МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ
МИКОЛАЇВСЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ АГРАРНИЙ УНІВЕРСИТЕТ

ВІСНИК

АГРАРНОЇ НАУКИ ПРИЧОРНОМОР'Я

Науковий журнал

Виходить 4 рази на рік
Видається з березня 1997 р.

Випуск 2 (94) 2017

Економічні науки
Сільськогосподарські науки
Технічні науки

Миколаїв
2017

Засновник і видавець: Миколаївський національний аграрний університет.

Свідоцтво про державну реєстрацію КВ №19669-9469ПР від 11.01.2013 р.

Збірник включено да переліку наукових фахових видань України, затвердженого наказами Міністерства освіти і науки України від 13.07.2015 р. №747 та від 16.05.2016 р. №515.

Головний редактор: В.С. Шебанін, д.т.н., проф., академік НААН

Заступники головного редактора:
І.І. Червен, д.е.н, проф.
І.П. Атаманюк, д.т.н., проф.
В.П. Клочан, к.е.н., доц.
М.І. Гиль, д.с.-г.н., проф.
В.В. Гамаюнова, д.с.-г.н., проф.

Відповідальний секретар: Н.В. Потриваєва, д.е.н., проф.

Члени редакційної колегії:

Економічні науки: О.В. Шебаніна, д.е.н., проф.; Н.М. Сіренко, д.е.н., проф.; О.І. Котикова, д.е.н., проф.; Джулія Олбрайт, PhD, проф. (США); І.В. Гончаренко, д.е.н., проф.; О.М. Вишневська, д.е.н., проф.; А.В. Ключник, д.е.н., проф.; О.Є. Новіков, д.е.н., доц.; О.Д. Гудзинський, д.е.н., проф.; О.Ю. Єрмаков, д.е.н., проф.; В.М. Яценко, д.е.н., проф.; М.П. Сахацький, д.е.н., проф.; Р. Шаундерер, Dr.sc.Agr. (Німеччина)

Технічні науки: Б.І. Бутаков, д.т.н., проф.; В.І. Гавриш, д.е.н., проф.; В.Д. Будак, д.т.н., проф.; С.І. Пастушенко, д.т.н., проф.; А.А. Ставинський, д.т.н., проф.; А.С. Добишев, д.т.н., проф. (Республіка Білорусь).

Сільськогосподарські науки: В.С. Топіха, д.с.-г.н., проф.; Т.В. Підпала, д.с.-г.н., проф.; Л.С. Патрєва, д.с.-г.н., проф.; В.П. Рибалко, д.с.-г.н., проф., академік НААН; І.Ю. Горбатенко, д.б.н., проф.; І.М. Рожков, д.б.н., проф.; І.П. Шейко, д.с.-г.н., професор, академік НАН Республіки Білорусь (Республіка Білорусь); С.Г. Чорний, д.с.-г.н., проф.; М.О. Самойленко, д.с.-г.н., проф.; Л.К. Антипова, д.с.-г.н., проф.; В.І. Січкар, д.б.н., проф.; А.О. Лимар, д.с.-г.н., проф.; В.Я. Щербаков, д.с.-г.н., проф.; Г.П. Морару, д.с.-г.н. (Молдова)

Рекомендовано до друку вченою радою Миколаївського національного аграрного університету. Протокол № 11 від 29.05.2017 р.

Посилання на видання обов'язкові.
Точка зору редколегії не завжди збігається з позицією авторів.

Адреса редакції, видавця та виготовлювача:
54020, Миколаїв, вул. Георгія Гонгадзе, 9,
Миколаївський національний аграрний університет,
тел. 0 (512) 58-05-95, http://visnyk.mnau.edu.ua, e-mail: visnyk@mnau.edu.ua

© Миколаївський національний аграрний університет, 2017

УДК 621.316

НЕЙРОСЕТЕВОЕ ПРОГНОЗИРОВАНИЕ ПАРАМЕТРОВ КАЧЕСТВА ЭЛЕКТРИЧЕСКОЙ ЭНЕРГИИ

***А. А. Мирошник**, доктор технических наук, профессор*
Харьковский национальный технический университет сельского хозяйства имени Петра Василенка

Предложен способ прогнозирования физических параметров. Рассмотрен аппарат и проведен анализ необходимости использования нейронной сети для задачи прогнозирования качества электрической энергии. Проведен анализ и выбраны структуры нейронных сетей, которые целесообразно использовать для оценки и прогнозирования качества электрической энергии. Построены модели нейронных сетей для вычисления дополнительных показателей качества электрической энергии. Также приведены математические выражения для описания нейронных сетей и их работы.

