

базуються на підрахунку кількості кортежів інформаційного відношення, які задовольняють певні умови.

1. Гіхман И.И., Скороход А.В., Ядренко М.И. Теория вероятностей и математическая статистика. – К.:Вища школа, 1988. – 439с.
2. Кравець Р.Б. Багатовимірна модель даних у системах аналітичної обробки інформації. – Львів: Вісник Національного університету "Львівська політехніка" "Інформаційні системи та мережі", №330, 1998. – с.147-153.
3. Кравець Р.Б., Оградіна Ю.М. Формальні підходи до моделювання систем інтелектуального аналізу даних. – Харків: Вісник Харківського національного університету радіоелектроніки "Проблеми біоніки", №54, 2001. – с.126-132.
4. Кульбак С. Теория информации и статистика. – М.: Наука, 1967.
5. *Advances in knowledge discovery and data mining*. Fayyad U.M., Piatetsky-Shapiro G., Smyth P., Uthurusamy R. (editors). – AAAI/MIT Press, 1996.
6. Agrawal R., Mannila H., Srikant R., Toivonen H., Verkamo I. *Fast discovery of association rules*. – *Advances in knowledge discovery and data mining*, eds. Fayyad U., Piatetsky-Shapiro G., Smyth P., Uthurusamy R.: AAAI Press, Menlo-Park, 1996. p.307-328.
7. Han J., Kamber M. *Data mining: methods and technique*. – Morgan Kaufman, 2000.

УДК 519.71

Є. І. Кучеренко

Харківський національний університет радіоелектроніки.
кафедра штучного інтелекту

ПИТАННЯ ПОБУДОВИ КОЛЬОРОВИХ НЕЙРО-ФАЗЗИ-МЕРЕЖ ПЕТРІ

© Кучеренко Є.І., 2002

The basic principles of construction of the colored of Petri neural-fuzzy-networks are determined. The complex of the statements determining a conditions of excitation of fuzzy transitions and a condition of excitation artificial neural in structure of fuzzy network models of complex technological objects is offered.

Сформульовано основні принципи побудови розширених інтерпретованих кольорових нейро-фаззи-мереж Петрі. Запропоновано комплекс тверджень, які визначають умови дозволених переходів та умови збудження штучних нейронів у нечітких мережевих моделях складних технологічних об'єктів.

ВСТУП

Відомо, що моделювання і дослідження сучасних систем прийняття рішень, обробки даних і керування може бути ефективно реалізоване на основі інтеграції розширених

інтерпретованих нечітких мереж Петрі (РІНМП) [1] і штучних нейронних мереж (ШНМ) [2]. Такий клас нечітких моделей ми визначаємо як нейро-фаззі-мережі Петрі (NFPN).

Сучасні об'єкти моделювання, аналізу, синтезу характеризуються значною розмірністю, складною взаємодією процесів, необхідністю врахування істотної нечіткості, множин додаткових факторів, умов, параметрів і процедур. Застосування NFPN, ефективно вирішуючи комплекс задач [1], одночасно викликає деякі труднощі у їхній реалізації, пов'язані з відносно великою розмірністю компонентів нечіткої мережної моделі (НММ) при описі взаємодіючих процесів, поданих на відношеннях типу «умова-дія» у реальних системах. У зв'язку з тим у ряді випадків такі моделі стають громіздкими і недостатньо ефективними. У роботі пропонується новий підхід до побудови ефективних мережних моделей, що ґрунтується на інтеграції і розширенні кольорових нечітких мереж Петрі і ШНМ.

ПОСТАНОВКА ЗАДАЧІ

Необхідно, використовуючи підходи до побудови моделей, заснованих на апараті РІНМП [1], деякі загальні положення з розробок кольорових мереж Петрі [3], нечітких кольорових мереж Петрі [4] і ШНМ [2], запропонувати новий ефективний підхід до створення нечітких мережних моделей. Підхід має дозволяти ефективно вирішувати комплекс практичних задач [1] при одночасному зниженні розмірності моделі і порівняно малої її складності.

Реалізація моделі повинна бути спрямована на використання сучасних інформаційних технологій.

