Д.О. ОСТРЕНКО, (аспірант)
 О.Ю. КОЛЛАРОВ, (канд.техн.наук, доц.)
 Державний вищий навчальний заклад
 «Донецький національний технічний університет»
dmytro.ostrenko@gmail.com, kollarov@gmail.com

ПОШУК ОПТИМАЛЬНОЇ ТОПОЛОГІЇ ШТУЧНИХ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ НА БАЗІ БАГАТОВИМІРНИХ ПОЛІНОМІВ ЛЕЖАНДРА

В роботі [1] було зроблено висновок, щодо необхідності покращення алгоритмів навчання нейронних мереж, які працюють у системах, що генерують електричну енергію з використанням відновлювальних джерел енергії. Дана стаття покликана ознайомити читача, з новим видом функцій активації штучних нейронних мереж (ШНМ), а саме – використання для цього поліномів Лежандра, а також з новим методом навчання ШНМ, коли цей процес відбувається не послідовно, як зазвичай, а паралельно. Прийняті твердження дозволили переконатися, у тому, що нова, спроектована нейронна мережа має кращі властивості, ніж стандартні. Параметрами за якими це можливо оцінити можуть бути таким, як зменшений час тренування та значення похибки при навчанні.

Розроблені нейронні мережі знайшли своє застосування у роботі фотоелектричної стації. Їх основна мета – виконання прогнозу в електромережах величини генерованої потужності.

Для успішного виконання завдання були поставлені та вирішені наступні цілі : зробити аналіз та здійснити порівняння стандартних функцій активації та алгоритмів тренування ШНМ, показати методи та здійснити опис покращення роботи мереж, продемонструвати застосування розроблених ШНМ саме в задачах фотоелектрики.

Ключові слова: поліноми, штучні нейронні мережі, функції активації, smart grid, прогнозування, алгоритм навчання, ряди Фур'є, збір даних.

Перше за все, хотілось зазначити **актуальність даної тематики**, вона полягає в наступних положеннях:

– покращення взаємодії між сонячною станцією та системами із штучним інтелектом (ІК), через підвищення продуктивності останніх.

– врахування перехідних процесів в електричній мережі засобами інтелектуального керування (ІК), через застосування нейронних мереж запропонованої архітектури.

– врахування аварійних та перед аварійних випадків, які не в змозі передбачити стандартна ШНМ.

Метою даної наукової роботи є розробка нової архітектури штучних нейронних мереж та покращення алгоритму навчання.

Аналіз стану питання. Про важливість покращення алгоритмів навчання, мова йшла у роботах [2-4]. Так у статті [2], був розроблений новий одновимірний гібридний метод, для прогнозування вихідного значення потужності від сонячної станції та моделювання періодичної генерації сонячної енергії.

Цей метод заснований на тому, що використовуються дані та згідно з «Вейвлет-алгоритму» відбувається їх розклад у ряди на компоненти, що призводить до поліпшення прогнозування.

У роботі [3, 4] дещо схожа тематика, там використовуються архітектура штучних нейронної мережі (англ. ANN) для розробки моделей вирівнювання, яке вимагає проектування приймачів бездротового зв'язку. Тому що на бездротові канали впливає шум і багато смугове згасання, а на передачу впливає критична проблема між символічних перешкод. І головне, чим є цікаві ці роботи для дослідження – це використання у якості функції активації поліномів Лежандра та Ерміта. Також у [4] виконується моделювання у пакеті Matlab, та доводиться практичним шляхом поліпшення роботи системи з використанням нових функцій активацій

Основний текст. Функція активації визначає вихідне значення нейрона в залежності від результату зваженої суми входів та значення порогу.

Для розгляду значень функцій активацій в нейронній мережі, для початку треба представити нейрон (рис. 1), в структурі якого зважена сума входів:

$$z = \sum_i w_i \cdot x_i + b \quad (1)$$

де w_i та x_i - вага та вхідне значення входу під номером «i»,

b – зміщення або величина біасу.

Рисунок 1 – Структурна схема нейрона

Отриманий результат передається у функцію активації, яка розглядає цей нейрон як активований, чи той, який можна ігнорувати.

Тож тепер необхідно розглянути типи функції активації та їх короткий опис, які зазвичай застосовують у стандартних нейронних мережах.

У роботі [5] у роботі п'ять зроблено детальний огляд графічної побудови функцій активації, основний принцип викладено там, знайшло своє місце на рис. 2.

