

Винахід відноситься до області перетворювальної техніки і призначений для автоматизації процесу короткострокового прогнозування попиту на електричну енергію в житлово-комунальному секторі міського господарства.

Штучні нейронні мережі репрезентують собою універсальні перетворювачі сигналів. Вони мають досить просте та одноступінне конструктивне виконання. Під прямоспрямованими мережами мають на увазі мережі типу "багатошаровий перцептрон", тобто мережі, які мають упорядковану архітектуру з чітко відокремленими один від одного шарами, та в котрих сигнали розповсюджуються тільки в одному напрямі - від вхідного шару через так звані приховані шари до вихідного. Нейрони, які належать до одного шару прямоспрямованої мережі, не мають ніяких зв'язків один з одним. Нейрони ж, розташовані в різних шарах, попарно зв'язують так звані синаптичними зв'язками. Синаптичний зв'язок володіє властивістю підсилювати або послабляти вихідний сигнал нейрона, розташованого в шарі, ближчого до входу мережі, при передачі його на вхід нейрона, розташованого в шарі, ближчому до виходу мережі. Настроювання, або, як кажуть, тренування мережі здійснюють шляхом саме вибору таких коефіцієнтів підсилювання синаптичних зв'язків, які забезпечують бажаний тип перетворювання вхідних сигналів мережі в вихідні.

Найбільш широке використання в системах автоматичного управління знайшли трьохшарові мережі з одним прихованим шаром нейронів. Це стосується як випадків, коли на базі нейронної мережі синтезують модель об'єкту управління, так і випадків, коли нейронна мережа набуває властивостей регулятора. Синтез нейронної мережі для прогнозування попиту електроспоживання може інтерпретуватися як завдання створення пристрою, який імітує певну реакцію міського населення на зміни погодних умов та режимів теплопостачання в період опалювального сезону. Іншими словами, така мережа репрезентує собою імітаційну модель об'єкту управління, реалізовану за допомогою мікропроцесорної техніки.

Провідні світові лідери в галузі нейрокомп'ютерів засвоїли випуск нейрочіпів - багатопроцесорних систем, які завдяки розпаралелюванню обчислювального процесу між штучними нейронами мережі досягли високої швидкості обробки інформації. Новим сьогодні є те, що нейрочіпи розглядаються не тільки як важлива частина майбутнього нейрокомп'ютера, а як зовнішній контролер до звичайного персонального комп'ютеру, який здатен прискорити його роботу при вирішенні певного кола задач управління. Вони мають власне програмне забезпечення для настроювання параметрів нейронної мережі, сумісне з програмним забезпеченням персональних комп'ютерів, що спрощує для широкого кола користувачів розробку нейромережевих компонентів на базі цих уніфікованих модулів.

При синтезі нейромережевих компонентів систем автоматичного управління основним питанням, яке виникає у розробника, є питання щодо вибору структури вхідного шару мережі, тобто вибору кількості нейронів у вхідному шарі та переліку сигналів від об'єкту управління, які треба подавати на ці нейрони. Від того, наскільки вдало виконано цей вибір, залежить успіх синтезу системи управління. Іншими словами, процес впровадження нейронних мереж у будь-яку технічну галузь - це процес не тільки пошуку нових мережевих архітектур, скільки процес вдосконалення структури вхідного шару мережі певної архітектури, яка забезпечує найкраще вирішення технічної проблеми.

Відомою є штучна нейронна мережа для прогнозування попиту на електричну енергію в масштабах країни, яка містить 18 нейронів у вхідному шарі, 3 нейрони в прихованому шарі та один вихідний нейрон [1]. Нейрони вхідного шару згруповано у три групи, які одержують дані про добове споживання об'єктом моделювання електроенергії протягом останніх 5 діб (1 - 5 нейрони), зовнішню температуру за той самий період (6 - 10 нейрони), прогноз температури (11-й нейрон), та номер дня у тижні (12 - 18 нейрони). На виході мережі формується сигнал, пропорційний добовому споживанню електричної енергії протягом очікуваної доби.

Недоліком цього пристрою є те, що він здатен прогнозувати обсяги споживання електроенергії тільки у добовому растрі. При вирішенні ж багатьох задач управління генерацією та споживанням енергоресурсів важливо передбачати не тільки інтегральне добове споживання електроенергії, але і сам вид добового профілю навантаження регіональної енергосистеми.