ОСНОВНІ ПІДХОДИ ДО РОЗВ'ЯЗАННЯ СФОРМУЛЬОВАНОЇ ЗАДАЧІ

Нечіткі мережі Петрі є ефективним засобом опису складних процесів у багатьох додатках [5, 6]. Як відзначено вище, зі збільшенням розмірності модельованої системи ефективність традиційних підходів зменшується через велику розмірність моделі і необхідності врахування множин додаткових параметрів, характеристик, умов $\{x_u\}, u \in U$ і процедур $\{\tilde{P}r_k\}, k \in K$. Додаткові параметри, характеристики, умови і їхні залежності можуть бути подані деяким предикатом $L\{x_u\}, u \in U$. До них у першу чергу варто віднести показники надійності, параметри часу, вартості, складності і т.п. До складних процедур $\{\tilde{P}r_k\}, k \in K$ у реальних системах віднесемо процедури контролю і діагностики, ідентифікації взаємодіючих процесів, оптимізації об'єктів моделювання, складні обчислювальні процедури.

Важливим засобом зниження розмірності моделі можна вважати застосування кольорових мереж Петрі [3]. Кольорові мережі Петрі визначимо згідно з [7, 8] у такий спосіб:

$$CPN = \langle P, T, F, C, V, I, K, M_{0C} \rangle, \quad (1)$$

де P – множина позицій;

T – множина переходів;

$F = (P \times T) \cup (T \times P)$ – функція інцидентностей;

C – функція кольору маркера;

V – функція умов виконання переходів залежно від кольору маркера;

V_1 – функція умов маркірування вихідних позицій $\bar{p}_j \in \{\bar{p}_j(out)\}$ дозволеного

переходу $\bar{t}_i \in \bar{T}$ залежно від кольору маркерів;

K – обсяг маркерів у позиціях з урахуванням C ;

M_{0C} – вектор початкового маркування.

Твердження 1. Якщо задана CPN (1), тоді мережева модель опису взаємодіючих процесів, побудована на її основі, характеризується меншою розмірністю стосовно моделі, побудованої на основі класичних мереж Петрі.

Доведення твердження 1 побудоване на тому, що прийнявши за основу запропоновану нами інтерпретацію простору стану і вектора маркірування [1], зниження розмірності моделі, що ґрунтується на апараті CPN стосовно моделі, побудованої на основі класичних мереж Петрі, безперечно, тому що кожен колір $C_\alpha \in \{C_\alpha\}$, $\alpha \in A$ несе інформацію тільки про для нього характерні умови.

Зауваження 1. Класичними мережами Петрі будемо вважати ординарні мережі Петрі без будь-яких розширень.

У роботі [4] для задач моделювання виробничих процесів пропонується розширення можливостей кольорових мереж Петрі завдяки врахуванню параметрів нечіткості для переходів і створення нечітких кольорових мереж Петрі (FCPN). Така конструкція, маючи можливості моделювання виробничих систем, одночасно не дозволяє в явному вигляді враховувати такі важливі параметри, як час, надійність, складність у реалізації процесів і т.п. Як відомо [1], у моделях $\bar{S}(f)$, заснованих на РІНМП, зазначена проблема враховується застосуванням деякого предиката $L\{x_u\}$, $u \in U$, визначеного на множинах переходів \bar{T} , позицій \bar{P} , компонент функції інцидентностей $\bar{F}(f)$, маркірування позицій $\bar{M}(\bar{p}_j) \in \bar{M}(f)$. Такий підхід також не дозволяє враховувати в явному вигляді складні процедури $\{\bar{Pr}_k\}$, $k \in K$ типу діагностики і контролю стану, оптимізації параметрів об'єктів дослідження, що істотно в реальних системах.

Автором пропонується новий підхід до розв'язання задач моделювання, аналізу і синтезу, заснований на НММ, що реалізовані інтеграцією РІНМП [1] та ШНМ [3, 9, 10]. Як ШНМ використовуємо багатошарові нейронні структури. У ряді практичних випадків можуть застосовуватися розширення ШНМ- фаззі-нейро-мережі (ФНМ), одна з версій яких включає багатошарову нейронну структуру і базу нечітких правил (знань). Перспективним є також застосування ФНМ, які ґрунтуються на радіально-базисних функціях та структурах.

