

УДК 004.032.26

ШТУЧНІ НЕЙРОННІ МЕРЕЖІ В ОЦІНЦІ ВАРТОСТІ БУДІВЕЛЬНИХ ПРОЕКТІВ

ЖУРАВЕЛЬ О. Ю.¹, студент,
ВЕЛЬМАГІНА Н. О.^{2*}, к.ф-м.н., доцент

^{1*} Кафедра «Прикладна математика та інформаційні технології». Державний вищий навчальний заклад «Придніпровська державна академія будівництва та архітектури», вул. Чернишевського, 24-а, 49600, Дніпро, Україна, тел. +38 (0562) 46-98-10, email: zhuravel.vision@gmail.com ORCID ID: 0000-0002-7587-1930

^{2*} Кафедра «Прикладна математика та інформаційні технології». Державний вищий навчальний заклад «Придніпровська державна академія будівництва та архітектури», вул. Чернишевського, 24-а, 49600, Дніпро, Україна, тел. +38 (0562) 46-98-10, email: velmagina24@gmail.com ORCID ID: 0000-0002-5584-3748

Анотація. Мета. Сформувані уявлення про застосування нейронних мереж для оцінки вартості будівельних проектів. Штучні нейронні мережі успішно використовуються у вирішенні численних комплексних нелінійних проблем, пов'язаних з прогнозуванням, оцінкою, прийняттям рішень, оптимізацією, систематизацією та вибором в областях будівництва та його управлінням. Штучні нейронні мережі особливо ефективні для вирішення складних задач, таких як проблеми оцінки витрат, коли взаємозв'язок між змінними не може бути виражений простими математичними відносинами. **Методика.** Метод параметричної оцінки - це метод, при якому для вартісної оцінки використовується статистична залежність між історичними даними та іншими змінними. За допомогою даного методу можна отримати більш точну оцінку вартості, завдяки тому, що даний підхід потребує меншого рівня деталізації в порівнянні з іншими методологіями. Рівень точності оцінки залежить від складності, кількості ресурсів, виділених для такої роботи і даних про вартість, вбудованих в модель. **Результати.** Оцінка вартості є одним із найважливіших факторів в управлінні будівельними проектами. Будь-яке техніко-економічне обґрунтування для проекту вимагає точної оцінки витрат, для того щоб прийняти правильне рішення щодо майбутньої долі проекту. **Наукова новизна.** Вдосконалення методів оцінки вартості сприяє більш ефективному контролю за часом та витратами у будівництві. **Практична значимість.** Застосування штучних нейронних мереж може потенційно усунути деякі основні недоліки традиційних методів оцінки. Це надає великі перспективи для підвищення надійності та обґрунтованості методу параметричної оцінки вартості.

Ключові слова: оцінка вартості будівництва, параметричний метод оцінки вартості, штучні нейронні мережі

ИСКУССТВЕННЫЕ НЕЙРОННЫЕ СЕТИ В ОЦЕНКЕ СТОИМОСТИ СТРОИТЕЛЬНЫХ ПРОЕКТОВ

ЖУРАВЕЛЬ А. Ю.^{1*}, студент,
ВЕЛЬМАГІНА Н. А.^{2*}, к.ф-м.н., доцент

^{1*} Кафедра «Прикладная математика и информационные технологии». Государственное высшее учебное заведение «Приднепровская государственная академия строительства и архитектуры», ул. Чернышевского, 24-а, 49600, Днепропетровск, Украина, тел.* +38 (0562) 46-98-10, email: zhuravel.vision@gmail.com ORCID ID: 0000-0002-7587-1930

^{2*} Кафедра «Прикладна математика та інформаційні технології». Державний вищий навчальний заклад «Придніпровська державна академія будівництва та архітектури», вул. Чернишевського, 24-а, 49600, Дніпро, Україна, тел. +38 (0562) 46-98-10, email: velmagina24@gmail.com ORCID ID: 0000-0002-5584-3748