Відомою є інша штучна нейронна мережа, що містить 7 нейронів у вхідному шарі, 49 нейронів у прихованому шарі та 1 вихідний нейрон. Вхідний шар мережі одержує дані про обсяг спожитої електроенергії за минулу годину та 4 попередні години (1 - 5 нейрони), а також номер тижня в році (6-й нейрон) і номер дня в тижні (7-й нейрон) [2]. Предиктор генерує на вихідному нейроні прогноз споживання електроенергії на найближчу годину.

Недоліком цього пристрою є те, що він здатен точно прогнозувати обсяги споживання електроенергії тільки у випадку сталості температури зовнішнього повітря. Ця умова виконується, коли мова йде про прогнозування глибиною в 1 годину. Але якщо ми збільшуємо глибину прогнозу до 24 годин, пристрій не забезпечує потрібної точності.

Найбільш близьким по технічній суті запропонованому винаході (прототипом) є нейромережевий предиктор електроспоживання, який нарівні з потоком даних про передісторію електроспоживання в погодинному растрі одержує на вхід прямоспрямованої штучної мережі дані про фактичний стан погоди, прогностичну інформацію про метеоумови, що очікуються на найближчу добу, та тип дня тижня, для якого розроблюють прогноз [3]. Поліпшена, більш деталізована структура вхідного шару мережі дозволяє знизити похибку прогнозування навіть при глибині прогнозу в 24 години.

Недоліком цього пристрою є зниження точності прогнозування електроспоживання житловими масивами міста в період опалювального сезону. Пристрій не враховує всіх чинників, що впливають на обсяги електроспоживання в побуті, та виявляється неспроможним зробити точне прогнозування попиту по поточним даним про споживання. Проблема полягає в тому, що в період опалювального сезону населення інтенсивно використовує електроенергію не тільки в тих цілях, що й у теплий час року (освітлення, телевізор, холодильник, пилосос, пральна машина й інші побутові електроприлади), але і для додаткового обігріву житла. Якість централізованого теплопостачання в останні роки істотно знизилася, і це провокує міське населення займатися самостійним опаленням житла будь-якими доступними способами, в тому числі за

допомогою електрокамінів, електровоздухонагрівачів, електричних радіаторів.

Завданням винаходу є підвищення точності прогнозування попиту на електричну енергію в період опалювального сезону.

Поставлене завдання досягається тим, що в штучній прямостворованій нейронній мережі для прогнозування попиту на електричну енергію в житлово-комунальному секторі міського господарства, вхідний шар якої утворений групами нейронів, призначеними для одержання та ретрансляції на приховані шари та/або вихідний шар мережі однорідних по змісту даних, таких як споживання електричної енергії житловими масивами протягом 24-годинного інтервалу часу, фактичний та очікуваний стан погоди, а також тип наступного дня тижня, до складу вхідного шару введено додаткову групу нейронів, зв'язаних з нейронами прихованих та/або вихідного шару синаптичними зв'язками так само, як і нейрони інших груп, але призначених для одержання та ретрансляції даних про кількість теплової енергії, отриманої житловими масивами від джерел централізованого теплопостачання на опалення протягом останніх 24 годин, та даних про запланований відпуск тепла на опалення житлових масивів протягом найближчих 24 годин.

Крім того, додаткову групу нейронів вхідного шару мережі представлено 2 нейронами, один з яких призначений для одержання та ретрансляції даних про кількість спожитого житловими масивами тепла за останню добу, а інший - даних про запланований добовий відпуск тепла.

Крім того, додаткова група нейронів вхідного шару мережі містить 48 нейронів, перші 24 з яких призначені для одержання та ретрансляції даних про кількість спожитого житловими масивами тепла в погодинному растрі за минулу добу, а останні 24 - даних про запланований відпуск тепла також в погодинному растрі.

Введення до складу вхідного шару мережі додаткової групи нейронів дозволяє точніше класифікувати вхідну інформацію, спростити процес запам'ятовування мережею тренувальних даних і поліпшити якість її роботи в режимі прогнозування. Те, що у вхідний набір даних включають відпуск тепла на опалення за минулу добу і запланований відпуск тепла в найближчу добу, дозволяє деталізувати опис тих загальних умов, при яких відбувається споживання електроенергії населенням житлових масивів міста, і визначити їхній вплив на розвиток попиту на електричну енергію.

Відпуск тепла за минулу добу є сильним фактором впливу на рівень поточного електроспоживання житловими масивами.

Дійсно, температура внутрішнього повітря в житлових і суспільних будівлях є не єдиним, але одним із найважливіших показників їх комфортності. Вона формується під впливом двох факторів - потужності джерел тепла всередині будівель і потужності втрат тепла через зовнішні огороження (стіни і дах). Саме з цієї причини температура повітря всередині опалювальних помешкань може бути різною при одних і тих самих метеоумовах, але при різній інтенсивності використання внутрішніх джерел тепла.