При побудові фаззі-нейро-мереж Петрі (FNPN) доцільно реалізувати множину складних процедур $\{\bar{Pr}_k\}$, $k \in K$ засобами моделі $\bar{S}_N(f)$, яка ґрунтується на ШНМ і (чи) ФНМ. Тоді НММ $\bar{S}_\Sigma(f)$ може бути подана в такий спосіб:

$$\bar{S}_\Sigma(f) = \bar{S}(f) \cup \bar{S}_N(f). \quad (2)$$

Слід зазначити, що залежно від складності, особливостей предметної області і розв'язуваних задач, а також співвідношення значень $|\{x_u\}|$ у $|\{\bar{Pr}_k\}|$, модель (2) може бути реалізована різними способами. Ці підходи можуть відрізнятися особливостями

інтеграції моделей $\tilde{S}(f), \tilde{S}(f)_N$ у складі $\tilde{S}_\Sigma(f)$, умовами маркірування позицій \tilde{P} , виконання переходів \tilde{T} , збудженням нейронів $l_a \in \{l_a\}, a \in A$.

Визначення 1. Якщо визначені мережі $\tilde{S}(f), \tilde{S}_N(f)$, то мережа $\tilde{S}_\Sigma(f)$ (2) з урахуванням (1) формально може бути подана в такий спосіб:

$$\tilde{S}_\Sigma(f) = \langle \tilde{P}, \tilde{T}, \tilde{F}(f), \{l_a\}, a \in A, \tilde{M}_0(f), \tilde{M}(f), L\{x_u\}, u \in U, \{\tilde{P}_{r_k}\}, k \in K \rangle. \quad (3)$$

У задачах моделювання, аналізу і синтезу складних систем великого і дуже великого розміру модель (3) може бути також недостатньо ефективною через велику розмірність її компонента – мережі $\tilde{S}(f)$ (2).

Таким чином, як відзначено вище, для зниження розмірності моделі зручно застосувати моделі на основі CPN (1), FCPN і FNPN (2). Однак функціональна обмеженість перших двох моделей (CPN, FCPN) і відносно велика розмірність в окремих додатках третьої моделі (FNPN) викликає необхідність пошуку ефективніших рішень.

ПОБУДОВА РОЗШИРЕНИХ ІНТЕРПРЕТОВАНИХ КОЛЬОРОВИХ НЕЙРО-ФАЗЗИ-МЕРЕЖ ПЕТРІ

Важливим напрямком розв'язання сформульованої задачі є розробка принципів створення розширених інтерпретованих кольорових нейро-фаззи-мереж Петрі. Такий підхід концентрує переваги моделей типу FNPN, а також знижує їхню розмірність і розширює можливості за рахунок структур на основі моделей типу CPN.

Уведемо поняття розширених інтерпретованих кольорових нечітких мереж Петрі (EICFPN).

Визначення 2. EICFPN будемо називати мережу Петрі, що подана в такий спосіб:

$$\tilde{S}_C(f) = \langle \tilde{P}, \tilde{T}, \tilde{F}(f), \tilde{M}_{0C}(f), \tilde{M}_C(f), L\{x_u\}, u \in U, C, V, V_1, K \rangle, \quad (4)$$

де \tilde{P} – множина нечітких позицій;

\tilde{T} – множина нечітких переходів;

$L\{x_u\}, u \in U$ – деякий предикат, віднесений на моделі до множин позицій, переходів, функцій інцидентностей в просторі стану нечітких взаємодіючих процесів, і який визначає додаткові умови виконання переходів.

$\tilde{F}(f) = (\tilde{P} \times \tilde{T}) \cup (\tilde{T} \times \tilde{P})$ – нечітка функція інцидентностей;

C – функція кольору маркера, що визначає в даному випадку кольори кожного з маркерів $\tilde{M}(\tilde{p}_j)$ для позицій мережі;

V – функція умов виконання переходів залежно від кольору маркера;

V_1 – функція умов маркування вихідних позицій $\tilde{p}_j \in \{\tilde{p}_j(out)\}$ дозволеного переходу;

K – обсяг маркерів у позиціях з урахуванням C ;

$\tilde{M}_{0C}(f)$ – вектор початкового маркування;

$\tilde{M}_C(f)$ – вектор поточного маркування.

Таким чином, EICFPN інтегрує компоненти ПІНМП і FCPN. Предикат $L\{x_u\}, u \in U$ в моделі (4) істотно збільшує потужність її моделювання порівняно з існуючими підходами.