Sigmoid

$$\sigma(x) = \frac{1}{1+e^{-x}}$$

Leaky ReLU

$$\max(0.1x, x)$$

tanh

$$\tanh(x)$$

Maxout

$$\max(w_1^T x + b_1, w_2^T x + b_2)$$

ReLU

$$\max(0, x)$$

ELU

$$\begin{cases} x & x \geq 0 \\ \alpha(e^x - 1) & x < 0 \end{cases}$$

Рисунок 2 – Графічне зображення різних функцій активації

Отже за типами стандартні функції активації поділяються на наступні:

– Ступінчата функція активації. Роботу її можна описати наступним чином – ця функція є пороговою, тобто, при умові, що вхід X виразу (1) більше чи менше деякого значення, то нейрон стає активованим. Така функція відмінно працює для бінарної класифікації. Але вона не працює, коли для класифікації потрібна більша кількість нейронів і коли кількість можливих класів більше двох.

– Лінійна функція являє собою пряму лінію, а це значить, що результат такої функції активації є пропорційний до переданого аргументу. На відміну від ступінчатої функції, ця дозволяє отримати широкий діапазон значень на виході, а не тільки 0 чи 1. Це вже істотно вирішує проблему класифікації з великою кількістю класів, проте і у цієї функції є дві основні проблеми:

1) Неможливість використання методу зворотного поширення помилки.

2) У нейронній мережі, яка має декілька шарів з функцією активації цього типу, кінцева функція активації – на останньому шарі залежить тільки від вхідних значень, ще на першому. Тобто при будь-якому кількості шарів в нейронній мережі, усі їх можливо замінити лише одним, а це значить застосування функцій активації в ШНМ лише цього типу, унеможливилося, а вірніше позбавляє сенсу створення багатoshарових штучних нейронних мереж. Тому, як правило, у класичній ШНМ лінійна функція стоїть у першому шарі, а другому та послідовних вже іншого типу, які будуть ще представлені.

– Сігмоїдна функція (на рис 2 “Sigmoid”), або її також називають логістичною, є гладкою монотонно зростаючою нелінійною функцією (рис. 2). Ця функція вже є нелінійною, тому використовують у нейронних мережах, як зазначалось вище, з великою кількістю шарів і, що також важливо – нейронні мережі з використанням цього типу функцій активації можливо навчати методом зворотного поширення помилки. Сама

сигмоїда обмежена двома горизонтальними асимптотами це $-y = 1$ і $y = 0$, таке рішення дає нормалізацію вихідного значення кожного нейрона. Крім того, для сигмоїдної функції характерний гладкий градієнт, який запобігає "стрибки" при підрахунку вихідного значення. Проте і в цій функції є один, проте суттєвий недолік, що і викликає необхідність у розробці нових структур – похідна такої функції активації дуже мала у всіх точках, крім порівняно невеликого проміжку у межах початку координат. Це суттєво ускладнює процес поліпшення значення самих ваг за допомогою градієнтного спуску. І крім цього, якщо в такій нейронній мережі є багато шарів, то ця проблема посилюється у разі і трапляється ситуація, коли під час навчання відгук на вхідне значення не покращується, а погіршується, така проблема також відома під назвою проблемою зникаючого градієнта. [5]

– Функція гіперболічного тангенса (на рис 2 “tanh”). Така функція є скоригованою попередньої, сигмоїдної функції, тобто вона зберігає і її переваги і недоліки, але вже у більш вузькому значень $(-1; 1)$. Зазвичай, цю функцію застосовують, а не сигмоїд, коли немає необхідності у виконі нормалізації. Це можна пояснити тим, що через те, що область функції активації tanh центрована відносно нуля, а, в свою чергу, знімає обмеження під час підрахунку градієнта для переміщення в певному напрямку.

– Випрямлений лінійний блок (Rectified Linear Unit, на рис 2 “ReLU”) є найбільш часто вживана функція активації під час глибокого навчання.

Ця функція повертає значення 0, якщо приймає негативний аргумент, а у разі позитивного аргумента, функція повертає саме число. Така функція хоча і здається лінійною, проте її можливо використовувати в нейронних мережах з великою кількістю шарів. Функція ReLU має свої переваги перед сигмоїдою та гіперболічним тангенсом – ця функція доволі просто та швидко визначає похідну, для від’ємних значень - 0, для позитивних - 1. Якщо застосовувати ReLU у навчанні, то кількість задіяних нейронів стане меншою, з причин лінійних властивостей функції, і тоді й сама нейронна мережа стане легше.

