

УДК 004.56: 621.395

DOI <https://doi.org/10.32838/2663-5941/2021.6/04>**Корнієнко В.І.**

Національний технічний університет «Дніпровська політехніка»

Герасіна О.В.

Національний технічний університет «Дніпровська політехніка»

Гусєв О.Ю.

Національний технічний університет «Дніпровська політехніка»

Горєв В.М.

Національний технічний університет «Дніпровська політехніка»

Мацюк С.М.

Національний технічний університет «Дніпровська політехніка»

ИНТЕЛЕКТУАЛЬНОЕ ПРОГНОЗОВАНИЕ МОВНОГО СИГНАЛУ В СИСТЕМЕ КОНФИДЕНЦИЙНОГО СВ'ЯЗКУ ПО МЕРЕЖІ З ВИДІЛЕНИМИ КАНАЛАМИ

У статті запропоновано механізм інтелектуального прогнозування мовного сигналу в системі конфіденційного телефонного зв'язку. Як адаптивні прогнозуючі фільтри досліджувались: нейронний фільтр на основі нейронної мережі прямого поширення з прихованим шаром, нейронечіткий фільтр на основі адаптивної нейронної системи нечіткого висновку, а також нейровейвлетний фільтр, в основу фільтрації якого покладена процедура прямого дискретного вейвлет перетворення. Для знаходження (налаштування) оптимальних (для конкретної задачі) параметрів прогнозуючих фільтрів, обґрунтовано використання методів глобальної оптимізації, зокрема генетичного алгоритму. Шляхом моделювання в середовищі Matlab за допомогою стандартних та розроблених програм оцінена точність передбачення запропонованих інтелектуальних прогнозуючих фільтрів у системі конфіденційного телефонного зв'язку по мережі з виділеними каналами. Оцінено похибки прогнозування вхідного мовного сигналу з шумом для отриманих інтелектуальних прогнозуючих фільтрів з оптимальними параметрами та лінійного прогнозуючого фільтру з кінцевою імпульсною характеристикою. Доведена адекватність отриманих результатів за критерієм знаків. Встановлено, що використання нейровейвлетного алгоритму прогнозування підвищує ефективність системи конфіденційного зв'язку по мережі з виділеними каналами за рахунок зниження похибки прогнозування мовного сигналу у порівнянні з лінійним прогнозуванням. Нейромережевий алгоритм за точністю прогнозування порівняний з лінійним, а нейронечіткий алгоритм поступається лінійному. Подальші дослідження мають бути спрямовані на спрощення технічної реалізації інтелектуальних алгоритмів прогнозування мовного сигналу в системі конфіденційного зв'язку по мережі з виділеними каналами.

Ключові слова: конфіденційний зв'язок, мережа з виділеними каналами, нейронні мережі, нечітка логіка, вейвлет перетворення, генетичний алгоритм, прогнозуючий фільтр.

Постановка проблеми. Забезпечення конфіденційного зв'язку є однією з важливих задач захисту інформації в телекомунікаціях.

Серед телекомунікаційних операторів поширення отримала технологія передачі даних, що передбачає створення у мережі між користувачами виділеного каналу, який діє на час передачі [1, с. 200; 2, с. 16].

Для передачі сигналу з нього створюються осередки (пакети), які мають фіксовану або змінну

довжину і слідує один за одним, наприклад, без перерв, що полегшує процедури обробки сигналу і дозволяє підвищити швидкість передачі інформації.

Використання для конфіденційного зв'язку в мережі виділених каналів ставить питання про якість зв'язку за обмеженої пропускної здатності мережі, використання каналів зв'язку невисокої якості та забезпечення конфіденційності від абонента до абонента. Зниження якості зв'язку у мережі відбувається через втрати пакетів, що виникають

при незворотних викривленнях заголовків або перевантаженнях комутаторів. Оскільки мовний сигнал (МС) має високу надмірність, то на періоді локальної стаціонарності можливо здійснити його відновлення з мінімальними спотвореннями.

Одним зі шляхів відновлення МС у тракті прийому є механізм прогнозування осередків, втрачених під час передачі в мережі [1, с. 201].

Аналіз останніх досліджень і публікацій. Виділений канал має фіксовані смугу пропускання або пропускну здатність і постійно з'єднує двох абонентів, якими можуть бути як окремі особи або пристрої (комп'ютери або термінали), так і цілі мережі.