Важливим фактором, який багато в чому визначає ефективність запропонованої моделі, є інтерпретація її компонентів. Для мережі РІНМП у [1, 11] запропонована така інтерпретація її компонент:

множина нечітких переходів $\tilde{t}_i \in \tilde{T}$ НММ $\tilde{S}(f)$ інтерпретує множину нечітких дій $\{\tilde{d}_r\}$ модельованих нечітких процесів $\{\tilde{P}_i\}$. У загальному випадку $|\{\tilde{d}_r\}| \neq |\{\tilde{t}_i\}|$, при $r \neq 1, i \neq 1$;

множина нечітких позицій $\tilde{p}_j \in \tilde{P}$ НММ $\tilde{S}(f)$ інтерпретує множину нечітких умов $\{\tilde{U}_l\}$ виконання нечітких дій $\{\tilde{d}_r\}$. У загальному випадку $|\{\tilde{U}_l\}| \neq |\{\tilde{p}_j\}|$, при $l \neq 1, j \neq 1$;

динаміка і стан модельованих процесів інтерпретуються переміщенням маркерів із вхідних позицій $\{\tilde{p}_i(in)\}$ дозволеного переходу $\tilde{t}_i \in \tilde{T}$ у вихідні позиції $\{\tilde{p}_i(out)\}$ розглянутого переходу $\tilde{t}_i \in \tilde{T}$.

Ці правила майже аналогічні і для мережі $\tilde{S}_C(f)$. Як випливає з (4), необхідно уточнити інтерпретацію маркерів і простору стану запропонованої моделі.

Твердження 2. Якщо задано мережу $\tilde{S}_C(f)$ та визначені вектори $\tilde{M}_{0C}(f), \tilde{M}_C(f)$, то маркер $\tilde{M}_\alpha(\tilde{p}_j) = 1$ α кольору з $C_\alpha \in \{C_\alpha\}, \alpha \in A, j \in J$ маркування позиції $\tilde{p}_j \in \tilde{P}$ визначає існування деякого α ресурсу, заданого на множині ресурсів $R_\alpha \in \{R_\alpha\}$ модельованих процесів предметної області.

Доведення твердження 2 ґрунтується на визначенні і суті динаміки розвитку процесів при їхньому моделюванні на мережах Петрі.

Твердження 3. Якщо задано мережу $\tilde{S}_C(f)$, то значення $C = \{C_\alpha\}, \alpha \in A$, де α – деякий колір з A та обсяг K маркерів, відповідно до прийнятої в [1] інтерпретації простору стану, для деякої позиції $\tilde{p}_j \in \tilde{P}$ зв'язані в такий спосіб: $K_{\tilde{p}_j} = |C_\alpha \tilde{p}_j|$.

Доведення твердження 3 випливає із суті й інтерпретації маркера $\tilde{M}_\alpha(\tilde{p}_j) = 1$ кольору α . Враховуємо також, що функція $C = \{C_\alpha\}, \alpha \in A$ визначає крім власне кольору також і обсяг маркерів кожного кольору в позиціях $\tilde{p}_j \in \tilde{P}$ мережі $\tilde{S}_C(f)$.

Наявність деякої множини кольорових маркерів $\{C_\alpha\}$ у позиціях мережі $\tilde{S}_C(f)$ вимагає визначення умов дозволеності її переходів.

Згідно з [1] нечіткий перехід $\tilde{t}_i \in \tilde{T}$ РІНМП дозволений, якщо справедливо:

$$R_i = \tilde{t}_i \in \tilde{T} | (\mu_{\tilde{t}_i}(k_0) \geq \mu_{\tilde{t}_i}(k_0)^*) \wedge (\forall \tilde{p}_j \in \{\tilde{p}_i(in)\} | (\mu_{\tilde{p}_j}(k_0) \geq \mu_{\tilde{p}_j}(k_0)^*) \wedge (\forall \tilde{M}(\tilde{p}_j) \in \tilde{M}(f) | (\tilde{M}(\tilde{p}_j) > 1) \wedge (z_{\tilde{p}_j}(k_0) \geq z_{\tilde{p}_j}(k_0)^*))) \wedge (x_{ij}(k_0) \geq x_{ij}(k_0)^*)), \quad (5)$$

де $\{\tilde{p}_i(in)\}$ – множина вхідних позицій деякого $\tilde{t}_i \in \tilde{T}$ переходу;

$z_{\tilde{p}_j}(k_0)$ – значення функції належності маркування;

$x_{ij}(k_0)$ – значення функції належності вхідної інцидентності для розглянутого переходу;

$\mu_{\tilde{t}_i}(k_0)^*$, $\mu_{\tilde{p}_j}(k_0)^*$, $z_{\tilde{p}_j}(k_0)^*$, $x_{ij}(k_0)^*$ – обмеження на значення відповідних функцій приналежностей, k_0 – деяке значення змінної k , що визначає конкретне значення відповідної функції належностей.