У відсутність людей температура повітря всередині помешкань цілком визначалась би режимом роботи теплової мережі. Але те, що в системі є присутнім адаптивний агент в особі жителів, у корені видозмінює характер теплових процесів у будівлях. Люди активними діями збільшують обсяги генерації тепла у будівлях, доводячи температуру повітря до такого рівня, який здається їм комфортним. Найбільш ефективним допоміжним засобом покриття дефіциту тепла, недоотриманого від системи централізованого опалення, є електроопалення. Потужність електроопалення залежить від того, наскільки великим є недопостачання тепла житловим масивам від джерел централізованого теплопостачання, а якщо говорити про прямі показники, то від кількості відпущеного житловим масивам тепла.

Запланований відпуск тепла є також сильним фактором впливу на рівень попиту на електроенергію, тобто на обсяги майбутнього електроспоживання житловими масивами. Не знаючи, яким буде наступного дня режим теплопостачання, а приймаючи до уваги тільки прогноз метеоумов, неможливо зробити точний прогноз електроспоживання. Якщо тепла мережа не може адекватно і своєчасно відслідковувати зміну погодних умов, той дефіцит тепла, що населення має компенсувати електроопаленням, буде змінюватися від доби до доби. Разом із ним буде змінюватися і загальний рівень електроспоживання. Тільки знаючи запланований відпуск тепла, можна з упевненістю прогнозувати попит на електричну енергію.

На фіг. 1 подано структурну схему запропонованої нейронної мережі, на фіг. 2 наведено приклад застосування мережі у складі комп'ютеризованої системи обліку споживання електричної та теплової енергії житловими масивами міста. На фіг. 3 подано функціональну схему фіксатора рівня сигналів, що забезпечує подачу належної послідовності сигналів на вхід мережі, а на фіг. 4 проілюстровано роботу обчислювального елемента фіксатора.

Для спрощення викладення матеріалу на фіг. 1 подано приклад мережі з одним прихованим шаром. Кожний нейрон 1 вхідного шару має синаптичні зв'язки 2 з усіма нейронами 3 прихованого шару. Ті, в свою чергу, зв'язані синаптичними зв'язками 4 з вихідним нейроном 5. На практиці можуть бути використані мережі з двома та більшою кількістю прихованих шарів та з синаптичними зв'язками між нейронами, розташованими в несуміжних шарах, але це не має принципового значення для розуміння суті винаходу.

Більш важливим є те, що нейрони вхідного шару мережі упорядковано в окремі групи згідно із змістовним типом інформації, яку вони мають одержувати в процесі роботи мережі. В запропонованій мережі таких груп чотири. Перша група об'єднує 24 нейрони, які одержують в погодинному растрі дані про споживання електричної енергії житловими масивами міста за 24-годинний інтервал часу. Другу групу призначено для введення в мережу даних про погодинний стан протягом минулої доби та прогноз метеоумов на наступну добу (наприклад, усередненої температури зовнішнього повітря), а також тривалості світлового дня. Третя група нейронів приймає дані щодо типу дня тижня. Тобто чи є він робочим, вихідним або святковим. Нарешті, четверта - додаткова - група нейронів одержує дані в добовому або погодинному растрі про споживання житловими масивами тепла на опалення від джерел централізованого теплопостачання, а також дані про запланований відпуск тепла житловим масивам від джерел централізованого постачання на наступну добу в добовому або погодинному растрі.

Кількість нейронів 3 в прихованому шарі залежить від типу нейронізу, на базі якого реалізовано мережу. Вихідний шар мережі представлено одним нейроном 5.

Опрацювання сигналів виконується мережею наступним чином.

Дані, що поступають на вхід мережі, без будь-яких змін ретранслюються нейронами вхідного шару 1 через синаптичні зв'язки 2 на нейрони 3 прихованого шару. Особливістю нейронів 3 прихованого шару є те, що вони виконують нелінійне перетворення алгебраїчної суми вхідних сигналів у власний вихідний сигнал. Кожен з синаптичних зв'язків 4, що поєднують нейрони 3 прихованого шару з вихідним нейроном 5, підсилює або послаблює вихідний сигнал нейрону прихованого шару. Отже, вихідний нейрон 5 обчислює зважену суму вхідних сигналів нейронів прихованого шару 3 та ретранслює її як сигнал прогнозу на вихід мережі.