Проте і така функція має один недолік – через те, що частина похідної функції дорівнює нулю, тоді і градієнт для неї буде нульовим, а це означає, що ваги не будуть змінюватися під час спуску і нейронна мережа перестане навчатися.

– Випрямлений лінійний блок з просадкою (або Leaky Rectified Linear Unit, на рис 2 “Leaky ReLU”). Однією з проблем функції ReLU є затухаючий, нульовий градієнт під час негативних значеннях. Тому для того аби вирішити цю проблему використовують підхід ReLU з «витоком» (або просадкою). Він названий так тому, що графік функції активації відмінне від нульового ReLU у межах від’ємних значень та має не горизонтальну пряму, а похилу, з невеликим кутовим коефіцієнтом (близько 0.01). Таке від’ємне невелике значення допомагає отримати ненульовий градієнт. Однак, і ця функція має свої недоліки – складніше стає знаходити значення похідної, в порівнянні зі стандартним підходом, що уповільнює тренування нейронної мережі в цілому. Також є потреба у налаштуванні кутового коефіцієнта функції активації.

На практиці, результат не завжди сильно поліпшується, щодо ReLU. Практичний результат під час використання LReLU замість ReLU відрізняється не надто сильно. Тому насправді, хоч, цей тип функції активації є більш здатним до глибоко навчання, через його складність, ним користуються ще менше ніж ReLU.

Отже, як можна побачити, дійсно, для нескладних процесів, коли точність не грає суттєвої ролі є велика кількість стандартних функцій активації. Проте при аналізі детальному видно й суттєві недоліки функції, які інколи обмежують у кількості шарів майбутню нейронну мережу, а інколи у точності тренування.

Тому, як вже зазначалось на початку, у даній статті, і ставиться за основне завдання розглянути застосування у якості функції активації поліномів Лежандра. Тож варто сказати декілька слів про поліноми цього типу.

Багаточлен Лежандра – це багаточлен, який у найменшій мірі відхиляється від нульової позначки в сенсі середнього квадратичного значення. Утворює ортогональну систему многочленів на відрізьку $[-1, 1]$ в просторі L^2

Необхідно розкласти функцію сонячної панелі у ряд Фур’є за поліномами Лежандра у вигляді:

$$f(G_d, I_{СП}) = L_{I_{СП}} \cdot L_{G_d} + L_{G_d} + L_{I_{СП}}, \quad (2)$$

де: $L_{I_{СП}}$ – ряд Фур’є на базі поліномів Лежандра, що містить значення параметру «струму сонячної панелі»;

L_{G_d} – ряд Фур’є на базі поліномів Лежандра, який містить значення параметру «рівня сонячної інсоляції», що потрапляє на поверхню досліджуваної фотоелектричної панелі (або декількох панелей, як у роботі);

Для того аби застосувати багаточлен необхідно знайти залежність, яка б описувала зв’язок між вихідною величиною – напругою сонячної панелі та вхідними, як правило це струм сонячної панелі та зовнішні величини такі, як рівень сонячної інсоляції та температури на поверхні батарей.

Вираз, який спрощено описує процеси перетворення, в сонячній панелі, енергії фотонів у електричну енергію (3).

$$U_{СП}(G_D, I_{СП}) = K_2 \cdot U_{xx} \cdot \frac{G_D}{G_H} \cdot \ln\left(1 - \frac{\left(\frac{I_{СП}}{I_{КЗ}} - 1\right)}{K_1}\right), \quad (3)$$

де: G_D – діюче значення рівня сонячної інсоляції [Вт/м²];

G_H – номінальне значення рівня сонячної інсоляції, дорівнює 1000 [Вт/м²];

$I_{СП}$ – поточне значення струму, на виході сонячної панелі [А];

$I_{КЗ}$ – значення струму у режимі короткого замикання сонячної панелі, паспортне значення [А];

U_{xx} – значення напруги у режимі холостого ходу сонячної панелі, паспортне значення [В].

Використовуючи дані реальної сонячної панелі була побудована ВАХ та характеристика потужності сонячної панелі рис.3.

