

руху даних в комп'ютерних системах. Викладена інформаційна технологія та методологія побудови економічних епюр витрат та прибутків під час проектування вузла комп'ютерної мережі наведеною матричною моделлю на основі евристичної стратегії дає змогу отримати часову та інтегральну характеристики економічної епюри прибутків та витрат реалізації функцій комп'ютерних мереж.

1. Pitukh I., Nykolaychuk Y., Vozna N. *Principles of computer networks construction with deep paralleling of information flows on the basis of matrix models of data movement.* – *Матеріали VIII Міжнародної науково-технічної конференції TCSET'2004.* – Львів–Славсько. – С. 417–419. 2. Мартин Дж. *Введение в сетевые технологии: Практическое руководство по организации сетей.* – М., 2002. 3. Shandrovska L., Vozna N. *Computer technologies and models of conducting the agreements, concerning occurrence of the property right.* – *Матеріали VII Міжнародної науково-технічної конференції CADSM 2003.* – Львів, 2003. – С. 244–245.

УДК 004.3.: 004.891.3

Д.М. Медзатий

Хмельницький національний університет

ПРОГНОЗУВАННЯ ТЕХНІЧНОГО СТАНУ МІКРОПРОЦЕСОРНИХ ПРИСТРОЇВ ТА СИСТЕМ

© Медзатий Д.М., 2005

Подано результати проведеного аналізу існуючих методів прогнозування стану складних технічних об'єктів. Вказано на їх недоліки при застосуванні до мікропроцесорних пристроїв та систем. Подано модель об'єкта прогнозування. Вказано необхідний формат інформативних параметрів, поділених на загальні та конкретні. Описано метод прогнозування технічного стану мікропроцесорних пристроїв та систем на базі штучної нейронної мережі. Описано архітектуру штучної нейронної мережі, що є моделлю процесу прогнозування. Наведено результати прикладу реалізації системи прогнозування запропонованим методом.

In the paper the results of performed analysis of known methods of complex technical objects state prediction are given. Their disadvantages under the application of MP devices and systems are shown. The objects prediction models is presented. The information parameters data format is determined. The method of MP systems and devices technical state prediction on the base of artificial neuron net is described. The architecture of artificial neuron net as model of prediction process is described. The results of prediction system realization by proposed method example are given.

Вступ

Прогнозування стану мікропроцесорних пристроїв (МПП) та систем (С) є одним із альтернативних способів забезпечення безвідмовного функціонування МПП (немає потреби у надлишковому дублюванні, резервуванні та інших способах підвищення надійності). Крім того, прогнозування технічного стану МПП та С дасть можливість [1]:

- у системах, які вимагають високої надійності, уникнути катастрофічних ситуацій;
- уникнути простоїв за рахунок завчасної заміни ненадійних вузлів;
- у разі виникнення несправності зменшити час відновлення системи;
- завчасно забезпечити ремонт і технічне обслуговування комп'ютерних систем;
- обслуговувати складні технічні системи зможуть спеціалісти з меншим досвідом та рівнем кваліфікації;

- проводити обслуговування за станом системи на противагу обслуговуванню за ресурсом;
- на етапі серійного виробництва відносити кінцеві системи до різних класів надійності.

Основна проблема отримання достовірного прогнозу полягає у значному ускладненні сучасних мікропроцесорних пристроїв та систем (підвищення ступеня інтеграції елементів МПП, підвищення робочих частот, інтелектуалізація МПП, складність програмного забезпечення, збільшення обсягів оброблюваної інформації тощо).

Аналіз існуючих методів прогнозування стану складних технічних об'єктів

Евристичні методи. Евристичне прогнозування полягає в інтуїтивному виборі найважливіших та вирішальних обставин. Інтуїція полягає у напідсвідомому порівнянні усіх варіантів, за допомогою чого все несуттєве та неважливе відкидається.

Результати евристичного прогнозування – різні види експертних оцінок. Широко використовуються оцінки найімовірнішого значення параметра, що прогнозується, а також оцінки можливих меж цього параметра.