З врахуванням (4) і (5), визначимо умови дозволених переходів мережі $\tilde{S}_C(f)$.

Твердження 4. Деякий перехід $\tilde{t}_i \in \tilde{T}$ мережі $\tilde{S}_C(f)$ дозволений, якщо для нього справедливо:

$$R_i(\tilde{S}_C(f)) = \tilde{t}_i \in \tilde{T} | (\mu_{\tilde{t}_i}(k_0) \geq \mu_{\tilde{t}_i}(k_0)^*) \wedge (\forall \tilde{p}_j \in \{\tilde{p}_j(in)\} | (\mu_{\tilde{p}_j}(k_0) \geq \mu_{\tilde{p}_j}(k_0)^*) \wedge (\forall \tilde{M}_{C_\alpha}(\tilde{p}_j) \in \tilde{M}_C(f) | (\tilde{M}(\tilde{p}_j) > 1) \wedge (z_{\tilde{p}_j}(k_0) \geq z_{\tilde{p}_j}(k_0)^*))) \wedge (x_{ij}(k_0) \geq x_{ij}(k_0)^*) \wedge (V = true) \quad (6)$$

де $\tilde{M}_{C_\alpha}(\tilde{p}_j)$ – маркер кольору α в позиції \tilde{p}_j ;

$V = V(K_{\tilde{p}_j \in \{\tilde{p}_j(in)\}}, C_\alpha_{\tilde{p}_j \in \{\tilde{p}_j(in)\}})$ – функція умов виконання переходу залежно від кольору і обсягу маркерів.

Пропонована модель на основі мережі $\tilde{S}_C(f)$ є досить ефективною в умовах розв'язання комплексу практичних задач [1]. Однак її ефективність може виявитися недостатньою, якщо виникає необхідність моделювання також і складних процедур $\{\tilde{Pr}_k\} \neq \emptyset, k \in K$ у задачах великого розміру. Це пов'язано з тим, що модель же $\tilde{S}_C(f)$ не включає в явному вигляді такі процедури як ідентифікацію окремих чи взаємодіючих процесів, їхню діагностику, контрольні операції, оптимізацію процесів і структур, деякі складні обчислення.

У зв'язку з цим розглянемо можливість і ефективність побудови мережевих моделей, що ґрунтуються на інтеграції EICFPN та ШНМ (ФНМ).

Визначення 3. EICNFPN будемо називати структуру, що ґрунтується на мережі Петрі і подана в такий спосіб:

$$\tilde{S}_{\Sigma}(f) = \langle \tilde{P}, \tilde{T}, \tilde{F}(f), \tilde{M}_{0C}(f), \tilde{M}_C(f), \{\tilde{Pr}_k\}, k \in K, L\{x_u\}, u \in U, C, V, V_1, K \rangle. \quad (7)$$

Аналіз виразу (7) дозволяє зробити висновок, що (7) утвориться з (4) шляхом інтеграції в (4) нейро-мережевих структур $\tilde{S}_N(f)$, які ґрунтуються на множині штучних нейронів $l_a \in \{l_a\}, a \in A$ і реалізованих процедур $\{\tilde{Pr}_k\} \neq \emptyset, k \in K$.

За аналогією з моделлю $\tilde{S}_\Sigma(f)$ (2) може існувати кілька підходів до побудови таких структур.