Завдання безпечно і інтенсивного обміну даними наразі вирішується шляхом створення єдиної захищеної корпоративної мережі з організацією виділених транспортних каналів передачі даних рівня L2 моделі OSI на базі оптичної мережі IP / MPLS (Multiprotocol Label Switching – мультипротокольна комутація по мітках) [2, с. 14].

Сучасні MPLS-мережі можуть працювати з IP-пакетами, осередками ATM, фреймами SONET / SDH, а також можуть бути використані і для передачі стандартних кадрів Ethernet. Доцільно зазначити, що MPLS не замінює IP-маршрутизацію, а працює поверх неї.

Основними перевагами організації мереж з виділеними каналами на базі MPLS можна назвати: масштабованість, перетин адресних просторів, вузлів, підключених до різних VPN, ізолювання трафіку VPN один від одного на рівні L2 моделі OSI [3, с. 4496; 4, с. 36].

У роботі [1, с. 201] запропоновано механізм лінійного передбачення МС у системі конфіденційного телефонного зв'язку по ATM-мережі.

Для прогнозування найбільш актуальним є використання методів систем штучного інтелекту:

нейронних мереж (НМ) і систем із нечіткою логікою, які є універсальними й ефективними апроксиматорами, а побудовані на їх основі фільтри ефективні для прогнозування й апроксимації нелінійних, стохастичних процесів [5, с. 210].

У роботах [5, с. 209; 6, с. 102; 7, с. 142] запропоновано для прогнозування використовувати нейронні, нейронечіткі (НН) та нейровейвлетні (НВ) адаптивні прогнозуючі фільтри (ПФ).

Постановка завдання. Дослідження алгоритмів нейронного, нейронечіткого та нейровейвлетного прогнозування мовних сигналів, а також оцінка ефективності їх використання у системі конфіденційного зв'язку по мережі з виділеними каналами.

Виклад основного матеріалу дослідження. Система зв'язку (рис. 1) орієнтована на передачу від абонента до абонента конфіденційного телефонного трафіку зі змінною швидкістю і придрушенням пауз [1, с. 200].

При стисненні мови для придрушення пауз використовується ідентифікатор типу корисного навантаження заголовка осередку. Він приймає різні значення залежно від наявності в переданих осередках активних фрагментів мови.

Далі у тракті передачі здійснюється перетворення аналогового МС у цифрову форму і формування осередків. Осередки, що містять паузи мовної активності, не шифруються й не передаються, що зменшує загальне навантаження на мережу.

Для забезпечення криптографічної стійкості виконується шифрування даних за методом гамування. На етапі встановлення з'єднання формується початкове заповнення шифратора із виконанням вимог по стохастичності, рівномірності й некорельованості. При шифруванні цифровий МС підсумовується з двійковою псевдовипадковою послідовністю.

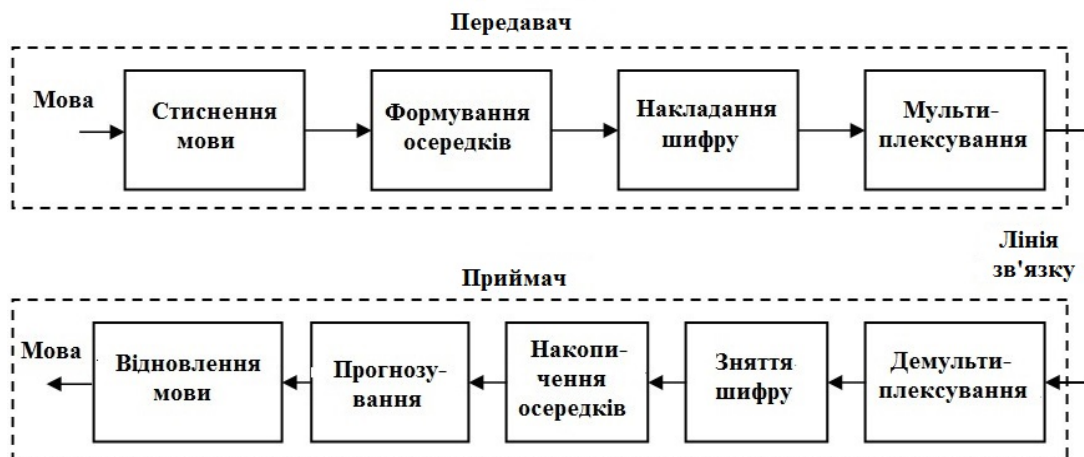


Рис. 1. Схема системи конфіденційного зв'язку

Сформовані та зашифровані дані за допомогою мультиплектора передаються в лінію зв'язку. За відсутності осередків для передачі з метою підтримки синхронізму мультиплексор здійснює вставку в вихідний сигнал порожніх клітинок.