Рисунок 3 – характеристики сонячної панелі

У виразі (1) також присутні K_1 та K_2 ці коефіцієнти результатом перемноження параметрів паспортних значень та використовують у виразі лише для його скорочення та подальшому спрощенні під час розкладу ряду у поліноми. Їх значення наведене у (4).

$$K_1 = \frac{(I_{КЗ} - I_{mpp})}{I_{КЗ} \cdot \left(e^{\frac{U_{mpp}}{K_2 \cdot U_{xx}}} - 1\right)}; \quad (4)$$

$$K_2 = \frac{\frac{U_{mpp}}{U_{xx}} - 1}{\ln\left(1 - \frac{I_{mpp}}{I_{КЗ}}\right)};$$

де: I_{mpp} – значення струму у точці генерації максимальної потужності сонячними панелями, паспортне значення [А];

U_{mpp} – значення напруги у точці генерації максимальної потужності сонячними панелями, паспортне значення [В].

Для зручного розкладу у ряд залежність СП необхідно у виразі (3) виконати заміну, адже, якщо значення діючого рівня сонячної інсоляції є окремим членом рівняння, то поточне значення струму панелі знаходиться під виразом логарифму (ln). Дані перетворення наведені в (5).

$$\begin{aligned}
 a &= I_{K3}(K_1 + 1); \\
 b &= \frac{K_2 \cdot U_{xx}}{G_n}; \\
 y &= G_D \\
 x &= I_{СП}
 \end{aligned}
 \tag{5}$$

Після впровадження заміни вираз (6) буде виглядати:

$$b \cdot y \cdot \ln(a - x) - b \cdot y \cdot \ln(t) = \ln(a - x)^{b \cdot y} - \ln t^{b \cdot y} \tag{6}$$

Варто відзначити, що вже під час виконання заміни, можна перейти до розрахунку із застосуванням математичних пакетів. Однак, у цій роботі більше детально було вирішено розглянути питання розкладу.

Отже, тепер необхідно розкласти функцію (6) за формулою Тейлора (із залишковим членом за формою Пеано) в околиці точки М (x_0, y_0) до членів другого порядку включно.

$$F(x, y) = \ln(a - x)^{b \cdot y} - \ln t^{b \cdot y} \tag{7}$$

Тоді вираз буде мати вигляд:

$$\begin{aligned}
 F(x, y) &= f(x_0, y_0) + df(x_0, y_0) + \frac{1}{2} d^2 f(x_0, y_0) + k(z^2); \\
 z &= \sqrt{(x - x_0)^2 + (y - y_0)^2}; \\
 df(x_0, y_0) &= f'_x(x_0, y_0)(x - x_0) + f'_y(x_0, y_0)(y - y_0); \\
 f'_x(x) &= \frac{1}{a - x} (-1)b \cdot y; \\
 f'_y(y) &= b \cdot \ln(a - x) - b \cdot \ln t; \\
 d^2 f(x_0, y_0) &= f''_{xx}(x_0, y_0)(x - x_0)^2 + 2 \cdot f''_{xy}(x_0, y_0)(y - y_0) \cdot (x - x_0) + f''_{yy}(x_0, y_0)(y - y_0)^2; \\
 f''_{xx}(x) &= \left(\frac{-1}{a - x} \cdot b \cdot y \right)'_x = \frac{-1}{(a - x)^2} \cdot b \cdot y; \\
 f''_{xy}(x) &= \left(\frac{-1}{a - x} \cdot b \cdot y \right)'_y = \frac{-b}{(a - x)}; \\
 f''_{yy}(x) &= (b \cdot \ln(a - x) - b \cdot \ln t)'_y = b \cdot \ln(a - x);
 \end{aligned}
 \tag{8}$$

Після цього можна перейти до машинного підрахунку, на рис. 4 приведено приклад такого застосування математичного пакету. Варто зауважити, що це неповна частина розв'язання, а тільки його частина, аби ознайомити читача з можливістю застосування математичного пакету Maple.

Ще один важливий момент – під час знаходження виразу, виникає питання, скільки необхідно членів багаточлену. Адже, якщо обрати замалу їх кількість, то якість навчання може не відповідати вимогам, а якщо зовелику, то час тренування може суттєво збільшитися і сама нейронна мережа вже буде вимагати більшого часу для відгуку на вхідне завдання, що також залежить від швидкодії пристрою на якому відбувається моделювання. Для даної роботи було вирішено взяти 5 перших членів.