Прогнозування електроспоживання починають з того, що на вхідний шар мережі подають перший вектор вхідних сигналів X_1 , структурований згідно з переліком груп вхідних нейронів:

$$X_1 = (P_1, M, I, H).$$

Тут вектор $P_1 = (P_{k-1}, P_{k-2}, P_{k-3}, \dots, P_{k-23}, P_{k-24})$ репрезентує погодинне фактичне споживання електричної енергії житловими масивами міста за останні 24 повні години, k - номер години на момент, коли здійснюють прогноз. Його подають на першу групу нейронів;

вектор $M = (T_j, T_{j+1}, L_{j+1})$, призначений для другої групи, містить дані про метеоумови, а саме - усереднену фактичну температуру повітря протягом минулих 24 годин T_j , прогноз усередненої температури на наступні 24 години T_{j+1} та тривалість світлового дня L_{j+1} . Індекс j означає належність даних до минулих 24 годин, а індекс $(j + 1)$ - до поточної та 23 наступних годин;

вектор $I = (I_1, I_2)$ кодує тип дня, для якого розроблюють прогноз попиту, в просторі ознак I_1 , (тип дня тижня: $I_1 = 0$ для днів тижня з понеділка по п'ятницю, $I_1 = 1$ для суботи та неділі), та I_2 (признак чи є день ординарним $I_2 = 0$ або святковим $I_2 = 1$). Його подають на третю групу нейронів;

вектор $H = (H_j, H_{j+1})$ містить дані про фактичний та запланований відпуск тепла на опалення житловим масивам від джерел централізованого теплопостачання. Його подають на четверту групу.

Мережа перетворює сукупність вхідних сигналів X_1 в вихідний сигнал $Y_1 = \hat{P}_k$, який репрезентує прогноз попиту на поточну годину.

Для збільшення глибини прогнозу ще на одну годину на вхід мережі подають другий вектор

$$X_2 = (P_2, M, I, H),$$

який відрізняється від вектора X_1 тільки складом компоненти $P_2 = (P_k, P_{k-1}, P_{k-2}, \dots, P_{k-22}, P_{k-23})$. Остання містить тепер комбінацію прогнозних даних P_k та фактичних даних $P_{k-1}, P_{k-2}, \dots, P_{k-22}, P_{k-23}$ про споживання. Мережа обчислює новий прогноз $Y_2 = P_{k+1}$.

Далі всю процедуру повторюють - коректуванням вектору P_2 отримують вектор $P_3 = (P_{k+1}, P_k, P_{k-1}, \dots, P_{k-21}, P_{k-22})$. Для цього зсувають на одну позицію вправо проекції P_2 , а отриманий на попередньому кроці прогноз попиту P_{k+1} використовують як першу проекцію. Не змінюючи складу векторів M, I та H , подають на вхід мережі вектор X_3 , а з її виходу отримують прогноз споживання на $(k + 2)$ годину P_{k+2} .

Виконавши за допомогою мережі аналогічні процедури для 20 наступних годин, подають на вхід мережі вектор $X_{24} = P_{24} = (P_{k+22}, P_{k+23}, P_{k+24}, \dots, P_k, P_{k+1})$, а з виходу мережі отримують прогноз на 24 годину прогнозного інтервалу $Y_{24} = P_{k+23}$. Упорядкувавши результати прогнозування в послідовності від поточної години P_k до найбільш віддаленої в наступному P_{k+23} , отримують профіль розвитку попиту на електричну енергію на наступну добу.

Пам'ятаючи приклади з минулого, коли певній якості теплопостачання при деяких метеоумовах відповідав конкретний рівень електроспоживання, тренувана нейронна мережа може правильно прогнозувати рівень електроспоживання при повторенні відомої ситуації в теперішньому або майбутньому. Завдяки ж властивій нейронним мережам здібності апроксимувати бажаний тип перетворення "вхід - вихід" запропонована мережа генерує правильний прогноз і в тому випадку, якщо на її входи надходить деяка оригінальна комбінація даних, яка ніколи не поступала раніше в процесі тренування.

Запропонована мережа може бути використана для розширення функціональних можливостей діючих комп'ютеризованих систем обліку споживання електричної та теплової енергії. Ці системи застосовуються сьогодні тільки для ретроспективного аналізу даних про споживання, які служать базою для комерційних розрахунків між крупними споживачами енергії та енергопостачальною компанією. Прогноз попиту виконують найбільш досвідчені диспетчери. За допомогою винаходу ті ж самі дані можуть бути використані для автоматичного отримання прогнозної інформації.

Принципову схему предиктору попиту на електроенергію, за допомогою якого штучна нейронна мережа, сформована, наприклад, на базі нейрочіпа, може бути втілена в систему обліку споживання електричної та теплової енергії, зображено на фіг. 2.