***Ключевые слова:** нейронная сеть, прогнозирование, качество электрической энергии.*

Постановка проблемы. Электрическая энергия, поставляемая энергоснабжающими организациями потребителям по договорам, выступает как товар особого вида, характеризующийся совпадением во времени процессов производства, транспортирования и потребления, а также невозможностью его хранения и возврата. Соответственно, как к товару любого вида, к электроэнергии применимо понятие «качество». Отклонение показателей качества электроэнергии от установленных стандартами ухудшают условия эксплуатации электроустановок как сети, так и потребителей [1].

В связи со случайным характером изменения электрических нагрузок требование соблюдения норм КЭ в течение всего этого времени практически нереально, поэтому в стандарте устанавливается вероятность превышения норм КЭ. Измеренные ПКЭ не должны выходить за нормально допустимые значения с вероятностью 0,95 за установленный стандартом расчетный период времени (это означает, что можно не считаться с отдельными превышениями нормируемых значений, если

© Мирошник А.А., 2017

ожидаемая общая их продолжительность составит менее 5% за установленный период времени).

Одними из основных и наиболее важных режимных параметров, определяющих качество электроэнергии, являются несимметрия и несинусоидальность напряжений в трехфазных сетях [2], которые приводят к дополнительным отклонениям напряжения на зажимах потребителей, увеличению потерь в элементах сети и электроприемниках, ухудшению условий работы электрооборудования и т. д.

Анализ последних исследований. В промышленности качество электрической энергии оценивается по технико-экономическим показателям, учитывающим ущерб вследствие порчи материалов и оборудования, расстройства технологического процесса, ухудшения качества выпускаемой продукции, снижения производительности труда – так называемый технологический ущерб [3, 4]. Кроме того, существует и электромагнитный ущерб от некачественной электроэнергии, который характеризуется увеличением потерь электроэнергии, выходом из строя электротехнического оборудования, нарушением работы автоматики, телемеханики, связи, электронной техники и т.д.

В связи с этим возникает задача оценки ущерба от некачественной электроэнергии, который выражается в дополнительных потерях электрической энергии и в сокращении срока службы оборудования. Поэтому для решения этой задачи необходимо измерить ПКЭ на подстанции и оценить, на сколько возрастут потери в сети по сравнению с режимом работы сети, где ПКЭ не выходят за допустимые пределы, и на сколько сократится срок службы оборудования. Для этого воспользуемся математическим аппаратом на основании нейросетей.

Цель работы – разработка метода оценки и прогнозирования качества электрической энергии с использованием искусственных нейронных сетей.

Изложение основного материала исследования. Главная особенность нейронной сети состоит в параллельной обработке информации всеми звеньями, что позволяет значи-

тельно ускорить процесс обработки информации. Также, при большом количестве соединений сеть становится более надежной даже при повреждениях связей между нейронами.

Также нейронные сети способные к обучению и обобщению накопленных знаний. Нейронная сеть имеет черты искусственного интеллекта. Натренированная на ограниченном количестве данных сеть способна обобщать полученную информацию и показывать хорошие результаты на данных, что не использовались при ее обучении [5, 6].

На сегодняшний день нейронные сети используются для решения целого ряда задач, одной из которых есть задача прогнозирования.

Прогнозирование – это предсказания будущих событий. Пусть заданны n дискретных отсчетов $\{y(t_1), y(t_2)..., y(t_n)\}$ в последовательные моменты времени $t_1, t_2,..., t_n$. Тогда задача прогнозирования состоит в предсказании значения $y(t_n+1)$ в некоторый будущий момент времени t_n+1. Целью прогнозирования является уменьшение риска при принятии решений. Прогноз обычно выходит ошибочным, но ошибка зависит от используемой прогнозирующей системы. Предоставляя для прогноза больше ресурсов, можно увеличить его точность и уменьшить убытки, связанные с неопределенностью при принятии решений.