$$I_{ph} - I_s \cdot \left(\frac{U + R_s I}{N \cdot U t} + \frac{1}{(2)!} \left(\frac{U + R_s I}{N \cdot U t} \right)^2 + \frac{1}{(3)!} \left(\frac{U + R_s I}{N \cdot U t} \right)^3 \right) - I_{s2} \cdot \left(\frac{U + R_s I}{N2 \cdot U t} + \frac{1}{(2)!} \left(\frac{U + R_s I}{N2 \cdot U t} \right)^2 + \frac{1}{(3)!} \left(\frac{U + R_s I}{N2 \cdot U t} \right)^3 \right) - \frac{U + R_s I}{R_p} - I$$

$$I_{ph} - I_s \left(\frac{U + R_s I}{N U t} + \frac{(U + R_s I)^2}{2 N^2 U t^2} + \frac{(U + R_s I)^3}{6 N^3 U t^3} \right) - I_{s2} \left(\frac{U + R_s I}{N2 U t} + \frac{(U + R_s I)^2}{2 N2^2 U t^2} + \frac{(U + R_s I)^3}{6 N2^3 U t^3} \right) - \frac{U + R_s I}{R_p} - I \quad (2)$$

$$\frac{1}{6N^3 U^3 N^2 R p} (6 I p h N^3 U^3 N^2 R p - 6 I N^3 U^3 N^2 R p + 3 I s N N^2^3 R p R s^2 U t - 6 I I s N N^2^3 R p R s U U t - 6 I I s N^2 N^2^3 R p R s U t^2 + 3 I s 2 N^3 N^2 R p R s^2 U t$$

$$U = \frac{1}{R_p (I_s N_z^3 + I_{s2} N^3)} \left(N U t N_2 \left(\left(3 I_{ph} I_s^2 N_z^6 R_p + 6 I_{ph} I_s I_{s2} N^3 N_z^3 R_p + 3 I_{ph} I_{s2}^2 N^6 R_p + 2 I_s^3 N_z^6 R_p + 3 I_s^2 I_{s2} N^3 N_z^3 R_p + 3 I_s^2 I_{s2} N N_z^5 R_p + 3 I_s^2 N N_z^6 U t \right. \right. \right. \quad (4)$$

$$-3\text{I}Is^2N^6Rp + 3\text{I}Is^2N^5N2Rp + 3\text{I}Is^2N^3N2^3Rp + 3\text{I}Is^2N^4N2^3Ut + 3\text{I}Is^2N^3N2^4Ut - 6\text{I}Is^2N^3N2^3Rp + 2\text{I}Is^3N^6Rp + 3\text{I}Is^2N^6N2Ut - 3\text{I}Is^2N2^6Rp$$

Рисунок 4 – Приклад застосування математичного пакету Maple

Структурна ж схема нового методу представлена на рис. 5. З нього видно, що на відміну, від найбільш вживаного методу прямого поширення, в якому процес передачі сигналу відбувається послідовно від шару до шару ШНМ, у новому пропонується виконувати цей процес паралельно. Проте є дуже важливе зауваження – в початковий момент часу у паралельних зв'язках, тобто там, де є зв'язок між шарами ШНМ, які не є сусідніми, ваговий коефіцієнт повинен становити нульове значення. Тому в початковий момент часу можна сказати про відсутність такого зв'язку. Він з'являється під час перетренування нейронних мереж, коли вже система навчена і є потреба у врахуванні якихось значень, що не могли бути відомими в ідеальних, лабораторних умовах. До прикладу, можна віднести певну зношеність обладнання сонячних панелей, що можна побачити з виразу (3), де рівнянні не враховується.

І саме у цій властивості нейронної мережі і є її головна особливість, адже у тому випадку, коли паралельний зв'язок одразу був у системі, побудована нейронна мережа може невірно навчитися і буде мати помилку вже на початку своєї роботи. Коефіцієнти цього зв'язку, при розробці даної нейронної мережі у програмному пакеті Matlab пропонується записувати в окремий М-файл, де їм будуть присвоєні початкові нульові умови.

Рисунок 5 – Структурна схема нейронної мережі, стрілками умовно показано шляхи передачі сигналу поміж шарами нейронів

Висновок: Дана стаття була покликана ознайомити з новою методикою побудови нейронних мереж, яка в своїй основі бачить передачу сигнали не послідовним шляхом, як зазвичай, а паралельним, з певними особливостями зв'язку про які було наведено у тексті.

Також у роботі продемонстровано можливість використання у якості функцій активації нейронної мережі, яка працює із сонячними панелями, поліномів Лежандра. Для підтвердження у статті подані відповідні розрахунки.

В майбутніх матеріалах планується більш детально зупинитися на процесі моделювання та прикладного математичного розрахунку для побудови нейронних мереж.