Розрізняють методи індивідуальних експертних оцінок (інтерв'ю і аналітичні експертні оцінки) та методи колективних експертних оцінок (метод комісій, колективної генерації ідей, матричний метод тощо).

Перевага індивідуальних методів полягає у максимальному використанні індивідуальних умінь експерта та незначному психологічному тиску на окремого експерта [2]. Перевагами колективних методів є можливість прогнозу багатопараметричних процесів за умови розділення функцій прогнозу між кількома експертами.

Отже, евристичні методи є суб'єктивними і можуть використовуватись тільки тоді, коли існують експерти, котрі досконало ознайомлені з областю прогнозування.

Методи аналітичного прогнозування. Контрольований процес, який характеризує стан, подається у вигляді багатовимірної функції $Q(\xi_1, \xi_2, \dots, \xi_n)$, яка відслідковується в період часу від 0 до t_n , внаслідок чого визначаються відомі значення цієї функції $Q(t_0), Q(t_1), \dots, Q(t_n)$, відповідно в моменти часу $t_0, t_1, \dots, t_n \in T_1$. Необхідно визначити значення цієї функції $Q(t_{n+1}), Q(t_{n+2}), \dots, Q(t_{n+m})$ в моменти часу $t_{n+1}, t_{n+2}, \dots, t_{n+m} \in T_2$. Цю задачу можна розв'язувати як у явному вигляді, визначаючи $Q(\xi, t)$, так і непрямым шляхом, знаходячи кожен параметр ξ_s , а тоді вже $Q(\xi, t)$. Однак така постановка задачі правильна лише за умови, що значення $Q(\xi, t_0), Q(\xi, t_1), \dots, Q(\xi, t_n)$ зумовлюють величини $Q(\xi, t_{n+1}), Q(\xi, t_{n+2}), \dots, Q(\xi, t_{n+m})$, тобто процес зміни технічного стану має бути "інформативним" у часі [5].

Найбільш розповсюдженим прогнозуючим аналітичним виразом є багаточлен виду:

$$A(t) = \sum_{r=1}^R A_r F_r(\xi, t), \quad (1)$$

де $F_r(\xi, t)$ – базові вирази (базисні функції), що є основою прогнозуючої формули; A_r – ступеневі адаптаційні коефіцієнти; $r = 1, \dots, R$ – ступінь базових виразів.

Аналіз часових послідовностей вказує на те, що для прогнозування параметрів використовуються тільки історичні дані про їх зміну.

Для успішного прогнозування технічного стану об'єктів використання тільки історії їх зміни недостатньо.

До загальних недоліків методів аналітичного прогнозування необхідно віднести великий обсяг обчислювальних процедур під час визначення значень параметрів, що прогножуються, а також неточність результатів прогнозування за неправильно вибраної моделі.

Методи імовірнісного прогнозування. Цей клас методів пов'язаний із визначенням імовірності невиходу процесу за встановлені межі. Цю задачу можна сформулювати в такий спосіб: нехай відомі значення параметрів ξ_s , ($s = 1, 2, \dots, k$), отримані в момент часу t_i ($i = 0, 1, 2, \dots, n$), і в кожний

момент t_i функція стану $Q(\xi, t_i)$ повністю характеризується функцією розподілу $F_i(Q)$. Необхідно за відомими значеннями $\xi_s(t_i), Q(\xi_s, t_i), F_i(Q), t_i \in [0 \dots t_n]$ визначити:

$$F_{n+j}(\varepsilon) = P\{Q(\xi, t_{n+j}) - Q_n(\xi) < \varepsilon\}, \quad (2)$$

де $\varepsilon = Q^*(\xi_s) - Q_n(\xi_s)$, $Q_n(\xi_s)$ – номінальне (оптимальне), а $Q^*(\xi_s)$ – допустиме значення функції $Q(\xi, t)$ в області $t_{n+1} \dots t_{n+m}$ для значень t_{n+j} ($j=1, 2, \dots, m$) [3, 4].