У приймачі демультіплексор виконує функції, зворотні мультиплектору, включаючи виправлення похибок в заголовках осередків. У разі неможливості виправлення похибок, прийнятий осередок подальшій обробці не підлягає (вважається втраченим).

Пакетне дешифрування здійснюється за алгоритмом, аналогічним для накладення шифру в передавачі.

Далі накопичуються осередки і виконується вирівнювання затримок із метою компенсації дисперсії часу (джиттера) доставки осередків у мережі.

Прогноз (передбачення) осередків, втрачених під час передачі у мережі, здійснюється на періоді локальної стаціонарності МС синхронно зі швидкістю передачі. Як початкові дані для прогнозу використовується інформація із прийнятих раніше блоків даних.

Отриманий цифровий МС із заповненими паузами та відновленими осередками синхронно подається на синтезатор, де здійснюється відновлення мовлення шляхом перетворення сигналу в аналогову форму.

Алгоритми прогнозування мовного сигналу. Спектр короткочасного МС має глобальний максимум в околиці від 300 до 800 Гц і убуває зі швидкістю від 6 до 12 дБ/октаву, а автокореляційна функція МС повільно змінюється, що свідчить про досить тісний зв'язок між відліками сигналу. Значення кореляції для типового одиничного вибіркового значення становить 0,79...0,87, а інтервал кореляції має тривалість 4...6 відліків [8, с. 108].

Оскільки різниця між сусідніми часовими відліками для мови мала, то кодування МС базується на передачі від вибірки до вибірки різниць їх значень, що реалізується N-відвідними кодерами з прогнозуванням [9, с. 57].

Контур прогнозу описується як:

$$\varepsilon(k) = x(k) - \bar{x}(k), \quad (1)$$

де $x(k)$ – k-а вибірка, $\bar{x}(k)$ – прогнозне значення вибірки, $\varepsilon(k)$ – похибка прогнозу.

Кодер коригує свої прогнози, складаючи суму прогнозованого значення і похибки прогнозу. Контур кореляції описується як:

$$\bar{\varepsilon}(k) = \text{quant}[\varepsilon(k)], \quad \bar{x}(k) = \hat{x}(k) + \bar{\varepsilon}(k), \quad (2)$$

де $\text{quant}(\)$ – операція квантування, $\hat{x}(k)$ – оцінка вхідної вибірки.

Середньоквадратична похибка прогнозу дорівнює:

$$E\{\varepsilon(k)\varepsilon(k)\} = E\left\{\left[x(k) - x(k|k-1)\right]^2\right\}. \quad (3)$$

По суті N-відвідні кодера з прогнозом реалізуються на основі адаптивних лінійних прогнозуючих фільтрів (ПФ) з кінцевою імпульсною характеристикою (КІХ) [9, с. 57]. У них процес адаптації включає оцінювання шуканого виходу фільтра і корегування його коефіцієнтів за значенням вихідної похибки.

У процесі роботи ПФ на кожному такті по величині похибки $\varepsilon[k] = x[k] + \hat{x}[k]$ між фактичним $x[k]$ і прогнозованим $\hat{x}[k]$ значеннями сигналу здійснюється адаптація коефіцієнтів ПФ.

Різницеве рівняння лінійного ПФ з КІХ має вигляд:

$$\hat{x}[k+n] = \sum_{r=0}^N a_r \cdot x[k-r], \quad (4)$$

де n, a_r, N – коефіцієнти фільтра і його порядок, відповідно.

Такі ПФ з КІХ мають асимптотичну стійкість і лінійну фазо-частотну характеристику.

Нейромережеві (НМ) моделі представляють собою набір сполучених між собою нейронів, для яких перетворення вхідного вектора у вихідний задається значеннями вагів мережі. Вихідні значення нейронів залежать від вибору функції активації.

Для систем прогнозування на базі НМ найкращі якості показує гетерогенна мережа, яка складається із прихованих шарів із нелінійної функцією активації нейронів і вихідного лінійного нейрона [10, с. 18].