СПИСОК ЛІТЕРАТУРИ

- [1] Остренко Д.О., Колларов О.Ю., “Вибір та розробка архітектури нейронної мережі задля пошуку значення максимальної механічної потужності вітроколеса,” *Наукові праці Донецького національного технічного університету серія електротехніка і енергетика*, №1(18)-2(19), с. 63–67, 2018.
- [2] Nazaripouya, H., Wang, B., Wang, Y., Chu, P., Pota, H. R., & Gadh, R. (2016). *Univariate time series prediction of solar power using a hybrid wavelet-ARMA-NARX prediction method*. 2016 IEEE/PES Transmission and Distribution Conference and Exposition (T&D).
- [3] Wang, H., & Zhang, L. (2019). *A New Functional Link Neural Network Model with Extended Legendre Polynomials for Digital Predistortion for LTE Applications*. 2019 IEEE 5th International Conference on Computer and Communications (ICCC).
- [4] N. A. Khan.; M. Sulaiman; A. J. Aljohan “ Analysis of Multi-Phase Flow Through Porous Media for Imbibition Phenomena by Using the LeNN-WOA-NM Algorithm” 2015.
- [5] «Повне керівництво по функціям активації» Доступно: [Режим доступу]. <https://www.machinelearningmastery.ru/complete-guide-of-activation-functions-34076e95d044/> Дата звернення: 12.05.21

REFERENCES

- [1] Ostrenko D., Kollarov O, “Selection and development of neural network architecture for finding the value of maximum mechanical power of a wind turbine,” *Scientific Works of Donetsk National Technical University Series Electrical and Power Engineering*, №1 (18) -2 (19), p. 63–67, 2018.
- [2] Nazaripouya, H., Wang, B., Wang, Y., Chu, P., Pota, H. R., & Gadh, R. (2016). *Univariate time series prediction of solar power using a hybrid wavelet-ARMA-NARX prediction method*. 2016 IEEE/PES Transmission and Distribution Conference and Exposition (T&D).
- [3] Wang, H., & Zhang, L. (2019). *A New Functional Link Neural Network Model with Extended Legendre Polynomials for Digital Predistortion for LTE Applications*. 2019 IEEE 5th International Conference on Computer and Communications (ICCC).
- [4] N. A. Khan.; M. Sulaiman; A. J. Aljohan “ Analysis of Multi-Phase Flow Through Porous Media for Imbibition Phenomena by Using the LeNN-WOA-NM Algorithm” 2015.
- [5] «A complete guide to activation features» Available: [Access mode]. <https://www.machinelearningmastery.ru/complete-guide-of-activation-functions-34076e95d044/> Дата звернення: 12.05.21

Надійшла до редколегії 28.04.2021

Рецензент: д.т.н. Нікіфоров А. П.

D. OSTRENKO, O. KOLLAROV.

State Institution of Higher Education «Donetsk National Technical University»

Search for the optimal topology of artificial neural networks based on multidimensional Legendre polynomials.

Earlier in [1], it was concluded that it is necessary to improve the learning algorithms of neural networks operating in systems that generate electricity using renewable energy sources. This article is intended to acquaint the reader with a new type of activation functions of artificial neural networks (ANN), namely - the use of Legendre polynomials, as well as a new method of learning ANN, when this process is not sequential, as usual, but in parallel. The accepted statements made it possible to make sure that the new, designed neural network has better properties (such as training time and less value of learning error) than the standard ones.

The relevance of this topic lies in the following provisions:

- improving the interaction between the solar station and artificial intelligence systems, through increased productivity;
- taking into account the transients in the electrical network by means of intelligent control, through the use of neural networks of the proposed architecture.

The developed neural networks have found their application in the work of a photovoltaic station. Their main purpose is to fulfill the forecast in the electrical networks of the amount of generated power.

To successfully complete the task, the following goals were set and solved: to analyze and compare standard activation functions and algorithms for ANN training, to show methods and describe the improvement of networks, to demonstrate the application of developed ANN in photovoltaic problems.

This article was designed to acquaint with the new method of building neural networks, which is based on seeing the transmission of signals in a non-sequential way, such as parallel, with certain features of the connection with which it was given in the text.

The paper also demonstrates the use of the Legendre polynomial using qualitative neural network activation functions that work with solar panels. For confirmation in the article the answers to calculations are given.

In future materials it is planned to streamline in more detail the process of modeling and compiling a mathematical calculation for the construction of neural networks.

Key words: *polynoms, artificial neural networks, activation functions, smart grid, forecasting, learning algorithm, Fourier series, data collection.*