Методи статистичної класифікації. Такі методи передбачають віднесення апаратури, що діагностується, до одного з часових, параметричних чи інших класів. Задача прогнозування формулюється так: нехай в момент часу t_0 чи в обмежений початковий період часу отримані параметри апаратури, що діагностується $\xi_1, \xi_2, \dots, \xi_k$, які характеризують функцію стану $Q(\xi)$. Необхідно за сукупністю параметрів ξ_s , координат багатомірної функції $Q(\xi)$ прийняти рішення про віднесення апаратури до того чи іншого класу R_λ . В процесі навчання встановлюється, які вектори $\xi = \xi_1, \xi_2, \dots, \xi_k$ формують клас з запасом роботоздатності R_1 , які – з запасом роботоздатності R_2 тощо. Залежно від того, як описано класи чи як того вимагає постановка задачі, вектори ξ класифікують детермінованими чи імовірнісними методами.

Детерміновані методи використовуються тоді, коли вектори станів, що належать до різних класів, не дуже змішані. У цьому випадку вектор, що визначається в результаті обробки поточної інформації про об'єкт, стан якого прогнозується, порівнюють з еталонними векторами та визначають найменшу відстань до одного з еталонних векторів. Основними мірами близькості, що використовуються при статистичній класифікації, є: квадрат відстані, скалярні добутки, кореляційні міри, відстань за Хемінгом тощо [5].

Імовірнісні методи класифікації використовуються при ускладненні розпізнавання за змішування об'єктів-образів різних класів внаслідок завад та випадкової складової. Мірою близькості у цьому разі є умовна імовірність $P(\xi_s / R_\lambda)$ належності системи, що діагностується, за параметром ξ_s до λ -го класу.

Як в методах аналітичного, так і в методах імовірнісного прогнозування, екстраполяція функції часу закладена у явному вигляді. Це значно ускладнює задачу прогнозування, оскільки необхідність використання достатньої кількості прогностичних параметрів (менша їх кількість зменшує достовірність прогнозу) призводить до отримання громіздких функцій, які складно використовувати на практиці. Не враховується також різнотипність параметрів. Обов'язковою умовою є часте діагностування об'єкта прогнозування з метою визначення зміни параметрів, оскільки саме їх зміна і є основою процесу прогнозування. Натомість методи статистичної класифікації вільні від недоліків методів аналітичного та імовірнісного прогнозування, які обмежують можливість їх використання в системах прогнозування технічного стану мікропроцесорного пристрою (МПП). Методи статистичної класифікації не вимагають постійного контролю об'єкта прогнозування (достатньо одного знімання прогностичних параметрів), відповідно не обов'язковим є накопичення інформації про минулі стани системи (множина векторів ξ). Один раз навчивши систему прогнозування, можна використовувати її практично без змін.

Математичні методи потребують наявності чітко сформульованої математичної моделі поведінки параметрів технічного стану об'єкта прогнозування. Вибір та обґрунтування математичної моделі є вузловим питанням цих методів. Часто це є нетривіальна задача, що потребує спеціальних досліджень. Задача оцінки невідомих параметрів моделі значно ускладнюється, якщо інформація про динаміку параметрів технічного стану системи містить завади.

Більшість математичних методів (за винятком методів моделювання фізичних процесів розвитку) не можуть прогнозувати стрибки значень параметрів технічного стану, тобто різку якісну зміну технічного стану. Істотним недоліком є також необхідність тривалого дослідження історії

функціонування системи для побудови точної прогнозової моделі. При цьому інформація іншого роду на початковому етапі функціонування системи прогнозування не використовується.

Методи просторової екстраполяції. Просторова екстраполяція пов'язана з прогнозуванням у просторі характеристик та полягає в оцінці значень векторного поля за окремими спостереженнями [6].