Рівняння нейронного ПФ, який здійснює передбачення на n тактів, на основі НМ прямого поширення з прихованим шаром має вигляд [11, с. 388]:

$$\hat{x}[k+n] = \sum_{\tau \in P} F_{\hat{x}}\left\{\sum_{l \in Q} v_l[\tau] \cdot F_l\left(\sum_{m \in Q} v_{l,m}[\tau] \cdot u_m[k-\tau]\right)\right\}, \quad (5)$$

де P – множина глибин пам'яті відповідних входів; $F_{\hat{x}}$ – активаційна функція вихідного шару НМ; Q – множина входів нейронів; l – порядковий номер входу вихідного шару НМ; v_l – вагові коефіцієнти вихідного шару; F_l – активаційна функція нейронів прихованого шару; m – порядковий номер входу і l-го нейрона; $v_{l,m}$ – вагові коефіцієнти зв'язку m-го входу і l-го нейрона; u_m – вхід НМ.

Параметрами налаштування (навчання) НМ прямого поширення з прихованим шаром є $\{v_l, v_{l,m}\} \subset a$.

Зазвичай для налаштування параметрів НМ прямого розповсюдження використовують градієнтні алгоритми, наприклад, алгоритм зворотного поширення похибки в просторі параметрів $\{v_l, v_{l,m}\} \subset a$ при заданій архітектурі НМ.

Нейронечітка (гібридна) мережа представляє собою НМ із чіткими сигналами, вагами і активаційною функцією, об'єднання сигналів і вагів в якій здійснюється з використанням t-норми, t-конорми або деяких інших безперервних операцій. У ній входи, виходи та ваги – дійсні числа, що приймають значення в інтервалі [0, 1].

Рівняння нейронечіткого ПФ на основі адаптивної нейронної системи нечіткого висновку (Anfis) має вигляд [11, с. 390]:

$$\hat{x}[k+n] = \sum_{\tau \in P} \sum_{m \in Q} \beta_m[\tau] \cdot \alpha_m[k-\tau], \quad (6)$$

де $\alpha_m[k-\tau] = T_n \{L_{l,m}(u_m[k-\tau])\}$;

$$\beta_m[\tau] = U_m^{-1}(\alpha_m[\tau] / \sum_m \alpha_m[\tau]); \quad U = U(a_U);$$

$$L = L(a_L).$$

Тут U_m^{-1} – функція, зворотна функції належності проміжного виходу m мережі з параметрами a_U ; α_m – значення проміжного виходу; T_n – довільна t-норма моделювання логічної операції «І»; $L_{l,m}$ – функція належності нечіткої правила l входу m з параметрами a_L .

Параметрами налаштування НМ Anfis є $\{a_U, a_L\} \subset a$, а навчання виконується аналогічно НМ прямого поширення.

Фільтри із частотним перетворенням мають переваги над фільтрами зі згортокою в часовій області, завдяки скороченню об'єму обчислень і покращенню властивості збіжності алгоритмів адаптації. При цьому, внаслідок здатності представляти нестационарні сигнали більш доцільним, є використання дискретного вейвлет перетворення (ДВП) [12, с. 465].

Прикладом такого фільтру є НВ ПФ [11, с. 393], в основу фільтрації якого покладена процедура прямого ДВП. Для зменшення впливу шуму у фільтрі здійснюють трешолдинг – порогове обмеження коефіцієнтів вейвлет розкладання. НМ використовується для прогнозування значень коефіцієнтів, за якими за допомогою зворотного ДВП визначається прогнозований сигнал.

В НВ ПФ для вхідного дискретного сигналу $u[k]$ тривалістю K ($k = \overline{1, K}$) його ДВП є набором вейвлет коефіцієнтів

$$AD_k = \{A_L, D_L, D_{L-1}, \dots, D_1\} \quad (7)$$

з коефіцієнтами апроксимації за рівнями розкладання

$$A_L = \{a_{L,p}\} = \sum_{p=1}^{P_L} u[k] \cdot \phi_{L,p}[k] \quad (8)$$

і коефіцієнтами деталізації

$$D_l = \{d_{l,p}\} = \sum_{l=1}^L \sum_{p=1}^{P_l} u[k] \cdot \psi_{l,p}[k]; \quad l = \overline{1, L}, \quad (9)$$

де ϕ, ψ – масштабуюча і відповідна їй вейвлет функції; L – кількість рівнів розкладання; P_l – кількість коефіцієнтів на рівні розкладання l .