Аннотация. Цель. Сформировать представление о применении нейронных сетей для оценки стоимости строительных проектов. Искусственные нейронные сети успешно используются в решении многочисленных комплексных нелинейных проблем, связанных с прогнозированием, оценке, принятием решений, оптимизацией, систематизацией и выбором в областях строительства и его управлением. Искусственные нейронные сети особенно эффективны для решения сложных задач, таких как проблемы оценки затрат, когда взаимосвязь между переменными не может быть выражена простыми математическими отношениями. **Методика.** Метод параметрической оценки - это метод, при котором для стоимостной оценки используется статистическая зависимость между историческими данными и другими переменными. С помощью данного метода можно получить более точную оценку стоимости, благодаря тому, что данный подход требует меньшего уровня детализации по сравнению с другими методологией. Уровень точности оценки зависит от сложности, количества ресурсов, выделенных для такой работы и данных о стоимости, встроенных в модель. **Результаты.** Оценка стоимости является одним из важнейших факторов в управлении строительными проектами. Любое технико-экономическое обоснование для проекта требует точной оценки затрат, для того чтобы принять правильное решение относительно будущей судьбы проекта. **Научная новизна.** Совершенствование методов оценки стоимости способствует более эффективному контролю времени и расходов в строительстве. **Практическая значимость.** Применение искусственных нейронных сетей может потенциально устранять некоторые основные недостатки традиционных методов оценки. Это дает большие перспективы для повышения надежности и обоснованности метода параметрической оценки стоимости.

Ключевые слова: оценка стоимости строительства, параметрический метод оценки стоимости, искусственные нейронные сети

ARTIFICIAL NEURAL NETWORKS FOR BUILDING PROJECTS COST ESTIMATING

ZHURAVEL A.¹, *student*,
VELMAGINA N.^{2*}, *Ph. D., Associate Prof.*

^{1*} Department of Applied Mathematics and Information Technologies. Pridniprovsk State Academy of Civil Engineering and Architecture. 24-a Chernishevskogo st. 49600, Dnipropetrovsk, Ukraine, tel. +38 (0562) 46-98-10, email: zhuravel.vision@gmail.com ORCID ID: 0000-0002-7587-1930

^{2*} Department of Applied Mathematics and Information Technologies. Pridniprovsk State Academy of Civil Engineering and Architecture. 24-a Chernishevskogo st. 49600, Dnipropetrovsk, Ukraine, tel. +38 (0562) 46-98-10, email: velmagna24@gmail.com ORCID ID: 0000-0002-5584-3748

Annotation. Purpose. To form an idea about the use of neural networks for estimating the cost of construction projects. Artificial neural networks are successfully used in solving numerous complex non-linear problems associated with forecasting, evaluation, decision-making, optimization, systematization, and choice in the fields of construction and its management. Artificial neural networks are particularly effective for solving complex problems, such as cost estimation problems, when the relationship between variables cannot be expressed by simple mathematical relationships. **The technique.** The parametric estimation method is a method in which the statistical evaluation between historical data and other variables is used for valuation. Using this method, you can get a more accurate estimate of the cost, due to the fact that this approach requires a lower level of detail compared to other methodologies. The level of accuracy of the assessment depends on the complexity, the amount of resources allocated for such work and the cost data embedded in the model. **Results.** Cost estimation is one of the most important factors in the management of construction projects. Any feasibility study for a project requires an accurate cost estimate in order to make the right decision about the future fate of the project. Scientific novelty. Improving cost estimation methods contributes to more efficient control of time and expenses in construction. **Practical value.** The use of artificial neural networks can potentially eliminate some of the main disadvantages of traditional evaluation methods. This gives great prospects for improving the reliability and validity of the method of parametric valuation.

Keywords: building cost estimating, parametric method of cost estimating, artificial neural networks

Вступ

Сфера будівництва та архітектури першочергово ставить перед собою завдання створити функціональний і взаємоємопов'язаний простір, який буде відповідати первинним і щоденним потребам людини. Еволюція містобудівних принципів призвела до необхідності підвищення ступеня урбанізації, щільності забудови, розширенню функціональних зв'язків між громадськими і житловими елементами міського середовища, до формування багатофункціональних житлових комплексів із «відкритою» системою обслуговування. Багатофункціональний житловий комплекс є сучасною формою організації житлового середовища міста, в якій найбільш повно реалізуються потреби людини в житлі, роботі, відпочинку та спілкуванні. Попит народжує пропозицію. Поступово відбувається зміна концепції в організації будівництва. Інвестори і забудовники спочатку продумують організацію багатофункціональності споруджуваного житлового комплексу, так як якість житла та можливості отримання різного роду послуг безпосередньо в районі проживання цінуються дуже високо.