Предиктор 6 містить саму нейронну мережу 7 на базі нейрочіпа, комутатор вхідних сигналів 8, групу фіксаторів рівня сигналу 9 та лінію затримки 10.

Предиктор має входи $R, S, P_1 - P_{24}, T_1, T_2, L, I_1, I_2, H_1, H_2, W, C$ та вихід P . Входи R та S призначені для отримання сигналів управління комутатором 8 та групою фіксаторів 9. Входи $P_1 - P_{24}$ зв'язані з контактами "а" комутатора 8. Входи $T_1, T_2, L, I_1, I_2, H_1, H_2$ безпосередньо зв'язані з другою, третьою та четвертою групами вхідних нейронів мережі. Вхід W служить для програмного налаштування параметрів нейрочіпа, а вхід C - для отримання команди на виконання обчислювань нейрочіпом.

Кожний фіксатор (див. Фіг. 3) має три входи - сигнальний 11, з'єднаний з комутатором 8, управляючий 12, з'єднаний з лінією затримки 10, та комутуючий 13, з'єднаний з входом R предиктору - та один вихід 14. До складу фіксатору входить обчислювальний елемент 15 із своїм виходом 16, та ключ 17, що керує контактами 18.

Через цифро-аналоговий перетворювач 19 (фіг. 2) предиктор отримує управляючу інформацію від центрального комп'ютеру 20 системи обліку споживання, а через аналогово-цифровий перетворювач 21 повертає на комп'ютер результати прогнозування.

Працює система наступним чином.

Центральний комп'ютер 20 за допомогою програми збору даних 22 регулярно проводить опитування лічильників теплової та електричної енергії 23 через аналогово-цифровий перетворювач 24, акумулює поточні дані про споживання електричної та теплової енергії в базі даних 25. Дані про запланований відпуск тепла, а також фактичні та прогнозні метеодані вводять в базу даних через пристрій вводу - виводу 26.

За кілька хвилин після півночі комп'ютер ініціалізує програму 27 управління предиктором, яка автоматично починає виконувати операції по прогнозуванню попиту на електричну енергію на нову добу.

На підготовчому етапі програма 27 перевіряє, чи підтвердився пройдешньою добою прогноз, зроблений предиктором напередодні. Якщо похибка прогнозу не перевищує встановленого рівня, робиться висновок, що нейронна мережа не потребує додаткового тренування, і програма переходить до наступного етапу. В протилежному випадку програма 27 починає цикл тренування мережі по відомим прикладам споживання, які містять і найсвіжіші епізоди, що надійшли в базу даних 25 після останнього тренування нейронної мережі. Це відома процедура, яку викладено в багатьох підручниках, тому опишемо її досить формально, не пояснюючи, як саме готують тренувальні сигнали.

1. Управляюча програма 27 комп'ютера через ЦАП 19 подає на вхід предиктору R сигнал $g = 1$, під впливом якого контакти комутатора 8 замикаються в позиції "а", а ключі 17 фіксаторів 9 розмикають нормально замкнені контакти 18.

2. На входи предиктору з P_1 по H_2 управляюча програма 27 подає набір тренувальних сигналів, для яких відомо правильний вихід мережі. Сигнали з входів предиктору $P_1 - P_{24}$ надходять на сигнальні входи фіксаторів 9, а решта - на входи нейронної мережі.

3. Управляюча програма 27 подає на вхід предиктору S імпульсний сигнал s . Через лінію затримки 10 сигнал надходить послідовно на фіксатори 9. В момент надходження імпульсу s на управляючий вхід 12 фіксатора рівня сигналу його обчислювальний елемент 15 запам'ятовує на виході 16 величину сигналу $y = x$, що був в ту мить на сигнальному вході 11 (див Фіг. 4). Тобто подача на предиктор сигналу s призводить до того, що тренувальні сигнали $P_1 - P_{24}$ запам'ятовуються фіксаторами.

4. При подачі управляючою програмою 27 наступного сигналу $g = 0$ на вхід предиктора R контакти комутатора 8 переходять в позицію "б", а ключі 17 замикають контакти фіксаторів 18, так що сигнали u з проміжних виходів 16 надходять на виходи $14 z = y$. При цьому тренувальні сигнали $P_1 - P_{24}$ надходять на відповідні входи нейронної мережі.

5. На вхід С подають імпульсний сигнал s , і мережа 7 генерує на своєму виході Р сигнал прогнозу, який через АЦП 21 надходить до комп'ютеру 20.