В связи с этим представляется целесообразным применение нейронной сети для решения задачи прогнозирования временных рядов. Пользователь выбирает произвольный временной ряд, который содержит N отсчетов, и разбивает его на три множества: учебную, тестирующую и контрольную выборки, которые потом подаются на вход сети. Результатом прогнозирования являются значения временного ряда в необходимый момент времени. Для повышения качества прогноза необходимо сделать предварительную обработку информации. Поскольку временной ряд представляет собой последовательность числовых отсчетов, предварительная обработка сводится к масштабированию значений отсчетов с целью приведения их в единый диапазон. Каждая выборка представляет собой дискретную функцию, заданную в точках

на интервале [*0, N*] с шагом 1, где *N* – максимальное значение аргумента этой функции.

При решении задач прогнозирования роль нейронной сети состоит в предсказании будущей реакции системы по ее предыдущему поведению. Владея информацией о значении сменной x в моменты, предыдущие прогнозированию $x_{(k-1)}$, $x_{(k-2)}$, …, $x_{(k-n)}$, сеть вырабатывает решение, при котором будет наиболее вероятное значение последовательности $x_{(k)}$ в настоящий момент *k*. Для адаптации весов коэффициентов сети используется фактическая погрешность прогнозирования $\varepsilon = x_{(k)} - x_{(k)}$ и значение этой погрешности в предыдущие моменты времени [7, 8].

При выборе архитектуры сети обычно испытывается несколько конфигураций с разным количеством элементов. Исходя из того, что задача прогнозирования является отдельным случаем задачи регрессии, получается, что она может быть решена следующими типами нейронных сетей: многослойным персептроном, радиально-базисной сетью, обобщенно-регрессионной сетью, сетью Вольтерри и сетью Эльмана.

При решении задачи прогнозирования временных рядов в качестве нейронной сети была выбрана обобщенно-регрессионная сеть, которая реализует методы ядерной аппроксимации. В задачах регрессии выход сети может рассматриваться как ожидаемое значение модели в данной точке пространства входов. Это ожидаемо значение связано с плотностью вероятности общего распределения входных и исходных данных. В точке расположения каждого учебного наблюдения содержится гауссовая ядерная функция. Предполагается, что каждое наблюдение свидетельствует о некоторой уверенности в том, что поверхность отклика в данной точке имеет определенную высоту, и эта уверенность убывает при отходе в сторону от точки. Обобщенно-регрессионная сеть копирует внутрь себя все учебные наблюдения и использует их для оценки отклика в произвольной точке. Окончательная исходная оценка сети выходит как взвешенное среднее выходов по всем учебным наблюдениям, где значения весов отображают расстояние от этих наблюдений к той точки, в которой проводится оценивание.

Структура обобщенно-регрессионной нейронной сети представлена на рис. 1.