Створення багатофункціональних комплексів зумовлено такими його перевагами перед вузькоспеціалізованими центрами:

- ефективне використання земельної ділянки та економія ресурсів (зокрема енергоресурсів);
- скорочення питомих витрат на створення об'єкта за рахунок його масштабності;
- можливість гнучкого перепрофілювання при збільшенні конкуренції на ринку;
- цільова аудиторія має кілька причин для відвідування об'єкта;
- висока інвестиційна привабливість проекту, у зв'язку зі зменшенням ризиків за рахунок диверсифікації інвестицій (вкладення в різні види нерухомості).

Одним із найважливіших чинників для будівельних підприємств являється вартість. Будь-яке техніко-економічне обґрунтування для будь-яких інвестицій (проекту) вимагає точної оцінки витрат, для того щоб прийняти правильне рішення щодо майбутньої долі проекту: рухатися вперед, або скасувати інвестицію. Крім того, оцінка витрат є дуже важливим інструментом управління будівельними проектами. Наприклад, вона надає засновникам прекрасне зображення для прогнозованого грошового потоку (cash flow)

протягом усього життєвого циклу проекту. Таким чином, вдосконалення методів оцінки вартості сприятиме більш ефективному контролю за часом та витратами у будівництві. На достовірність та надійність цих оцінок суттєво впливають на багато невизначених, але передбачуваних факторів. Основна функція оцінки витрат полягає у створенні надійного прогнозування вартості будівництва. Проте прогнозована вартість залежить від потреб клієнта та від наявної інформації та даних.

Було проведено не мало досліджень, присвячених використанню нейронних мереж у проектах будівництва. Наприклад, дослідження присвячене розробці моделі для оцінки вартості будівельних проектів на ранніх етапах у регіоні Газа. Набори даних було зібрано з 71-го проекту. Модель штучної нейронної мережі, яка була розроблена, мала прихований шар та сім нейронів. Досягнуті результати від моделей після тренування показали, що нейронній мережі розумно вдалося передбачити оцінку вартості будівель на ранній стадії, використовуючи базову інформацію про проекти та без необхідності більш детальної розробки. Після аналізу чутливості побачили, що існує безліч ефективних факторів, таких як площа підлоги першого поверху, кількість фундаментів та кількість ліфтів у будівлях, що впливають на ранні оцінки вартості будівлі [6].

Інший приклад дослідження присвячений розробці моделі з використанням штучної нейронної мережі, яка може передбачати загальну вартість будівельних проектів в країні Філіппін. Було зібрано набори даних з 30 завершених проектів та довільно розподілені на три групи: 20% для перевірки продуктивності 60% для навчання та 20% - для узагальнення мережі. Вхідними були виділені шість параметрів. Ці змінні спочатку були введені в структуру штучної нейронної мережі, а моделювання виконано за допомогою MATLAB. Потім була розроблена найкраща модель для загальної структурної вартості. Вона складалася з 7 вузлів прихованого шару, 1 вихідного вузла та 6 змінних як вхідних. Розроблена модель штучної нейронної мережі також передбачала повну структурну вартість будівель з достатньою підготовкою та результатами етапу тестування [7].

Незважаючи на високу продуктивність нейронних мереж у попередніх дослідженнях, процес розробки та впровадження нейронних мереж для параметричної оцінки вартості має ряд проблем, пов'язаних з самою мережею. По-перше, проектування архітектури мережі та встановлення її параметрів не є простим підходом; даний процес потребує деяких процесів проб і помилок. Необхідно витратити велику кількість часу на визначення найкращої мережевої архітектури та параметрів мережі, які найбільше відповідають вимогам. По-друге, алгоритми навчання, такі як зворотне поширення, вимагають оптимізації тренування мережі для того, щоб досягти адекватного

узагальнення, в іншому випадку здатність запам'ятовування буде використовуватися мережею для запам'ятовування ідеальних результатів. Цю проблему можна легко уникнути на стадії навчання, шляхом заборони мережеві помилці бути рівною нулю, адже нульова мережева помилка означає запам'ятовування мережею.

