,
- Модифікація вимог до системи прогнозування, в цілому.

На рис. 1 приведено блок-схему організації процесу прогнозування події Vp_i . Використовуються наступні позначення та скорочення:

- *ARD* – аналіз функції розподілу вхідних даних,
- *RDP* – розподіл даних по параметрах прогнозування та по параметрах випадкових подій,
- *AVD* – аналіз виходу вхідних даних за встановлені граничні значення,
- *FSN* – формування статистичних виборок,
- *ABP* – аналіз базових параметрів,
- *PBP* – прогнозування по вибраному базовому параметру,
- *VP* – перевірка, чи виникла випадкова подія,
- *PNC* – перехід на наступний цикл обробки вхідних даних,
- *FSP*- формування додаткових параметрів випадкових подій,
- *AFZ*- аналіз наявності функціонального зв'язку між параметрами події,
- *VFZ* – встановлення функціональної залежності між параметрами випадкової події,
- *RTV*- розпізнавання типу випадкової події,
- *ITP* – ідентифікація типу події,
- *PPK* – передача події, для її використання,
- *RB* – перевірка, чи є рекомендації по вибору базового параметру прогнозування,
- *VBP* – встановлення базового параметру,
- *AAF* – аналіз можливості використання апріорних функцій, для опису залежностей між параметрами події,
- *VAF* – вибір апріорних функцій,
- *FOV* –формування образу події,

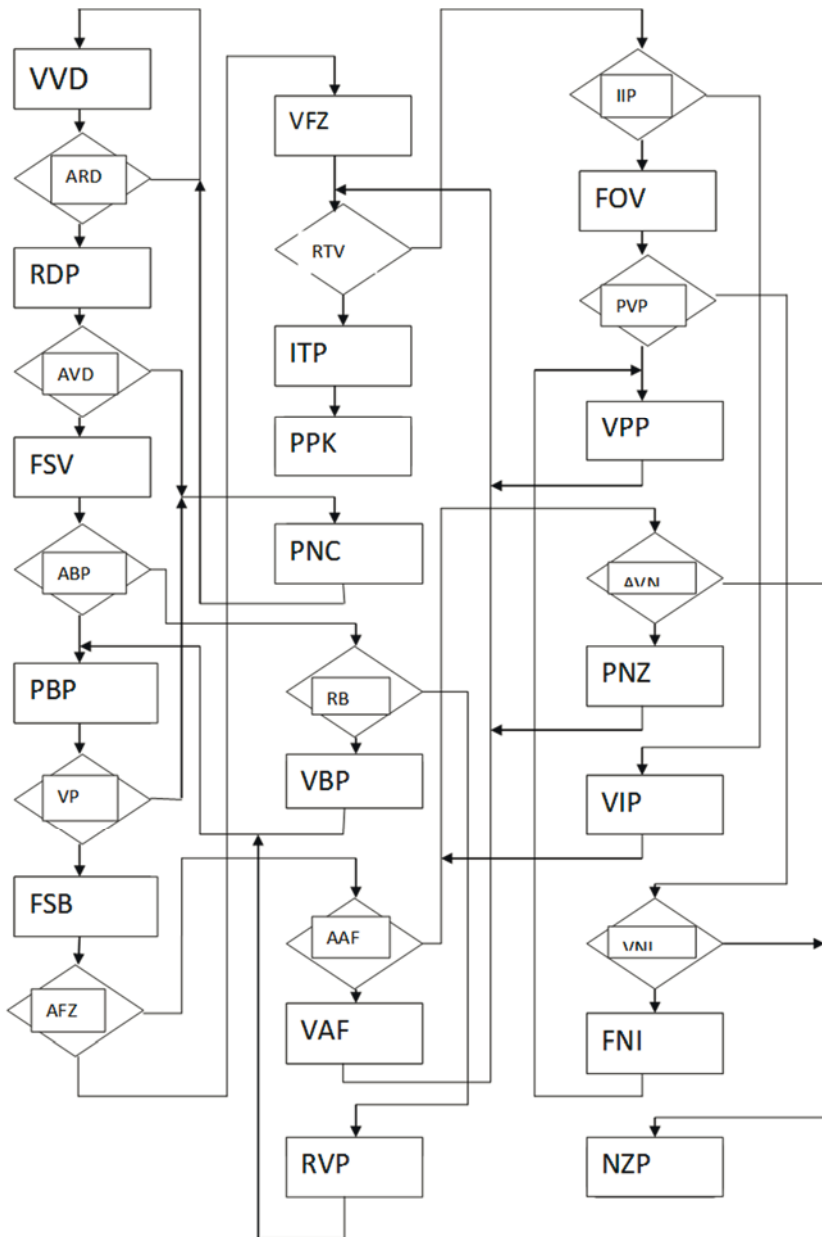


Рис. 1. Функціональна схема реалізації процесу прогнозування в рамках системи прогнозування.

- *IIP* – перевірка, чи існує інтерпретація події,
- *PVP* – перевірка, чи в образі події визначено базовий параметр прогнозування,
- *VPP* – виділення параметру події,
- *ANV* – перевірка, чи можна для опису звязку між параметрами події використати номограму,
- *NZP* – некоректне завершення прогнозування,
- *VIP* – вивід інтерпретації події,
- *PNZ* – побудова номографічної залежності,
- *VNI* – перевірка, чи можна вивести модифіковану інтерпретацію події,
- *FNI* – формування нової інтерпретації,
- *BVP* – разовий вибір базового параметра.

Висновки

Приведена на рис. 1 функціональна блок-схема ілюструє процеси реалізації прогнозування, що реалізуються в рамках моделей $M(OPr_i)$ та $M(RPr_i)$. Оскільки, результати роботи алгоритмів моделі $M(RPr_i)$ тісно повязані з результатами роботи моделі $M(OPr_i)$, то в рамках даної функціональної схеми, процеси, що відбуваються в $M(RPr_i)$ та $M(OPr_i)$, не розділені явним чином. Це обумовлюється тим, що сумісне функціонування $M(OPr_i)$ та $M(RPr_i)$ реалізується в рамках одного циклу реалізації прогнозу. Це дозволяє суттєво підвищити ефективність прогнозування.

1. Хеннан Э. Анализ временных рядов. М.: Наука, 2002.
2. Дёч Р. Нелинейные преобразования случайных процессов. М.: Советское радио, 1965.
3. Свешиников А.А. Прикладные методы теории случайных функций. М.: наука, 1968.
4. Бідюк П.І. Системний підхід до прогнозування на основі моделей часових рядів. //Системні дослідження та інформаційні технології. 2003, N 3. – с. 88-110.
5. Мидлтон Д. Введение в статистическую теорию связи. Т.1,2. М.: Советское радио, 1962.

Поступила 17.9.2015р.