Коефіцієнти апроксимації є згладженим сигналом, а деталізації – його коливання. Для видалення шуму коефіцієнти, менше деякого граничного значення, дорівнюють нулю (процедура порогової обробки – трешолдинг Т): $AD_k^T = T(AD_k)$.

На вході НМ вейвлет-коефіцієнти помножуються на відповідні ваги і визначаються рівні активації нейронів, які формують прогноз вейвлет коефіцієнтів для моменту часу $[k+n]$:

$$AD_{k+n}^{\hat{}} = F_{NN}(AD_k^T), \quad (10)$$

де F_{NN} – узагальнена функція перетворення НМ.

Для забезпечення асимптотичної стійкості ПФ використовуються НМ без зворотних зв'язків і з нелінійними функціями активації.

Оцінка прогнозу вейвлет коефіцієнтів для моменту часу $[k+n]$ на основі багат шарової НМ прямого поширення виконується відповідно до рівняння:

$$AD_{k+n}^{\hat{}} = F_{AD} \left\{ \sum_{r \in M} v_r \cdot F_r \left(\sum_{m \in M} v_{r,m} \cdot y_m \right) \right\};$$

$$AD_k^T \subset \{y_m\}, \quad (11)$$

де $AD_{k+n}^{\hat{}}$ – вихід НМ; F_{AD} – активаційна функція вихідного шару; M – множина входів нейронів; r – порядковий номер входу вихідного шару; v_r – вагові коефіцієнти вихідного шару; F_r – активаційна функція нейронів прихованого шару; m – порядковий номер входу НМ; $v_{r,m}$ – вагові коефіцієнти зв'язку m-го входу і r-го нейрону; y_m – вхід НМ.

Тоді прогнозування сигналу $\hat{x}[k+n]$ глибиною n виконується за прогнозованими за допомогою НМ коефіцієнтами розкладання $AD_{k+n}^{\hat{}} = \{\hat{a}_{L,p}, \hat{d}_{l,p}\}$ відповідно до виразу зворотного ДВП:

$$\hat{x}[k+n] = \sum_{p=1}^{P_L} \hat{a}_{L,p} \cdot \phi_{L,p}[k+n] + \sum_{l=1}^L \sum_{p=1}^{P_l} \hat{d}_{l,p} \cdot \psi_{l,p}[k+n]. \quad (12)$$

Навчання НВ ПФ здійснюється у пакетному режимі, а адаптація – у реальному часі шляхом підлаштування параметрів фільтра при обробці поточного блоку за похибкою прогнозу попереднього блоку.

Параметрами НВ ПФ, які навчаються (адаптуються), є: тип базисного вейвлету ψ , кількість рівнів розкладання L , а також параметри трешолдинга і НМ.

Слід зазначити, що знаходження (налаштування) оптимальних (для конкретної задачі) параметрів ПФ є актуальною задачею, зокрема, й при прогнозуванні МС. А оскільки ця задача є полімодальною, то це вимагає використання методів глобальної оптимізації, серед яких найбільш ефективними є пошукові методи [11, с. 420].

В них алгоритм пошуку оптимального рішення пов'язує наступні один за одним рішення $\Psi_s(j+1) = F[\Psi_s(j)]$, де F – алгоритм пошуку, що показує які операції слід зробити на кроці j при вирішенні $\Psi_s(j)$, щоб отримати нове рішення $\Psi_s(j+1) \succ \Psi_s(j)$. Тут знак переваги \succ при мінімізації функціоналу має сенс:

$$C[\Psi_s(j+1)] < C[\Psi_s(j)]. \quad (13)$$

Розвитком пошукових методів є еволюційні алгоритми, серед яких найбільш поширені генетичні алгоритми (ГА), що моделюють розвиток біологічної популяції на рівні геномів: мутації структури і параметрів $\delta\Psi_s$, їх схрещування [10, с. 136]:

$$\Psi_s(j+1) = \Psi_s(j) + \delta\Psi_s(j), \quad (14)$$

і правило відбору для виявлення їх сприятливих варіацій, за допомогою яких будується послідовність поліпшених рішень.