6. Управляюча програма 27 обчислює помилку в прогнозі і згідно з алгоритмом адаптації нейронної мережі коректує параметри нейронної мережі по каналу предиктору W.

7. Далі програма управління 27 обирає новий тренувальний сигнал. На вхід R предиктору надходить сигнал $g = 1$, комутатор 8 від'єднує блок фіксаторів від мережі 7 і з'єднує його з виходами ЦАП 19. Одночасно цей же сигнал розмикає ключі фіксаторів 18. Далі виконується послідовність пунктів 2 - 6, поки похибка прогнозу по всім тренувальним сигналам не стане менше заданого рівня.

На етапі прогнозування спочатку виконуються ті ж самі пункти 1 - 5, що і на етапі тренування мережі. Єдина різниця полягає в тому, що на кроку 2 управляюча програма 27 подає на сигнальні входи 11 фіксаторів не тренувальні дані, а конкретні дані про споживання електричної енергії за минулу добу в погодинному растрі $P_1 = (P_{k-1}, P_{k-2}, P_{k-3}, \dots, P_{k-23}, P_{k-24})$. Крім того треба прийняти до уваги, що сгенерований мережею на кроку 5 прогноз на поточну годину P_k не тільки надходить через АЦП 21 на комп'ютер 20, але заміщує собою P_{k-1} на сигнальному вході 11 правого фіксатора 9.

Наступним шагом управляюча програма подає другий імпульсний сигнал s на лінію затримки 10 (сигнал g залишається рівним 0). Фіксатори один за одним в той самій послідовності, в якій на їх управляючі входи 12 надходить s (на фіг. 2 - у напрямку зліва направо) перезапам'ятовують сигнали споживання. Тобто, якщо до надходження s лівий з фіксаторів утримував на виході 14 сигнал споживання P_{k-24} , то після надходження s на виході 16 буде сигнал P_{k-23} , який утримувався раніше сусіднім фіксатором праворуч. Правий фіксатор групи, який має зв'язок з виходом мережі 7, після надходження імпульсу s запам'ятовує сигнал прогнозу P_k . Таким чином здійснюється поступове заміщення на вході мережі первинних даних про фактичне споживання прогнозними даними про попит. Дані з фіксаторів надходять на нейрони першої групи. При отриманні імпульсного сигналу s від управляючої програми 27 мережа обчислює прогноз.

Далі, при кожній наступній подачі управляючою програмою 27 на предиктор 6 послідовності сигналів s та g буде відбуватися оновлення даних на вході мережі та обчислення мережею чергового кроку прогнозу.

Одночасно прогнозні дані накопичуються та упорядковуються самим комп'ютером, куди вони надходять через АЦП 21. Вони можуть бути використані як для ручного коректування схеми живлення підстанцій міської електромережі (наприклад, відключень споживачів в особливо напружені періоди), так і для автоматичного регулювання навантаження джерел електропостачання, тобто в роботі комплексу диспетчерського керування енергосистемою.

Крім роботи за своїм прямим призначенням - прогнозування електроспоживання, предиктор може бути використаний для відновлення загублених з архівів даних про електроспоживання при наявності даних про відпуск тепла і метеоданих. Відновлення даних може бути вкрай необхідним при комерційних розрахунках із споживачами, вирішенні спорів між споживачем та енергопостачальною компанією. У цьому випадку на вхід предиктора подаються останні зі збережених даних, що безпосередньо передують загубленому фрагменту, і на виході одержують крок за кроком відновлені дані по електроспоживанню.

Предиктор дозволяє також планувати необхідний обсяг відпуску тепла, якщо відомі обмеження або на добове споживання електроенергії, або на амплітуду вечірнього піку споживання. У цьому випадку, варіюючи розмір запланованого відпуску тепла, що подається на вхід предиктора, визначають той діапазон добового відпуску тепла, при якому задовільняються задані обмеження на добове споживання або амплітуду вечірнього піку електроспоживання. У цьому сенсі предиктор може бути використаний для планування режимів роботи системи централізованого теплопостачання, що забезпечить компромісну якість опалення житлових і