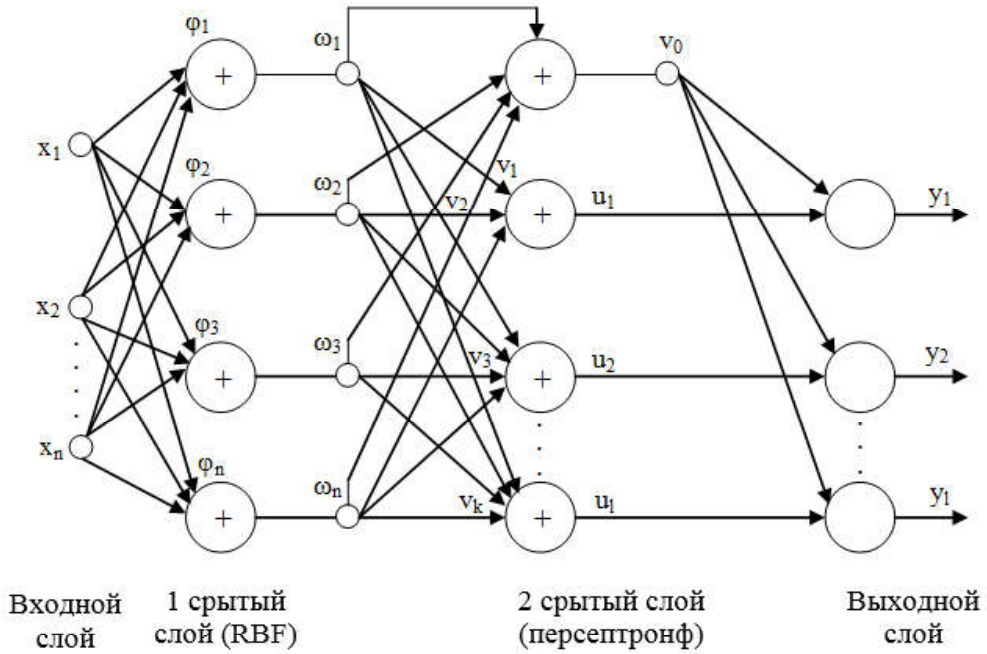


Рис. 1. Структура обобщенно-регрессионной нейронной сети

Обобщенно-регрессионная сеть имеет два скрытых слоя: слой радиальных элементов и слой элементов, которые формируют взвешенную сумму для соответствующего элемента исходного слоя. В исходном слое определяется взвешенное среднее путем распределения взвешенной суммы на сумму весов. В качестве радиальной функции применяется функция Гаусса. Входной слой передает сигналы на первый промежуточный слой нейронов, которые есть радиально симметричными. Они несут в себе информацию о данных учебных случаев или же их кластерах и передают ее во второй промежуточный слой. В нем формируются взвешенные суммы для всех элементов исходного слоя и сумма весов, которая исчисляется специальным элементом. Если обозначить выход i-го нейрона радиально-базисного сетевого слоя как v_i, то исходный сигнал i-го нейрона второго промежуточного слоя вычисляется по выражению:

$$u_l = \sum_{i=1}^{k} v_i \ , \qquad (1)$$

где k – число нейронов в радиально-базисном сетевом слое.

Обозначив теперь весовые коэффициенты i-го нейрона в радиально-базисном сетевом слое как ω_i, получим выражение для суммы весов:

$$v_0 = \sum_{i=1}^{k} \omega_i \ . \qquad (2)$$

Итак, исходный слой разделяет взвешенные суммы на сумму весов и выдает окончательный прогноз. Обозначив его y_l, получим выражение:

$$y_l = \frac{u_l}{v_0} \ , \qquad (3)$$

Рассмотрим теперь принципы функционирования первого промежуточного слоя, структура которого представлена на рис. 2.