Моделювання виконувалося у середовищі Matlab за допомогою стандартних та розроблених програм. Як тестовий мовний сигнал використовувалася сума гармонік із частотою 400, 1000 і 3000 Гц тривалістю $T = 22,5$ мс (період стаціонарності мовного сигналу).

Відповідно кількість відліків сигналу з частотою дискретизації $F_D = 8$ кГц відповідно $N = T \cdot F_D = 180$.

Програма моделювання включала визначення значення похибки передбачення $\bar{\epsilon}$ для рівня шуму $nvar = 0,5$.

Для лінійного ПФ було обгрунтовано значення його порядку $M=32$ і коефіцієнта швидкості навчання $\mu = 0,75$, оскільки відповідне значення похибки $\bar{\epsilon} < \epsilon_{TP}$ (тут $\epsilon_{TP} \leq 0,05$ – значення необхідної (бажаної) похибки передбачення) і порядок ПФ найменший, що забезпечує скорочення обчислень і здешевлення апаратної реалізації системи [1, с. 202].

Як глобальний метод оптимізації використовувався ГА, який мав одноточкове схрещування, селективний вибір батьків, формування нової популяції із витісненням. Кількість поколінь обмежувалось на рівні 100, а розмір популяції – 30.

Критерієм глобальної оптимізації було обрано комбінований критерій [13, с. 332]:

$$C_{комб} = 0,2 \cdot C_{рег} + 0,8 \cdot C_{зм}, \quad (15)$$

де $C_{рег}$ – критерій регулярності, що обчислюється на перевіірочній вибірці:

$$C_{рег} = \frac{\|Y_B^*[m+n] - \hat{Y}_B[m+n]\|}{\|Y_B^*[m+n]\|}, \quad (16)$$

$C_{зм}$ – критерій незміщенності (мінімуму зсуву), заснований на аналізі рішень:

$$C_{зм} = \frac{\|\hat{Y}_A[m+n] - \hat{Y}_B[m+n]\|}{\|Y^*[m+n]\|}; \quad (17)$$

A, B – навчальна та перевіірочна вибірки обсягом $N=A+B$.

При глобальній оптимізації варіювались наступні параметри ПФ:

– для НМ ПФ: $r_s \subset Q$ – розмір прихованого шару; F_l – функція активації нейронів прихованого шару; M_{po} – метод параметричної оптимізації (функція навчання НМ);

– для НН ПФ: $L_{l,k}$ – функція належності нечіткого правила l входу k ; M_{po} – метод параметричної оптимізації (функція навчання НМ Anfis);

– для НВ ПФ: ψ – тип базисного вейвлету; L – кількість рівнів розкладання; F_{NN} – узагальнена функція перетворення НМ.

Результати глобальної оптимізації параметрів ПФ наведено на рис. 2.

Встановлено, що для НМ ПФ мінімуму критерію (15) ($C_{комб} = 0,042$) відповідає каскадна НМ прямого поширення із 33 нейронами у прихованому шарі, функцією активації прихованого шару – конкуруючою з м'яким максимумом, і яка навчена алгоритмом Полака-Рібейри.

Встановлено, що для НН ПФ мінімуму критерію (15) ($C_{комб} = 0,049$) відповідає НМ Anfis з функцією належності – добуток двох сигмоїдальних функцій, і яка навчена алгоритмом зворотного поширення похибки.

Встановлено, що для НВ ПФ мінімуму критерію (15) ($C_{комб} = 0,034$) відповідає використання вейвлет типу сімлет 5-го порядку з каскадною НМ прямого поширення.

Похибки прогнозування вхідного МС з шумом для різних типів ПФ представлено у табл. 1.

Таблиця 1
Похибки прогнозування МС

лінійний	Тип ПФ		
	НМ	нейронечіткий	НВ
0,013	0,016	0,048	0,008

Висновки. Використання нейровейвлетного алгоритму прогнозування підвищує ефективність системи конфіденційного зв'язку по мережі з виділеними каналами за рахунок зниження похибки прогнозування мовного сигналу порівняно з лінійним прогнозуванням. Нейромережевий алгоритм за точністю прогнозування порівняний з лінійним, а нейронечіткий алгоритм поступається лінійному.