Задача просторової екстраполяції характеристик технічного стану складного об'єкта формулюється в такий спосіб. Нехай є скінченна множина ситуацій – точок у просторі ситуацій X , де визначені певні розв'язки Y . Тобто існує множина векторів $\{Z\}_{i=1}^n$, де $Z_i = [X_i, Y_i]$, $i = 1, \dots, n$. Компоненти вектора X характеризують параметри ситуації, що спостерігається, зокрема, параметри технічного стану системи в момент спостереження, чинники прогнозного фону та керуючі дії. Тоді задача просторової екстраполяції полягатиме в оцінці компонентів вектора Y_{n+1} з врахуванням знання X_{n+1} в ситуації Z_{n+1} . Інформація про це закладена у неявному вигляді в множині $\{Z\}_{i=1}^n$.

Розв'язок задачі прогнозування у такій постановці розглядається як результат n спостережень невідомої функції:

$$Y = F(X), \quad (3)$$

де $Y = (y_1, \dots, y_m)$ – вектор прогнозних параметрів технічного стану складного об'єкта; $X = (x_1, \dots, x_k)$ – вектор поточних параметрів технічного стану, чинників прогнозного фону. Задача побудови прогнозової моделі зводиться до відновлення невідомої векторної функції F векторного аргумента X за скінченною кількістю спостережень. Вибір способу розв'язання залежить від кількості наявної інформації про відновлювальну функцію.

Отже, особливості сучасних МПП та С призводять до неможливості використання вже існуючих методів прогнозування. Пряме їх застосування до мікропроцесорних пристроїв та систем знижує ефективність процесу прогнозування через громіздкість математичного опису, велику похибку та складність зняття значень прогностичних параметрів. Тому актуальною є проблема розробки нового, більш ефективного підходу до розв'язання задач прогнозування технічного стану МПП та С.

Модель об'єкта прогнозування

Однією з проблем прогнозування технічного стану МПП та С, зокрема, на етапі експлуатації, є вибір прогностичних параметрів. Оскільки складність сучасних МПП не дає змоги отримати необхідні електрофізичні характеристики, то необхідно використати легкодоступні інформативні параметри, які користувач зможе отримати самостійно за допомогою відповідних програмних засобів.

Об'єктом прогнозування (ОП) є мікропроцесорна система (МПС) загалом, або один чи більше її компонентів. Для прогнозування стану МПС необхідна вихідна інформація про склад системи, взаємовплив компонентів, поточний технічний стан тощо. Залежно від конкретного ОП змінюється і необхідна інформація. Наприклад, для прогнозування стану накопичувача на жорстких магнітних дисках (НЖМД) необхідною і достатньою для прогнозу є інформація про стан НЖМД та кілька параметрів, що відносяться до інших компонентів системи та мають безпосередній вплив на стан жорсткого диска (частота шини PCI, рівень напруги живлення, температура в системному блоці). Такий стан відображений у запропонованій моделі ОП.

Подамо ОП сукупністю характеристик та значень його параметрів [7]:

$$M_{OP} = \{A_{заг}, A_{конкр}^j\}, \quad (4)$$

де M_{OP} – сукупність інформативних характеристик та значень параметрів ОП; $A_{заг}$ – матриця загальних характеристик визначеного класу чи типу ОП та системні характеристики; $A_{конкр}^j$ – матриця характеристик конкретного ОП, знятих у час t_j .

Матриці $A_{заг}$ та $A_{конкр}^j$ подаються в такий спосіб:

$$A_{заг} = \begin{array}{c|ccccccc} & 1 & 2 & \dots & i & i+1 & \dots & n \\ \hline name_1 & a_{11}^3 & a_{12}^3 & \dots & a_{1i}^3 & a_{1(i+1)}^3 & \dots & a_{1n}^3 \\ \hline name_2 & a_{21}^3 & a_{22}^3 & \dots & a_{2i}^3 & - & - & - \\ \hline \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ \hline name_k & a_{k1}^3 & a_{k2}^3 & \dots & a_{ki}^3 & a_{k(i+1)}^3 & - & - \\ \hline system & a_{(k+1)1}^3 & a_{(k+1)2}^3 & \dots & a_{(k+1)i}^3 & a_{(k+1)(i+1)}^3 & - & - \end{array} \quad (5)$$

де $name_k$ – k -й компонент системи; $system$ – системні характеристики, що визначають тип взаємодії компонентів системи, описують загальні параметри, які впливають на надійність, описують програмну частину тощо; a_{ki}^3 – значення i -го параметра компонента k .