Перший підхід найбільше раціонально застосувати, якщо

$$|x_u| \geq |\{\tilde{Pr}_k\}|: \quad (8)$$

а) нейро-мережеві структури $\tilde{S}_N(f)$ включені до складу моделі $\tilde{S}_C(f)$ таким чином, що для деяких переходів $\tilde{t}_i \in \tilde{T}$, позицій $\tilde{p}_j \in \tilde{P}$, відношень з $\tilde{P} \times \tilde{T}$, маркування позицій $\tilde{M}_{C_\alpha}(\tilde{p}_j) \in \tilde{M}_C(f)$ уведені додатково відповідні процедури:

$$\begin{aligned} \tilde{Pr}_{ki} \in \{\tilde{Pr}_k\}, k \in K, i \in I; \tilde{Pr}_{kj} \in \{\tilde{Pr}_k\}, k \in K, j \in J; \tilde{Pr}_{kji} \in \{\tilde{Pr}_k\}, k \in K, j \in J, i \in I; \\ \tilde{Pr}_{kij} \in \{\tilde{Pr}_k\}, k \in K, j \in J, i \in I; \tilde{Pr}_{k\tilde{M}_{C_\alpha}(\tilde{p}_j)} \in \{\tilde{Pr}_k\}, k \in K, j \in J; \end{aligned}$$

б) результати виконання процедур $\tilde{Pr}_k \in \{\tilde{Pr}_k\}, k \in K$ визначають додаткові умови дозволених переходів $\tilde{t}_i \in \tilde{T}$. Процедури $\tilde{Pr}_k \in \{\tilde{Pr}_k\}, k \in K$ започатковуються маркером відповідного кольору C або підмножиною маркерів $\{C_{\alpha^l}\} \subseteq \{C_{\alpha}\}, \alpha^l \in A^l, A^l \subseteq A$.

Другий підхід раціонально застосовувати, якщо

1. $|x_u| < |\{\tilde{Pr}_k\}|$; (9)
2. для деяких штучних нейронів $l_a \in \{l_a\}, a \in A$ моделі \tilde{S}_N введені додатково фрагменти моделей $\tilde{S}_C(f)_a, a \in A$;
3. результати моделювання на $\tilde{S}_C(f)_a, a \in A$ визначають додаткові умови збудження штучного нейрона (нейронів) $l_a \in \{l_a\}, a \in A$.

Визначимо дозволених переходів $\tilde{t}_i \in \tilde{T}$ моделі $\tilde{S}_{\Sigma}(f)$. Очевидно, що ця процедура актуальна для першого підходу, тобто за умови справедливості (8).

Твердження 5. Якщо задано модель $\tilde{S}_{\Sigma}(f)$ (7), тоді деякий перехід $\tilde{t}_i \in \tilde{T}$ дозволений при

$$(R_{t_i}(\tilde{S}_C(f))) \wedge (\tilde{t}_i \in \tilde{T} | (\tilde{Pr}_{ki} \wedge \tilde{Pr}_{kji})) \wedge (\forall \tilde{p}_j \in \{\tilde{p}_i(in)\} | \tilde{Pr}_{kj} \wedge \tilde{Pr}_{k\tilde{M}_{C_{\alpha}}(\tilde{p}_j)}) = true. \quad (10)$$

Доведення твердження 5 випливає з визначення переходу і (6), (8).

Визначимо умови збудження штучного нейрона $l_a \in \{l_a\}, a \in A$. Відзначимо, що ця процедура актуальна для другого підходу, тобто за умови справедливості (9)

Твердження 6. Якщо задано модель $\tilde{S}_{\Sigma}(f)$ (7), тоді для деякого штучного нейрона $l_a \in \{l_a\}, a \in A$ умови збудження будуть виконані при

$$\tilde{Pr}_{ka} \wedge \tilde{Npt}_{\tilde{S}_C(f)_a} \wedge \tilde{Pl}_{\tilde{S}_C(f)_a} \wedge \tilde{Ds}_{\tilde{S}_C(f)_a} = true, \quad (11)$$

де \tilde{Pr}_{ka} – процедура, реалізована штучним $l_a \in \{l_a\}, a \in A$ чи деякою підмножиною нейронів $\{l_{a_1}\} \subset \{l_a\}, a_1 \in A, A_1 \subset A$; $\tilde{Npt}_{\tilde{S}_C(f)_a}$ – властивість несуперечності мети прийнятих рішень, реалізованих моделлю $\tilde{S}_C(f)$ штучного нейрона $l_a \in \{l_a\}, a \in A$; $\tilde{Pl}_{\tilde{S}_C(f)_a}$ – властивість повноти мети прийнятих рішень, реалізованих моделлю $\tilde{S}_C(f)$ штучного нейрона $l_a \in \{l_a\}, a \in A$; $\tilde{Ds}_{\tilde{S}_C(f)_a}$ – властивість досяжності мети прийнятих рішень, реалізованих моделлю $\tilde{S}_C(f)$ штучного нейрона $l_a \in \{l_a\}, a \in A$.