Мета

Мета дослідження – сформулювати уявлення про застосування нейронних мереж для оцінки вартості будівельних проектів.

Методика

Параметрична оцінка - це метод, при якому для вартісної оцінки ресурсів планової операції використовується статистична залежність між історичними даними та іншими змінними. За допомогою даного методу можна отримати більш точну оцінку вартості, бо цей підхід потребує меншої деталізації в порівнянні з іншими методологіями. Рівень точності оцінки залежить від складності, кількості ресурсів, виділених для такої роботи і даних про вартість, вбудованих в модель. Наприклад: для того, щоб отримати оцінку вартості, потрібно запланований обсяг робіт помножити на вартість однієї одиниці в минулому [4].

Розробка нової моделі оцінки параметричних витрат – досить складний процес, тому його необхідно спростити, створивши хід дій, які охоплюють цілі частини цього процесу:



Рис. 1 Процедура параметричної оцінки вартості / Procedure of parametric cost estimating

Першим кроком є визначення проблеми. Визначення проблеми є першим кроком у будь-якому науковому методі.

Другий крок - це збір даних. Параметрична оцінка вимагає великої бази даних, де історичні записи є надзвичайно важливими. Проектні та інженерні параметри, які керують параметричними оцінками витрат, розробляються з бази даних історичних витрат. Збір даних може розглядатися як

найважливіший етап. Без достатніх релевантних даних параметрична оцінка не може бути успішно реалізована.

Третім кроком є нормалізація даних. Цей процес гарантує, що кожен окремий запис бази даних знаходиться в одній базі. Як правило, у проєкті будівництва дані вартості для кожного проєкта повинні бути скориговані для відмінності часу та місця розташування. Цей етап є важливим і його необхідно виконати, перш ніж буде зроблений подальший аналіз даних.

Четвертий крок - це розробка моделі параметричної оцінки вартості. Вона передбачає визначення взаємозв'язків змінних, що використовуються в моделі, та виведення співвідношень оцінки вартості. Співвідношення оцінювання вартості - це математичні моделі або графіки, які оцінюють вартість. Основою вибору параметрів для використання в моделі повинно бути більше, ніж просто статистична достовірність, але включення параметрів повинно також ґрунтуватися на логічних та теоретичних міркуваннях.

П'ятий крок процедури параметричної оцінки - встановлення модельних обмежень. Модель, як правило, розроблена з обмеженим набором даних, тому діє тільки для діапазонів змінних, що використовуються в моделі.

Останній, шостий етап - це документація процесу розробки моделі. Припущення та обмеження моделі повинні бути належним чином оформлені для полегшення успішної реалізації моделі. Примітки також повинні бути записані для будь-якої невизначеності в даних та їх оцінці. Інформація та значення термінів, які використовуються при зборі даних та розробці моделі, повинні бути задокументовані разом із усіма методами розрахунку [9].

Поняття штучних нейронних мереж

Штучна нейронна мережа - це математична модель, а також її програмна або апаратна реалізація, що побудовані за принципом організації та функціонування біологічних нейронних мереж - мереж нервових клітин живого організму. Дане поняття виникло при дослідженні процесів, які відбуваються в мозку живого організму, та при спробах змоделювати ці процеси.

Штучна нейронна мережа ґрунтується на сукупності з'єднаних між собою вузлів, які називаються штучними нейронами (аналогічно до біологічних нейронів у головному мозку живих істот). Кожне з'єднання між штучними нейронами може передавати сигнал від одного до іншого [1].

Штучна нейронна мережа зазвичай складається з трьох шарів: вхідний шар із вхідними нейронами, прихований шар із прихованими нейронами і вихідний шар із вихідними нейронами - перцептрон Френка Розенблата, запропонований ним у 1957 році (рис. 1).