Кількість елементів кожного рядка матриці $A_{заг}$ залежить від конкретного компонента і може приймати значення від 1 до n .

$$A_{конкр}^j = \begin{array}{c|ccccccc} & 1 & 2 & \dots & i & i+1 & \dots & n \\ \hline name_1 & a_{11}^j & a_{12}^j & \dots & a_{1i}^j & a_{1(i+1)}^j & \dots & a_{1n}^j \\ \hline name_2 & a_{21}^j & a_{22}^j & \dots & a_{2i}^j & a_{2(i+1)}^j & \dots & - \\ \hline \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ \hline name_k & a_{k1}^j & a_{k2}^j & \dots & a_{ki}^j & a_{k(i+1)}^j & \dots & a_{kn}^j \end{array} \quad (6)$$

де $name_k$ – k -тий компонент системи; a_{ki}^j – значення i -того параметра компонента k в момент часу t_j , $j = \overline{1, m}$.

Значення параметрів в матриці $A_{конкр}^j$, на відміну від $A_{заг}$, формуються у відсотковому співвідношенні до реальних значень. Для переходу до відсоткових співвідношень використовуються спеціальні оцінкові залежності, окремі для різних класів параметрів [7].

Архітектура штучної нейронної мережі

Як засіб прогнозування технічного стану ОП використаємо штучну нейронну мережу (ШНМ), яка складається з чотирьох шарів (рис. 1). Вхідний шар розділений на дві частини. Перша частина ($x_1 \dots x_m$) – це загальні характеристики, що складаються з елементів матриці $A_{заг}$. Друга частина ($x_{m+1} \dots x_n$) – конкретні характеристики складаються з компонентів матриці $A_{конкр}^j$. Отже, вхідний вектор X має вигляд

$$X = \{ a_{11}^3, \dots, a_{1n}^3, \dots, a_{k1}^3, \dots, a_{k(i+1)}^3, a_{(k+1)1}^3, \dots, a_{(k+1)(i+1)}^3, \dots, a_{11}^j, \dots, a_{1n}^j, \dots, a_{k1}^j, \dots, a_{kn}^j \}. \quad (7)$$

Четвертий шар – вихідний. Кількість елементів у вихідному шарі відповідає кількості компонентів КС, технічний стан яких прогнозується. Якщо таких компонентів – один, то кількість нейронів у вихідному шарі дорівнює одному.

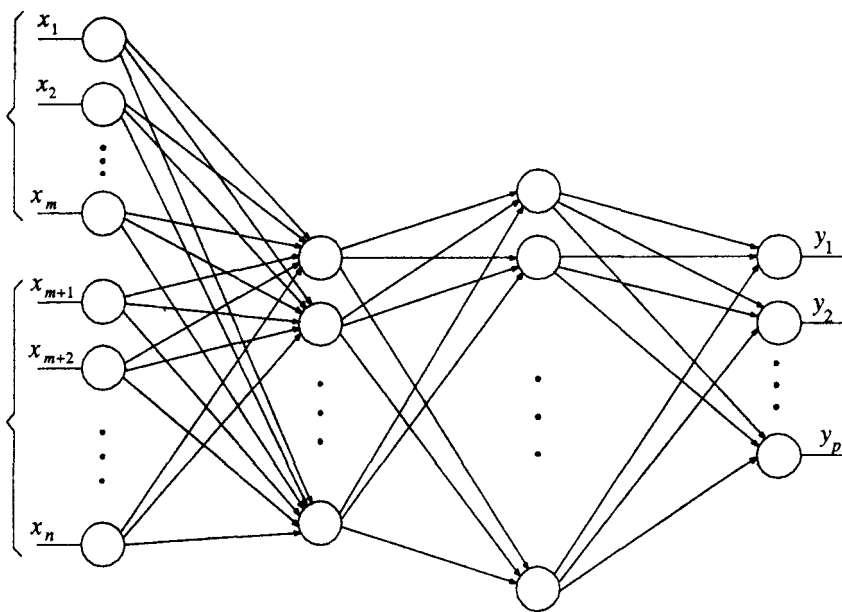


Рис. 1. Штучна нейронна мережа прогнозування технічного стану МПС

Реалізація ШНМ у системі MatLab 6.0

У системі MatLab 6.0 була побудована модель ШНМ (рис. 2, та 3).