Доведення твердження 6 буде безперечним, якщо врахувати, що складові $\tilde{Npt}_{\tilde{S}_C(f)_a}, \tilde{Pl}_{\tilde{S}_C(f)_a}, \tilde{Ds}_{\tilde{S}_C(f)_a}$, включено у функцію активації відповідних нейронів $l_a \in \{l_a\}, a \in A$ операцією кон'юнкції.

Твердження 7. Властивість несуперечності мети прийнятих рішень $\tilde{Npt}_{\tilde{S}_C(f)_a}$, реалізованих моделлю $\tilde{S}_C(f)$ штучного нейрона $l_a \in \{l_a\}, a \in A$, визначається аналогічно

мережі $\tilde{S}(f)$, за умови застосування відповідних критеріїв для всіх α кольорів маркерів з $C_{\alpha j} \in \{C_{\alpha j}\}, \alpha \in A, j \in J$ маркованих позицій $\tilde{p}_j \in \tilde{P}$ векторів початкового маркування $\tilde{M}_{0C}(f)$, поточного маркування $\tilde{M}_C(f)$ і кінцевого маркування $\tilde{M}_{kC}(f)$.

Твердження 8. Властивість повноти мети прийнятих рішень $\tilde{P}l_{\tilde{S}_C(f)_a}$, реалізованих моделлю $\tilde{S}_C(f)$ штучного нейрона $l_a \in \{l_a\}, a \in A$, визначається аналогічно мережі $\tilde{S}(f)$, за умови застосування відповідних критеріїв для всіх α кольорів маркерів з $C_{\alpha j} \in \{C_{\alpha j}\}, \alpha \in A, j \in J$ маркованих позицій $\tilde{p}_j \in \tilde{P}$ векторів початкового маркування $\tilde{M}_{0C}(f)$, поточного маркування $\tilde{M}_C(f)$ і кінцевого маркування $\tilde{M}_{kC}(f)$.

Твердження 9. Властивість досяжності цілей прийнятих рішень $\tilde{D}s_{\tilde{S}_C(f)_a}$, реалізованих моделлю $\tilde{S}_C(f)$ штучного нейрона $l_a \in \{l_a\}, a \in A$ визначається аналогічно мережі $\tilde{S}(f)$, за умови застосування відповідних критеріїв для всіх α кольорів маркерів з $C_{\alpha j} \in \{C_{\alpha j}\}, \alpha \in A, j \in J$ маркованих позицій $\tilde{p}_j \in \tilde{P}$ векторів початкового маркування $\tilde{M}_{0C}(f)$, поточного маркування $\tilde{M}_C(f)$ і кінцевого маркування $\tilde{M}_{kC}(f)$.

Нехай задана деяка функція активації $\Phi(I)$ нейрона $l_a \in \{l_a\}, a \in A$. Тоді для моделі $\tilde{S}_{C\Sigma}(f)$ функція активації $\Phi'(I)$ нейрона з врахуванням (11) має вигляд:

$$\exists l_a \in \{l_a\} \mid \Phi'(I) = \begin{cases} \Phi(I), \text{if } (\tilde{N}pt_{\tilde{S}(f)_a} \wedge \tilde{P}l_{\tilde{S}(f)_a} \wedge \tilde{D}s_{\tilde{S}(f)_a}) = true \\ 0, \text{if } (\tilde{N}pt_{\tilde{S}(f)_a} \wedge \tilde{P}l_{\tilde{S}(f)_a} \wedge \tilde{D}s_{\tilde{S}(f)_a}) = false \end{cases} \quad (12)$$

Таким чином, інтеграція EICFPN і ШНМ в EICNFPN розширює можливості моделювання нечітких процесів та збільшує потужність її моделювання у складних системах.

Твердження 10. Якщо існує множина нечітких взаємодіючих процесів $\{\tilde{P}_i\}, i \in I$, тоді застосування з метою їхнього моделювання EICNFPN $\tilde{S}_{C\Sigma}(f)$ (12) знижує розмір моделі порівняно з моделями $\tilde{S}_C(f)$ і \tilde{S}_N при їхньому самостійному використанні.