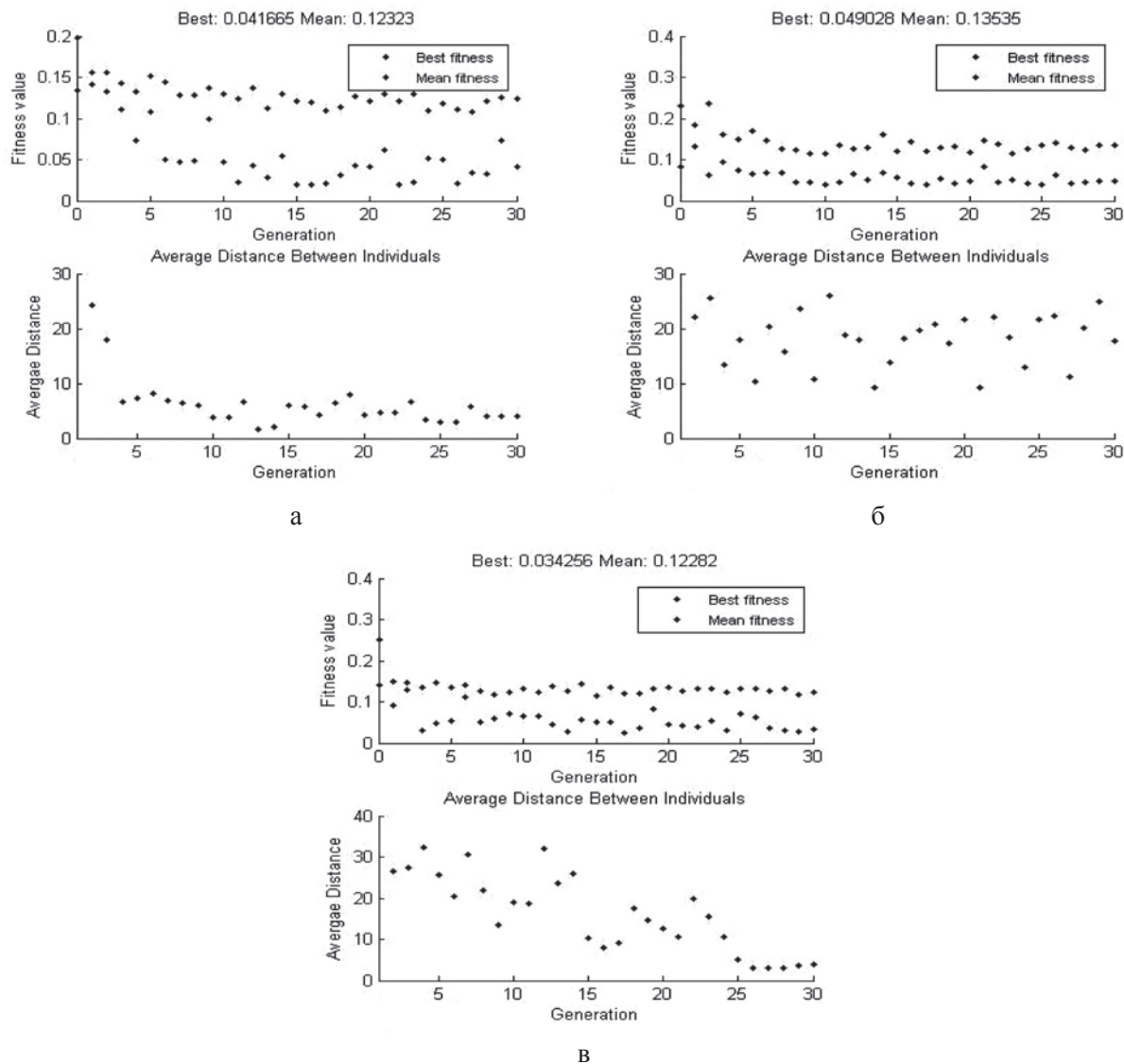


Рис. 2. Результати оптимізації параметрів НМ ПФ (а), НН ПФ (б) та НВ ПФ (в) для передбачення мовного сигналу за допомогою ГА

Статистична перевірка за критерієм знаків підтвердила значимість отриманих результатів з вірогідністю 0,99.

Інтелектуальні алгоритми прогнозування мають значно складнішу технічну реалізацію ніж лінійний алгоритм.

Подальші дослідження мають бути спрямовані на спрощення технічної реалізації алгоритму нейровейвлетного прогнозування мовного сигналу в системі конфіденційного зв'язку по мережі з виділеними каналами.