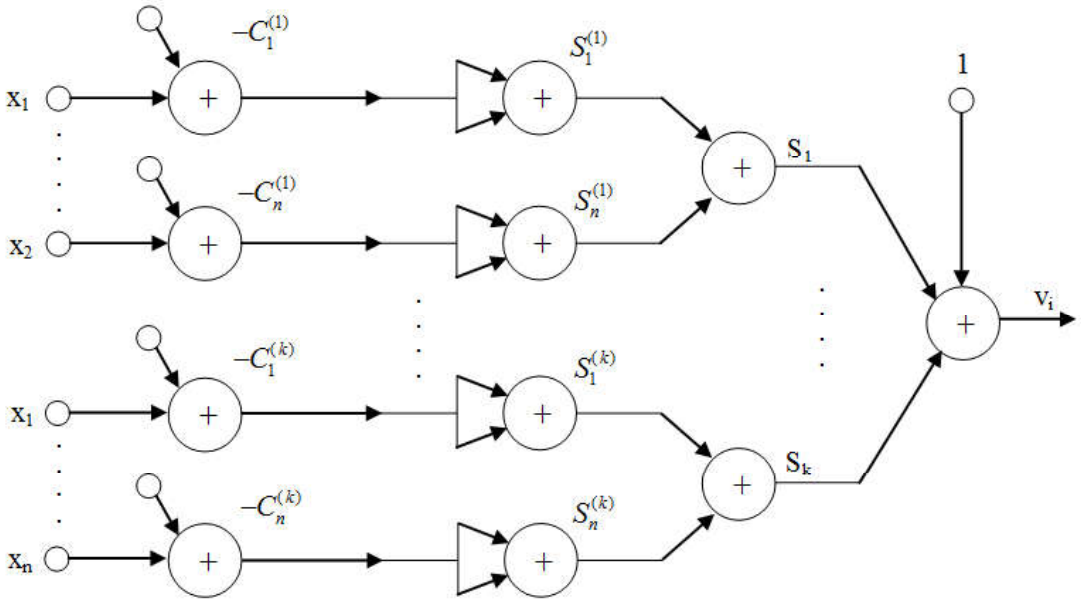


Рис. 2. Структура радиально-базисного слоя обобщенно-регрессионной нейронной сети

На вход радиальных элементов из входного слоя подается вектор x. Базисные функции радиально-базисного слоя задаются матрицей Q, но в практическом плане более удобно использовать для описания элементов матрицу корреляции C, которая выходит из матрицы Q таким образом:

$$C = Q^T \cdot Q \,, \tag{4}$$

Центр i-го нейрона радиального слоя обозначим как c_i.

Остаточный результат обработки входных сигналов S_j вычисляется по выражениям 5, 6 и 7:

$$S_j^{(t)} = -\frac{1}{2}\sum_{t=1}^{n}\left(x_t - c_i^{(t)}\right)^2 \,, \tag{5}$$

$$S_t = \sum_{j=1}^{n} S_j^{(t)} \,, \tag{6}$$

$$v_i = \sum_{t=1}^{k} \exp\left(-\frac{1}{2}\frac{S_t}{\sigma_t^2}\right)\omega_t \,. \tag{7}$$

Потом вектор исходных сигналов v передается на вход второго промежуточного слоя сети.

Преимуществом обобщенно-регрессионной нейронной сети можно считать определенность структуры: сеть фактически вмещает в себя все учебные данные. С другой стороны при большом объеме учебных данных скорость работы сети падает из-за увеличения сложности архитектуры.

Исходное значение сети имеет вероятностный вид, поэтому его легче интерпретировать. При небольшом объеме входных данных сеть очень быстро учится. Обучение сети необходимо выполнять отдельно для каждого временного ряда, потому что попытка прогнозирования строки, на которой сеть не была научена, приведет к ошибочному результату [9, 10].

Учитывая вышесказанное, построим нейронную сеть для прогнозирования экономических показателей электрической сети и совместимости потребителей с ней (рис. 3), которая будет учитывать параметры:

– увеличение потребляемой мощности двигательной и осветительной нагрузкой по сравнению с симметричным режимом;

– коэффициенты несимметрии токов, напряжений и дополнительных потерь;

– коэффициент неравномерности нагрузки фаз;

– дополнительные потери активной мощности в асинхронных двигателях, трансформаторах и линиях, обусловленные несимметрией режима;

– дополнительные потери активной мощности в асинхронных двигателях, трансформаторах и линиях, обусловленные несинусоидальностью режима;

– срок службы изоляции D*T*.