Доведення твердження 10 ґрунтується на факті взаємного доповнення моделей $\tilde{S}_C(f)$ процедурами $\{\tilde{P}_k\}, k \in K$, реалізованими на моделі \tilde{S}_N , і (чи) моделей \tilde{S}_N – фрагментами моделей $\tilde{S}_C(f)$, які відображають взаємодію нечітких процесів, поданих на відношеннях виду «умова – дія».

Модель EICNFPN $\tilde{S}_{C\Sigma}(f)$ (7) орієнтована на розв'язання широкого класу прикладних задач. Реалізація моделі EICNFPN $\tilde{S}_{C\Sigma}(f)$ вимагає застосування обчислювальних засобів з використанням сучасних інформаційних технологій.

ВИСНОВКИ

Сформульовано задачу побудови розширених інтерпретованих кольорових нейро-фаззі-мереж Петрі (EICNFPN), які ґрунтуються на інтеграції розширених інтерпретованих кольорових нечітких мереж Петрі і штучних нейронних мереж.

На основі аналізу можливих підходів запропонований комплекс тверджень, що визначає умови й особливості побудови розширених інтерпретованих кольорових нечітких мереж Петрі.

Запропоновано комплекс тверджень, що визначає умови й особливості побудови розширених інтерпретованих кольорових нейро-фаззі-мереж Петрі, які ґрунтуються на інтеграції розширених інтерпретованих кольорових нечітких мереж Петрі і штучних нейронних мереж.

Запропоновано комплекс тверджень, що визначає умови дозволених нечітких переходів в EICNFPN.

Запропоновано комплекс тверджень, що визначає умови збудження штучних нейронів в EICNFPN.

Показано, що комплекс прикладних задач моделювання, аналізу і побудови ефективних систем на множині нечітких взаємодіючих процесів можна розв'язувати з використанням нечітких мережевих моделей, заснованих на EICNFPN.

1. Кучеренко Е.И. Проблемы моделирования и анализа нечетких процессов управления// *Радиоэлектроника и информатика*, №2, 2001 – С. 118 –121.
2. Rojas R. *Neural Networks. A Systematic Introduction.*- Berlin: Springer-Verlag, 1996. - 502p.
3. Jensen K. Coloured Petri nets and the invariant-metod.// *Teoret.Comput. Sci.* 1981., vol. 14.-P. 317-336.
4. Fengler W., Wendt A., Rohner U., Bogoljubov J. An Interpretation of Fuzzy Coloured Petri Nets for Modeling of Diskrete Production Prozesses// *Symposium "Anwendungen von Fuzzy-Technologien und Neuralen Netzen.*- Erfurt, 1995.
5. Chun M.-G., Bien Z. Fuzzy Petri Net Representation and Reasoling Mehtods for Rule-Based Decision Making Systems// *IEICE Transactions on Fundamentals of Electronics, Communications and Computer sci.* (June 1993). – 1993, vol. E76-A, no. 6.– P. 974-983.
6. Pedrycz W., Gomide F. A generalized Fuzzy Petri Net Model// *IEEE Trans. on Fuzzy Systems*, vol. 2, no. 4, 1994.- P. 295-301.
7. Jensen K. *Colored Petri Nets*, vol. 1.- Springer Verlag, Berlin, Heidelberg, 1992.
8. Fengler W. A Colored Petri Net Interpretation for Modelling in Textile Processing// *CSCW-Workshop in Petri Nets 1993.*-Chicago, USA, June 1993.
9. Haykin S. *Neural Networks. A Compfrehensive Foundation.*- Upper Saddle River, N. J.: Prentice Hall, Inc, 1999. – 842p.
10. Tsoukalas L.H., Uhrig R.E. *Fuzzy and Neural Approaches in Engineering.* - New York: John Wiley&Sons, Inc, 1997. – 587p.
11. Кучеренко Е.И., Фадеев В.А. Инструментальные средства моделирования процессов управления в сложных технологических комплексах// *Авиационно-космическая техника и технология. Труды Гос. аэрокосм. ун.-та им. Н.Е. Жуковського "ХАИ"*. Вып. 14.-- Харьков, 2000. - С. 166-168.