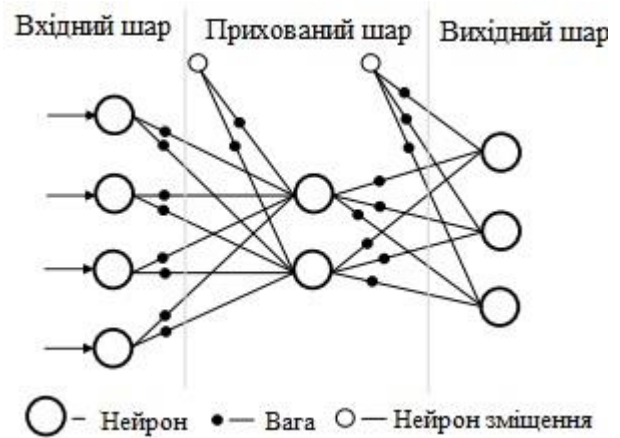


Рис. 2 Базова архітектура штучної нейронної мережі (перцептрон Розенблата) / The base architecture of the Artificial Neural Network (Rosenblatt's perceptron)

Кожен нейрон вхідного шару з'єднаний з кожним нейроном у прихованому шарі, в свою чергу, кожен нейрон прихованого шару поєднується з кожним нейроном вихідного шару. Кількість прихованих шарів і кількість нейронів у кожному прихованому шарі може бути одним або декількома. Кількість мережних нейронів, прихованих нейронів та вихідних нейронів є мережевою архітектурою [6].

Об'єднання великої кількості нейронів в одну мережу дозволяє вирішувати досить складні задачі. Знання поступають в нейронну мережу з навколишнього середовища і використовуються в процесі навчання. Для накопичення знань застосовуються зв'язки між нейронами, які називаються синаптичними вагами.

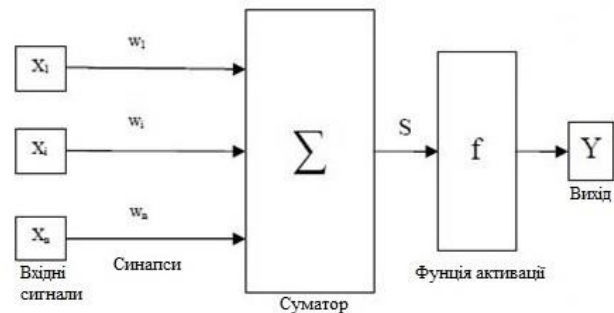


Рис. 3 Схеми нейрона / Neural circuit

Сигнали X_i , що надходять на вхід нейрона, помножуються на відповідні вагові коефіцієнти W_i , після чого за допомогою суматора отримується їх сума S . Результат підсумовування надходить на нелінійний перетворювач, який реалізує деяку нелінійну функцію, звану функцією активації f або передавальною функцією нейрона: результат її дії надходить на вихід нейрона - Y [3].

По своїй організації та функціональному призначенню штучна нейронна мережа з декількома входами і виходами виконує деяке перетворення вхідних стимулів - сенсорної інформації про зовнішній світ - у вихідні керуючі сигнали. Число

перетворених стимулів n дорівнює числу входів мережі, а число вихідних сигналів відповідає числу виходів m . Сукупність різноманітних вхідних векторів розмірності n утворює векторний простір X . Аналогічно, вихідні вектори також формують ознаковий простір, який буде позначатися Y . Тепер нейронну мережу можна представити, як деяку багатовимірну функцію $F: X \rightarrow Y$, аргумент якої належить ознаковому простору входів, а значення – вихідному ознаковому простору.

При довільному значенні синаптичних вагових коефіцієнтів нейронів мережі функція, що реалізується мережею, також є довільною. Для отримання необхідної функції необхідний специфічний вибір вагів. Упорядкована сукупність усіх вагових коефіцієнтів всіх нейронів може бути представлена, як вектор W . Множина всіх таких векторів також формує векторний простір, який називається простором станів або конфігураційним (фазовим) простором W . Термін "фазовий простір" прийшов із статистичної фізики систем багатьох частинок, де під ним розуміється сукупність координат і імпульсів всіх частинок, що складають систему.