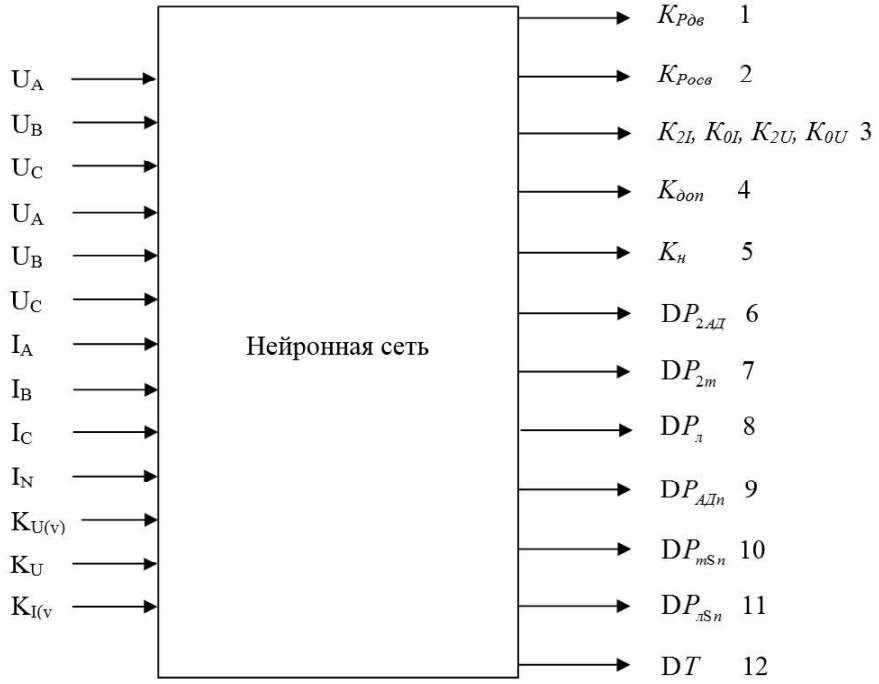


Рис. 3. Входные и выходные сигналы нейронной сети

Для определения симметричных составляющих напряжений и токов трехфазной системы воспользуемся известными формулами и построим нейроны (рис. 4):

$$\underline{U}_{A1} = \frac{1}{3}\left(\underline{U}_A + e^{\frac{2}{3\pi}}\underline{U}_B + e^{\frac{4}{3\pi}}\underline{U}_C\right); \quad \underline{I}_{A1} = \frac{1}{3}\left(\underline{I}_A + e^{\frac{2}{3\pi}}\underline{I}_B + e^{\frac{4}{3\pi}}\underline{I}_C\right);$$

$$\underline{U}_{A2} = \frac{1}{3}\left(\underline{U}_A + e^{\frac{4}{3\pi}}\underline{U}_B + e^{\frac{2}{3\pi}}\underline{U}_C\right); \quad \underline{I}_{A2} = \frac{1}{3}\left(\underline{I}_A + e^{\frac{4}{3\pi}}\underline{I}_B + e^{\frac{2}{3\pi}}\underline{I}_C\right); \qquad (8)$$

$$\underline{U}_{A0} = \frac{1}{3}\left(\underline{U}_A + \underline{U}_B + \underline{U}_C\right); \quad \underline{I}_{A0} = \frac{1}{3}\left(\underline{I}_A + \underline{I}_B + \underline{I}_C\right).$$