Оскільки перший шар ШНМ є псевдошаром, то F_1, F_2, F_3 – активаційні функції відповідно другого, третього та четвертого шарів. Тоді F_1 та F_2 мають бути нелінійними, тому що використання лінійних функцій активації всередині мережі дає змогу формувати суперпозицію тільки лінійних розділяючих поверхонь, що звужує можливості мережі. F_3 повинна бути лінійною, щоб забезпечити можливість отримання на виході довільних значень з діапазону $[-\infty, +\infty]$, а не обмежуватись областю значень нелінійної функції, що може погіршити характеристики ШНМ в цілому.

Як нелінійні функції F_1 та F_2 вибрано сигмоїдальні (8), а для F_3 – лінійну (9), відповідні їм функції системи MatLab 6.0 tansig та purelin:

$$F_1(S) = F_2(S) = \frac{1}{1 + e^{-S}} ; \quad (8)$$

$$F_3(S) = S . \quad (9)$$

Для навчання ШНМ використано метод зворотного поширення помилки (m-функція traingd).

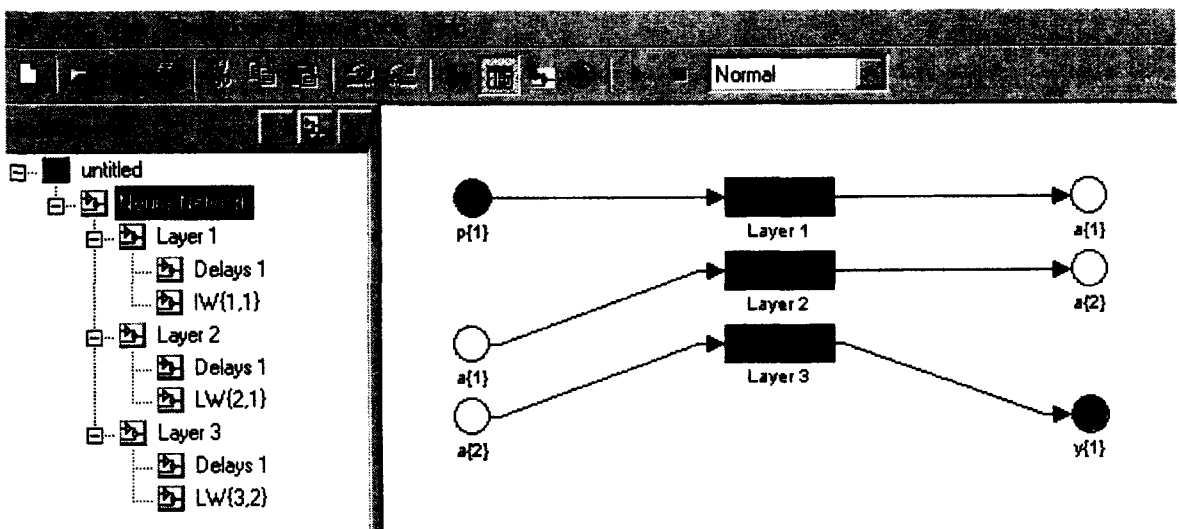


Рис. 2. Загальна структура ШНМ в системі MatLab 6.0

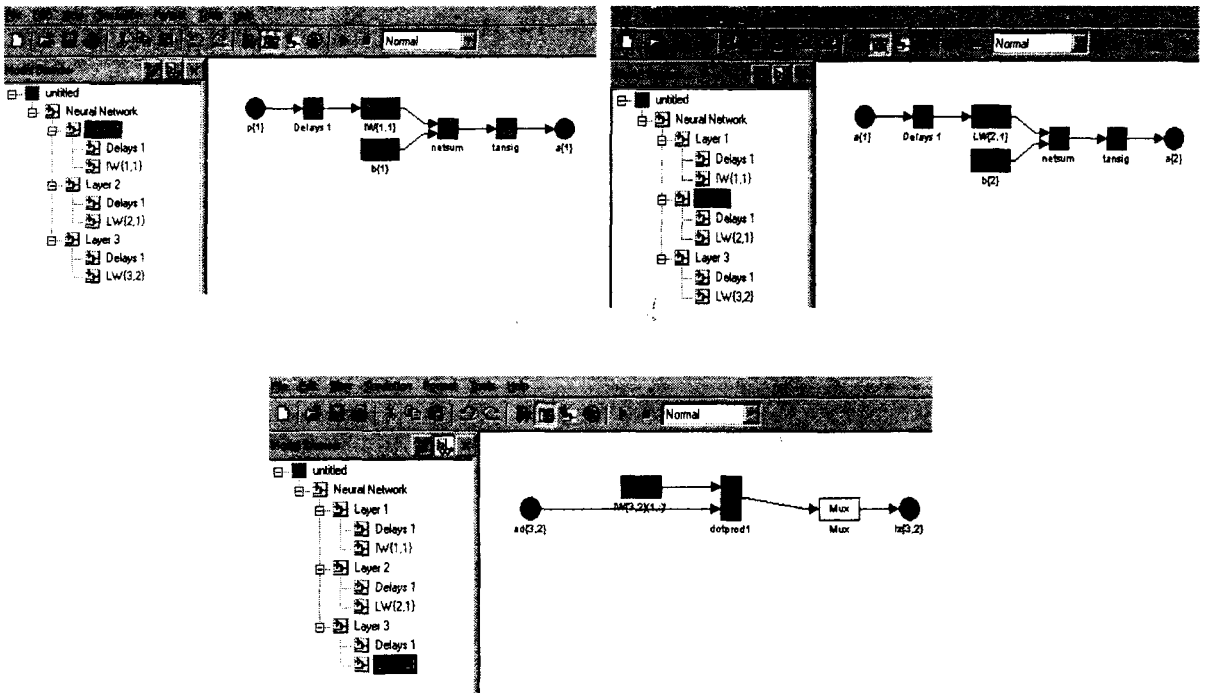


Рис. 3. Структура шарів ШНМ в системі MatLab 6.0

Приклад. Прогнозування стану НЖМД

За допомогою запропонованого методу розв'язувалась задача прогнозування технічного стану НЖМД. Для формування навчальної вибірки для ШНМ використано результати моніторингу п'яти НЖМД фірми FUJITSU (MPE3064AT, MPA3026ATU, MPF3102AT, MPE3064AT, MPA3026ATU) упродовж шести місяців. Як входні параметри було