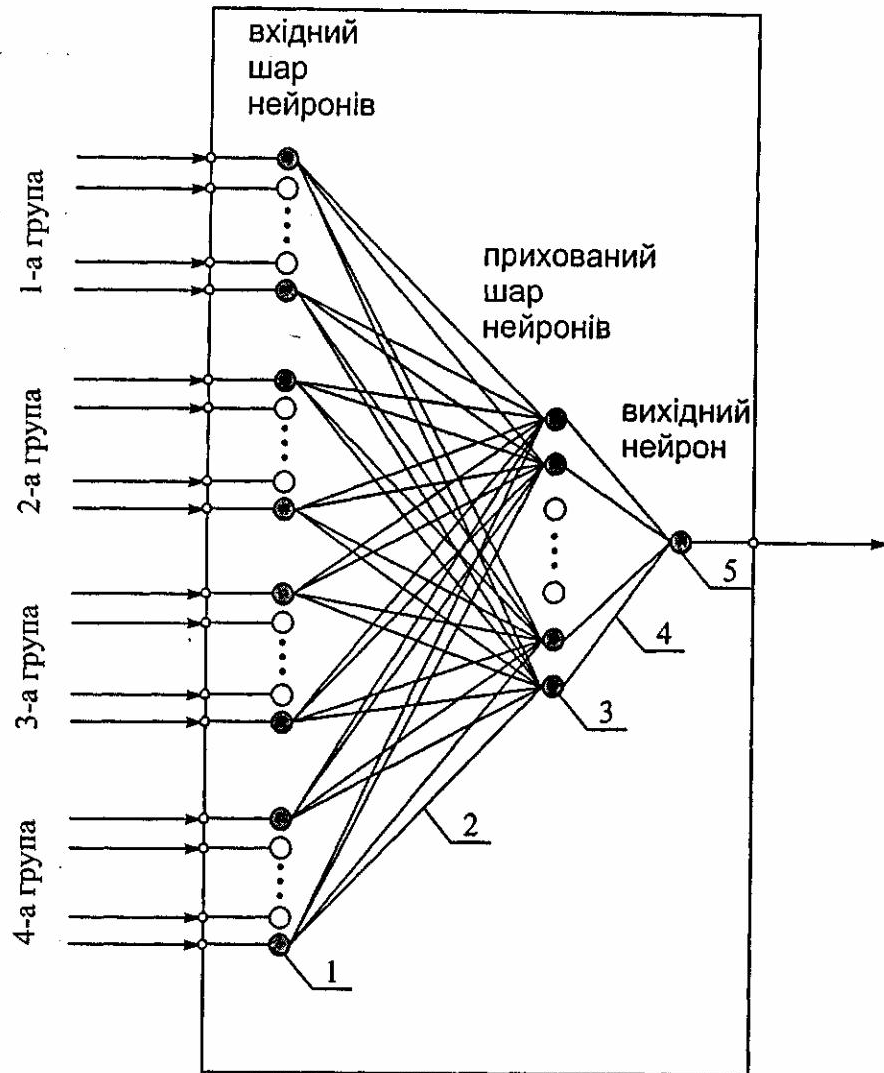
суспільних будівель.

Джерела інформації:

1. Caire P., Hatabian G., Muller C. Progress in Forecasting by Neural Networks // Procs. of Int. Joint Conf. on Neural Networks. - Baltimore, Maryland, June 7 - 11, 1992. - IEEE. - 1992. - Vol. II. - pp. 540 - 545.

2. Вороновский Г.К., Махотило К.В., Сергеев С.А., Сергеев Г.Г. Краткосрочное предсказание электропотребления для крупного жилого массива города // 3rd International Scientific and Technical Conference on Unconventional Electromechanical and Electrical Systems. Alushta, The Crimea, Ukraine, September 12 - 21, 1997. - pp. 1073 - 1078.

3. Khotanzad A., Afkhami-Rohani R., Maratukulam D. ANNSTLF - Artificial Neural Network Short-Term Load Forecaster - Generation Three // IEEE Transactions on Power Systems - 1998. - vol. 13. - N 4. - pp. 1413 - 1422.