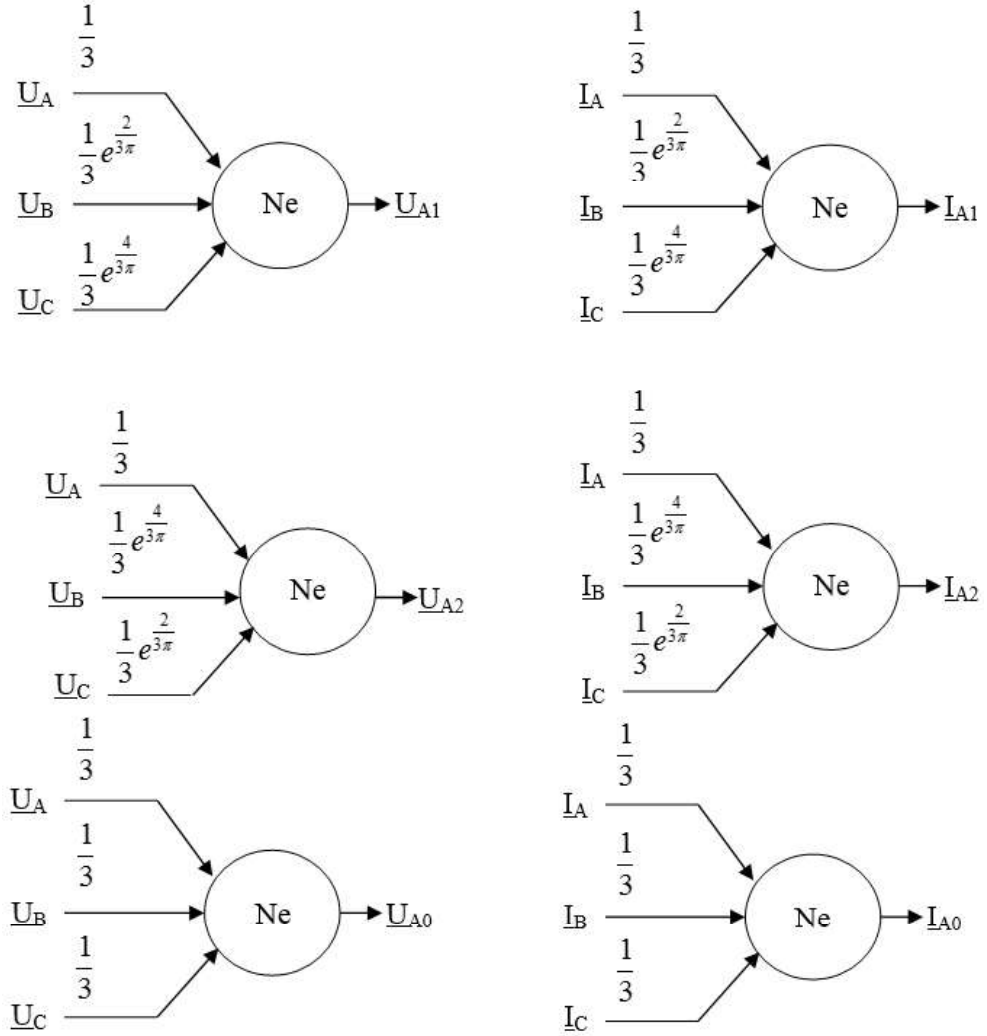
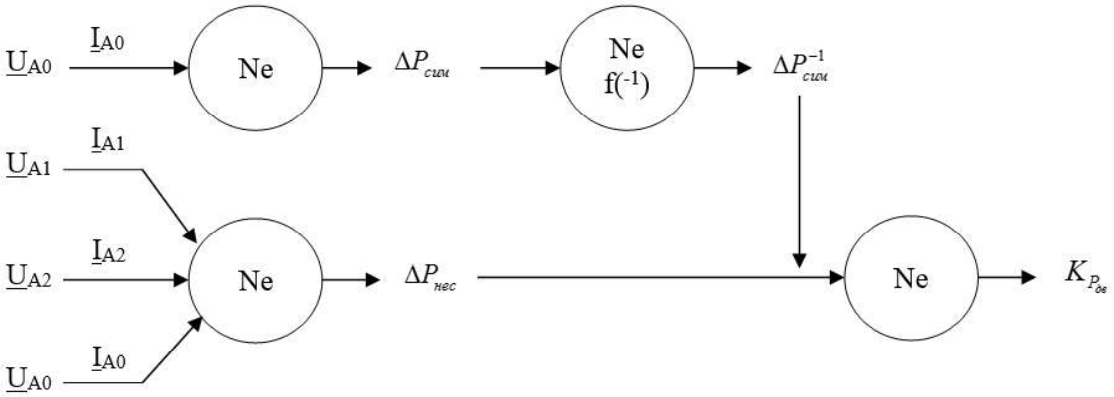


Рис. 4. Нейроны, определяющие симметричные составляющие трехфазной сети

Аналогичные процедуры выполним для:

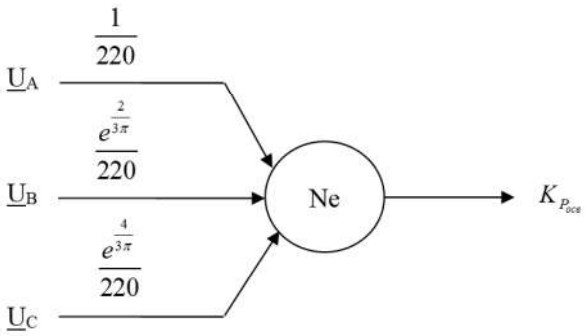
- коэффициента увеличения потребляемой мощности двигательной нагрузки по сравнению с симметричным режимом

$$K_{Рдв} = \frac{DP_{нес}}{DP_{сим}} = \frac{I_1U_1 + I_2U_2 + I_0U_0}{I_1U_1}, \qquad (9)$$