вибрано SMART атрибути НЖМД. Абсолютна більшість SMART атрибутів є загальноприйнятими і зміст кожного з них, особливо у кожного виробника, не змінюється залежно від моделі. Єдиною проблемою є те, що для кожної моделі можливі різні набори атрибутів. В одній моделі їх може бути 10, в іншій – 15 тощо. Однак можна виділити певний набір, що фактично є стандартним і який присутній в більшості моделей різних виробників НЖМД.

З врахуванням вищезгаданого, як вихідні параметри були вибрані SMART атрибути, умовно поділені на дві частини: *атрибути, що вказують на відпрацювання ресурсу пристрою, та атрибути, що інформують про стан механіки та поверхні диска.*

Крім SMART атрибутів, використовується також така група параметрів, що впливає на майбутній технічний стан НЖМД: *відхилення напруги живлення від норми, відхилення частоти шини PCI, відхилення від норми температури в системному блоці, дефрагментація системного тому, загальна кількість вільного місця.*

В роботі також використовувались системні характеристики. До останніх відносяться такі параметри: кількість логічних циліндрів, логічних головок, логічних секторів/доріжок, секторів LBA; об'єм НЖМД, режим роботи, швидкість обертів дисків, кількість кластерів у найбільшому томі, кількість байтів в одному кластері, кількість фізичних дисків, кількість поверхонь, що використовуються, клас примусового охолодження, кількість файлових систем.