Список літератури:

1. Корниенко В.И., Герасина А.В. Линейное предсказание в системе конфиденциальной телефонной связи по АТМ-сети. *Системи обробки інформації*. 2013. № 1 (108). С. 200–203.
2. Валид Ильтаф. Эффективный механизм передачи данных в опорных IP-сетях. *Беспроводные технологии*. 2017. № 2. С. 14–20.
3. Rohit Mishra, Hifzan Ahmad. Comparative Analysis of Conventional IP Network and MPLS Network over VoIP Application. *International Journal of Computer Sciences and Information Technologies*. 2014. Vol. 5 (3). P. 4496–4499.
4. Гольдштейн А.Б., Никитин А.В., Шкрыль А.А. Транспортные сети IP/MPLS. Технология и протоколы. СПбГУТ. Санкт-Петербург, 2016. 80 с.

5. Корнієнко В.І., Будкова Л.В. Ідентифікація і прогнозування трафіку в телекомунікаційних системах. *Системи обробки інформації*. 2011. № 8 (98). С. 208–211.
6. Будкова Л.В., Корнієнко В.І. Моделювання самоподібного трафіку в інформаційних телекомунікаційних мережах. *Вісник Кременчуцького національного університету імені Михайла Остроградського*. 2013. № 4 (81). С. 101–108.
7. Герасина А.В. Адаптивное нечеткое прогнозирование трафика в информационных телекоммуникационных сетях. *Системи обробки інформації*. 2013. № 9 (116). С. 141–145.
8. Беллами Дж. Цифровая телефония / пер. с англ. Москва : Эко-Тренд, 2004. 640 с.
9. Джиган В.И. Адаптивная фильтрация сигналов: теория и алгоритмы. Москва : Техносфера, 2013. 528 с.
10. Рутковская Д., Пилиньский М., Рутковский Л. Нейронные сети, генетические алгоритмы и нечеткие системы. Москва : Горячая линия-Телеком, 2006. 452 с.
11. Корнієнко В.І., Гусев О.Ю., Герасина О.В. Інтелектуальне моделювання нелінійних динамічних процесів в системах керування, кібербезпеки, телекомунікацій : підручник. Дніпро : НТУ «ДП», 2020. 536 с.
12. Meyer Y. Wavelets, generalized white noise and fractional integration: the synthesis of fractional Brownian motion. *The Journal of Fourier Analysis and Applications*. 1995. № 5 (5). P. 465–494.
13. Ivakhnenko A.G., Madala H.R. Inductive learning algorithms for complex systems modeling. London, Tokyo : CRC Press, 1994. 384 p.

Korniienko V.I., Gerasina O.V., Gusev O.Yu., Gorev V.M., Matsiuk S.M. INTELLECTUAL FORECASTING OF SPEECH SIGNAL IN THE SYSTEM OF CONFIDENTIAL COMMUNICATION ON THE NETWORK WITH DEDICATED CHANNELS

The article proposes a mechanism for intelligent prediction of speech signal in a confidential telephone system. The following were studied as adaptive predictive filters: the neural filter based on a neural network of direct propagation with a hidden layer, the neurofuzzy filter based on an adaptive neural system of fuzzy inference, and the neurowavelet filter based on direct discrete wavelet transform. To find (adjust) the optimal (for a specific task) parameters of predictive filters, the use of global optimization methods, in particular the genetic algorithm, is justified. By modeling in the Matlab environment with the help of standard and developed programs the accuracy of prediction of the offered intelligent forecasting filters in the system of confidential telephone communication on a network with the allocated channels is estimated. The prediction errors of the input speech signal with noise for the obtained intelligent prediction filters with optimal parameters and a linear prediction filter with a finite pulse response are estimated. The adequacy of the obtained results by the criterion of signs is proved. It has been found that the use of a neuro-wavelet prediction algorithm increases the efficiency of a confidential communication system over a network with dedicated channels by reducing the prediction error of the speech signal compared to linear prediction. In this case, the neural network algorithm for the accuracy of prediction is comparable to the linear, and the fuzzy algorithm is inferior to the linear. Further research should be aimed at simplifying the technical implementation of intelligent algorithms for predicting the speech signal in a confidential communication system over a network with dedicated channels.

Key words: confidential communication, network with dedicated channels, neural networks, fuzzy logic, wavelet transform, genetic algorithm, predictive filter.