Завдання вектора в конфігураційному просторі повністю визначає всі синаптичні ваги i , тим самим, стан мережі. Стан, при якому нейронна мережа виконує потрібну опцію, називають навченим станом мережі W^* . Для заданої функції навчений стан може не існувати або бути не єдиним. Завдання навчання тепер формально еквівалентне побудові процесу переходу в конфігураційному просторі від деякого довільного стану W^0 до навченого стану.

Необхідна функція однозначно описується шляхом завдання відповідності кожному вектору ознакового простору X деякого вектора з простору Y . У багатьох практичних випадках значення необхідних функцій для заданих значень аргументу виходять з експерименту або спостережень, отже, відомі лише для обмеженої сукупності векторів. Крім того, відомі значення функції можуть містити похибки, а окремі дані можуть навіть частково суперечити один одному. За цих причин перед нейронною мережею зазвичай ставиться завдання наближеного представлення функції за наявними прикладами.

Наявні в розпорядженні дослідника приклади відповідностей між векторами, або спеціально відібрані з усіх прикладів найбільш представницькі дані називають навчальною вибіркою. Навчальна вибірка визначається зазвичай завданням пар векторів, причому в кожній парі один вектор відповідає стимулу, а другий - необхідній реакції. Навчання нейронної мережі полягає у приведенні всіх векторів стимулів із навчальної вибірки необхідним реакціям шляхом вибору вагових коефіцієнтів нейронів.

Найбільш загальним способом оптимізації нейронної мережі являється поступова процедура підбору вагів, яка називається навчанням. Якщо дана

процедура опирається на повчаючу вибірку прикладів, це називається «навчання з учителем».

Нехай ϵ нейронна мережа, яка виконує перетворення $F: X \rightarrow Y$ векторів X з простору ознак входів X в вектори Y вихідного простору Y . Мережа знаходиться в стані W із простору станів W . Нехай далі мається навчальна вибірка (X^a, Y^a) , $a = 1 \dots p$. Розглянемо повну помилку E , яку робить мережа в стані W :

$$E = E(W) = \sum_a \|F(X^a; W) - Y^a\|^2 = \sum_a \sum_i [F_i(X^a; W) - Y_i^a]^2$$

Відзначимо дві властивості повної помилки. По-перше, помилка $E = E(W)$ є функцією стану W , визначеною на просторі станів. За визначенням, вона приймає невід'ємні значення. По-друге, в деякому навченому стані W^* , в якому мережа не робить помилок на навчальній вибірці, дана функція приймає нульове значення. Отже, навчені стани є точками мінімуму введеної функції $E(W)$.

Таким чином, задача навчання нейронної мережі – пошук мінімуму функції помилки в просторі станів, і для її вирішення можуть застосовуватися стандартні методи теорії оптимізації. Ця задача належить до класу багатофакторних задач, так, наприклад, для одношарового перцептрона з N входами і M виходами мова йде про пошук мінімуму в $N \times M$ -вимірному просторі [5].

Сутність усіх підходів нейроінформатики – розробка методів створення (синтезу) нейронних схем, які вирішують ті чи інші задачі. При цьому нейрон виглядає як досить простий пристрій: щось на зразок підсилювача з більшим числом входів та одним виходом. Різниця між підходами та методами – в деталях зображення о роботі нейрона та зображення роботи зв'язків. Основне навантаження на виконання конкретних функцій процесорами лягає на архітектуру системи, деталі котрої, в свою чергу, визначаються міжнейронними зв'язками [2].

Результати

В даному дослідженні було наведено загальні відомості нейронних мереж та приклади їх застосування у сфері будівництва.

Висновки

Штучні нейронні мережі успішно використовуються у вирішенні численних комплексних нелінійних проблем, пов'язаних з прогнозуванням, оцінкою, прийняттям рішень, оптимізацією, систематизацією та вибором в областях будівництва та його управлінням. Штучні нейронні мережі особливо ефективні для вирішення складних задач, таких як проблеми оцінки витрат, коли взаємозв'язок між змінними не може бути виражений простими математичними відносинами.