Під час проведення моделювання ШНМ у системі MatLab 6.0 були отримані такі результати. Під час навчання ШНМ було досягнуто похибки $0.35 \cdot 10^{-2}$. Після проведення аналізу та оптимізації вихідних даних для навчання отримана похибка становила $0.24 \cdot 10^{-2}$ та кількість ітерацій зменшилась до 6000. Кореляційний аналіз показав близькість реальних даних та даних на виходах мережі. Коефіцієнт регресії 0.995, інші значення не є ідеальними, тому у подальшому потрібно приділити більше уваги формуванню навчальної вибірки.

Результати моделювання виявилися задовільними. Це підтверджує правильність побудованої моделі об'єкта прогнозування та вибору архітектури ШНМ для розв'язання задачі прогнозування технічного стану КС.

Висновок

В результаті досліджень відомих методів була запропонована нова модель ОП та відповідний метод прогнозування. Запропонований метод є універсальним, у тому розумінні, що уможливорює виконувати прогнозування стану як МПС в цілому, так і її окремих компонентів, причому в останньому випадку немає необхідності збирати всю інформація про систему, досить обмеженої кількості інформативних параметрів. Використання ШНМ як засобу прогнозування надає ряд переваг: врахування прихованих залежностей, можливість уточнення прогнозів за допомогою постійного донавчання мережі тощо.

1. Локазюк В.М., Медзатий Д.М. Збільшення тривалості функціонування обчислювальних систем за допомогою прогнозування: *Матеріали Міжнародної науково-практичної конференції "Динаміка наукових досліджень". Том 1. "Сучасні комп'ютерні інформаційні технології"*. – Дніпропетровськ, 2002. – С. 25–27. 2. Касаев О.Б., Савченко В.И. Модели и методы прогнозирования технического состояния космических средств: *Метод. пособие*. – СПб., 1997. 3. Локазюк В.М., Медзатий Д.М. Концептуальна модель прогнозування технічного стану мікропроцесорних пристроїв на етапі експлуатації // *Вісник технологічного університету Поділля*. – 2003. – № 3. – С. 36–40. 4. Назаров А.В., Лоскутов А.И. *Нейросетевые алгоритмы прогнозирования и оптимизации систем*. – СПб., 2003. 5. Гаскаров Д.В., Голинкевич Т.А., Мозгалеvский А.В. *Прогнозирование технического состояния и надежности радиоэлектронной аппаратуры*. – М., 1974. 6. Растрезин Л.А. Пономарев Ю.П. *Экстраполяционные методы проектирования и управления*. – М., 1986. 7. Локазюк В.М., Поморова О.В., Медзатий Д.М. *Метод прогнозування технічного стану комп'ютерних систем* // *Вісник Хмельницького національного університету*. – 2005. – № 4. – Ч.1, Т.1 – С. 81–86.

J. Gadek

Department of Computer Science,
The College of Computer Science, Poland

THE DATABASE OF EMOTIONAL SPEECH

© Gadek J., 2005

База даних емоційних розмов є частиною проекту "BaFra", метою якого є створення польсько мовного корпусу, що спеціалізується на тестуванні програм розпізнавання голосу. До складу бази входять фрази, продиктовані диктором яу у нормальній обстановці, так і модифіковані фрази. Подібна мовна база дозволяє тестувати стійкість алгоритмів розпізнавання мови до зміни диктора та його емоційного стану.

The database of emotional speech is the part of the „BaFra” project, witch has been designed in order to create the polish speech corpus specialized in testing voice recognition applications. The Corpus contains the phrases spoken by the speakers in a normal way as well as phrases spoken in a modified way. Such a language base permits to make algorithms resistance-tests which are responsible for speaker and emotion recognition

Introduction

Dealing with the speaker's emotion is one of the latest challenges in speech technologies. Three different aspects can be easily identified: speech recognition in the presence of emotional speech, synthesis of emotional speech, and emotion recognition. In this last case, the objective is to determine the emotional