Фіг. 1

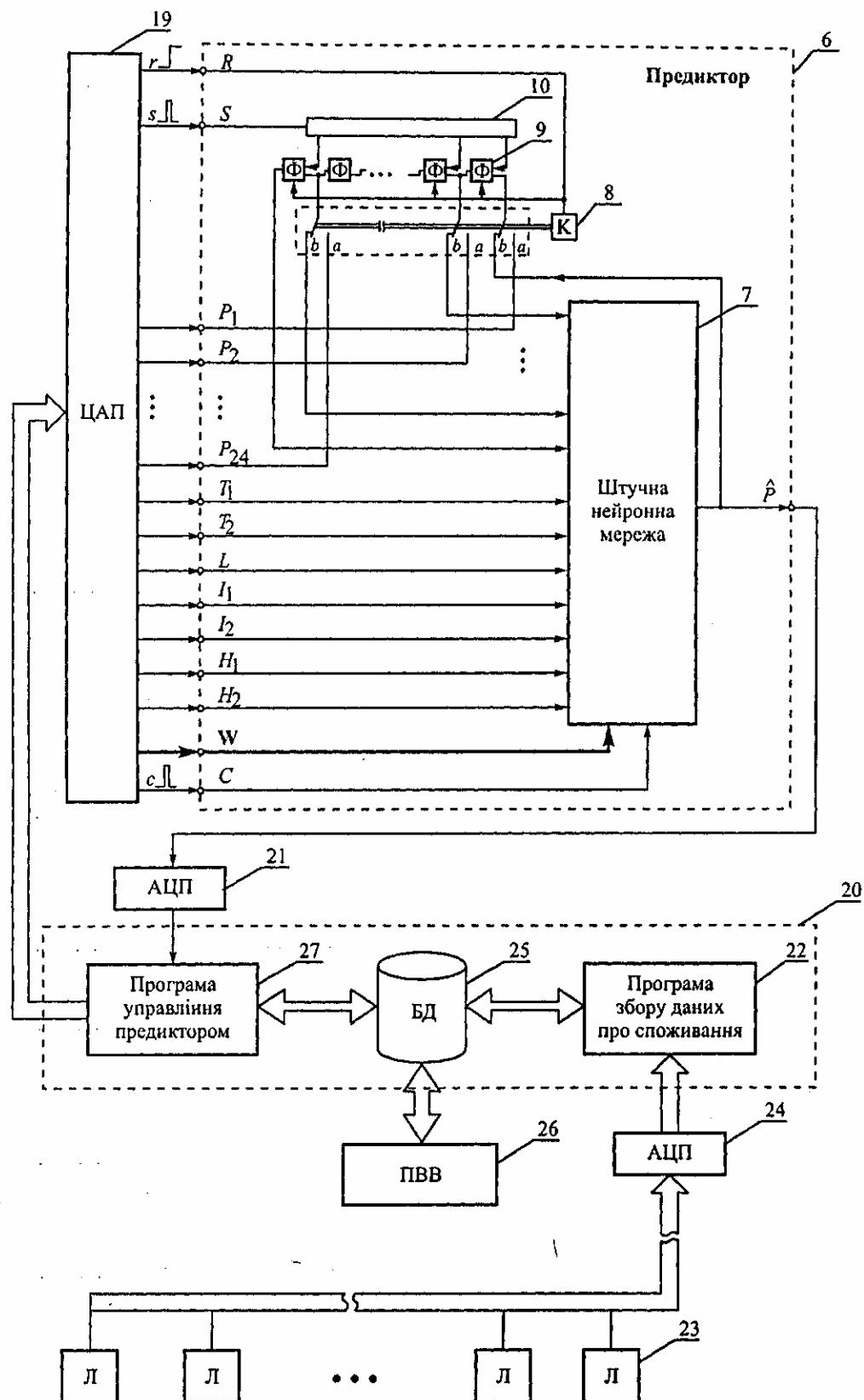
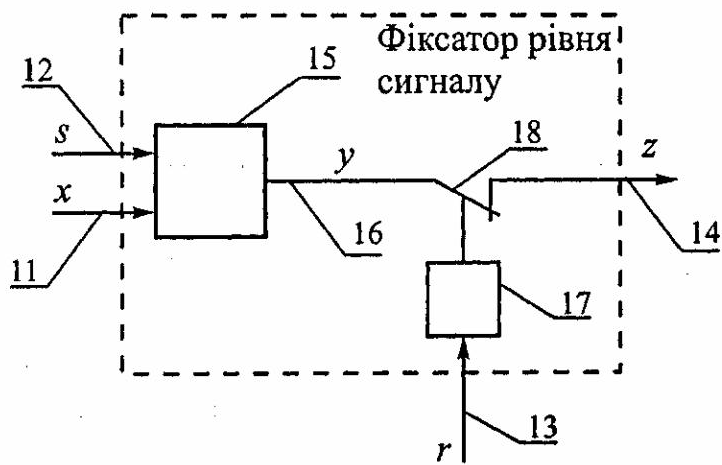
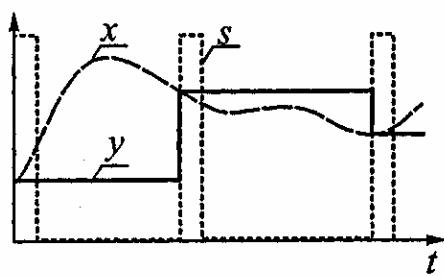


Fig. 2



Фіг. 3



Фіг. 4