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Искусственная нейронная сеть [Электронный ресурс] Режим доступа: <https://uk.wikipedia.org/wiki/>
2. Нейроинформатика / А. Н. Горбань, В. Л. Дунин-Барковский, А. Н. Кирдин, Е. М. Миркес, А. Ю. Новоходько, Д. А. Россиев, С. А. Терехов, М. Ю. Сенашова, В. Г. Царегородцев; под общ. ред. А. Н. Горбань. – Новосибирск: Наук, 1998. – 296 с.
3. Нейронные сети [Электронный ресурс] Режим доступа: https://studopedia.su/1_22996_neyronnie-seti.html
4. Руководство к Своду знаний по управлению проектами (Руководство РМВОК®), М.: Олимп-Бизнес, 2013. - 790 с.
5. Терехов С. А. Лекции по теории и приложениям искусственных нейронных сетей [Электронный ресурс] / С. А. Терехов. – 1998. Режим доступа: http://alife.narod.ru/lectures/neural/Neu_index.htm
6. «Early Stage Cost Estimation of Buildings Construction Projects using Artificial Neural Networks». Journal of Artificial Intelligence 4 (1): 63-75, 2011, ISSN 1994- 5450 I DOI: 10.3923/jai.2011.63.75 Department of Civil Engineering, The Islamic University of Gaza, P.O. Box 108, Palestine.
7. «An Artificial Neural Network Approach to Structural Cost Estimation of Building Projects in the Philippines», Civil Engineering Department, De La Salle University Manila, 2401 Taft Avenue, Manila, Philippines Roxas, Cheryl Lyne C.1, Ongpeng, Jason Maximino C.2, March 2014.
8. Kulkarni P. S., Londhe S. N. and Deo M. C. Artificial Neural Networks for Construction Management: A Review. Journal of Soft Computing in Civil Engineering 1-2 (2017) P.70-88.
9. Mohamed Saad Allah Zahran «Parametric Cost Estimating of Sterile Building Using Artificial Neural Network & Genetic Algorithm Model» P. 28-29.

REFERENCES

1. *Iskustvennaya neyronnaya set* [Artificial neural network]. Available at: <https://uk.wikipedia.org/wiki/> (in Russian).
2. Gorban A.N., Dunin-Barkovskiy V.L., Kirdin A.N., Mirkes Ye.M., Novochoodko A.Yu., Rossiev D.A., Terechov S.A. and Senashova M.Yu. *Neyroinformatika* [Neuroinformatics]. Novosibirsk: Nauka, 1998, 296 p. (in Russian).
3. *Neyronnyye seti* [Neural networks] Available at: https://studopedia.su/1_22996_neyronnie-seti.html. (in Russian).
4. *Rukovodstvo k Svodu znaniy po upravleniyu proyektami* [Guide to the Body of Knowledge on Project Management], Moscow: Olimp-Biznes, 2013, 790 p. (in Russian).
5. Terekhov C.A. *Leksii po teorii i prilozheniyam iskusstvennykh neyronnykh setey* [Lectures on the theory and applications of artificial neural networks]. 1998. Available at: http://alife.narod.ru/lectures/neural/Neu_index.htm, (in Russian).
6. «Early Stage Cost Estimation of Buildings Construction Projects using Artificial Neural Networks». Journal of Artificial Intelligence 4 (1): 63-75, 2011, ISSN 1994- 5450 I DOI: 10.3923/jai.2011.63.75 Department of Civil Engineering, The Islamic University of Gaza, P.O. Box 108, Palestine.
7. «An Artificial Neural Network Approach to Structural Cost Estimation of Building Projects in the Philippines», Civil Engineering Department, De La Salle University Manila, 2401 Taft Avenue, Manila, Philippines Roxas, Cheryl Lyne C.1, Ongpeng, Jason Maximino C.2, March 2014.
8. Kulkarni P. S., Londhe S. N. and Deo M. C. *Artificial Neural Networks for Construction Management: A Review*. Journal of Soft Computing in Civil Engineering 1-2 (2017) pp.70-88.
9. Mohamed Saad Allah Zahran «Parametric Cost Estimating of Sterile Building Using Artificial Neural Network & Genetic Algorithm Model» pp. 28-29.