- коэффициента увеличения потребляемой мощности осветительной нагрузки по сравнению с симметричным режимом

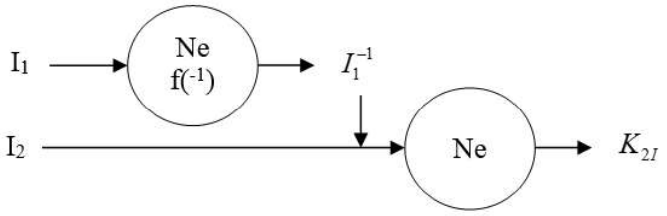
$$K_{Pосв} = \frac{DP_{нес}}{DP_{сим}} = \frac{I_1 U_1}{I_1 U_{ном}}, \text{ или } K_{P_{осв}} = \frac{\Delta P_{нес}}{\Delta P_{сим}} = \frac{\left(\underline{U}_A + e^{\frac{2}{3\pi}}\underline{U}_B + e^{\frac{4}{3\pi}}\underline{U}_C\right)}{220}, \quad (10)$$



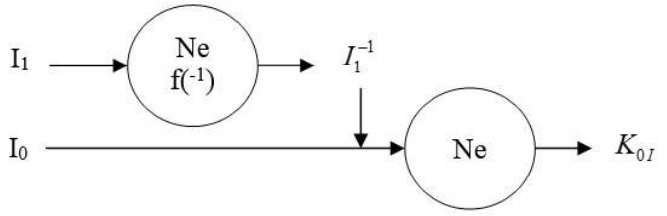
- коэффициентов несимметрии токов и напряжений:

$$K_{2I} = \frac{I_2}{I_1}, \; K_{0I} = \frac{I_0}{I_1}, \; K_{2U} = \frac{U_2}{U_1}, \; K_{0U} = \frac{U_0}{U_1}. \quad (11)$$

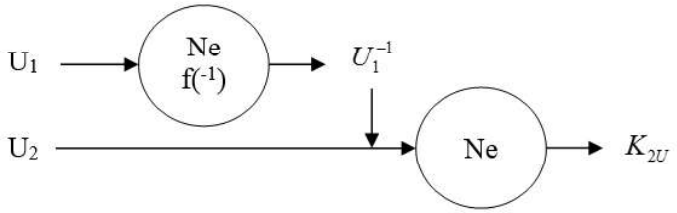
$$K_{2I} = \frac{\left(\underline{I}_A + e^{\frac{4}{3\pi}}\underline{I}_B + e^{\frac{2}{3\pi}}\underline{I}_C\right)}{\left(\underline{I}_A + e^{\frac{2}{3\pi}}\underline{I}_B + e^{\frac{4}{3\pi}}\underline{I}_C\right)};$$



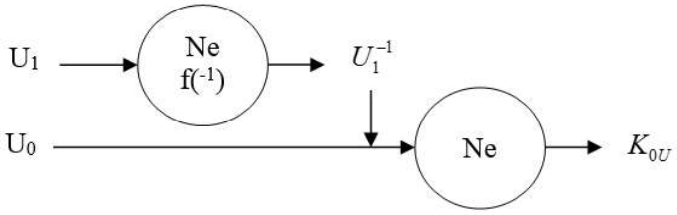
$$K_{0I} = \frac{\left(\underline{I}_A + \underline{I}_B + \underline{I}_C\right)}{\left(\underline{I}_A + e^{\frac{2}{3\pi}}\underline{I}_B + e^{\frac{4}{3\pi}}\underline{I}_C\right)};$$



$$K_{2U} = \frac{\left(\underline{U}_A + e^{\frac{4}{3\pi}}\underline{U}_B + e^{\frac{2}{3\pi}}\underline{U}_C\right)}{\left(\underline{U}_A + e^{\frac{2}{3\pi}}\underline{U}_B + e^{\frac{4}{3\pi}}\underline{U}_C\right)};$$



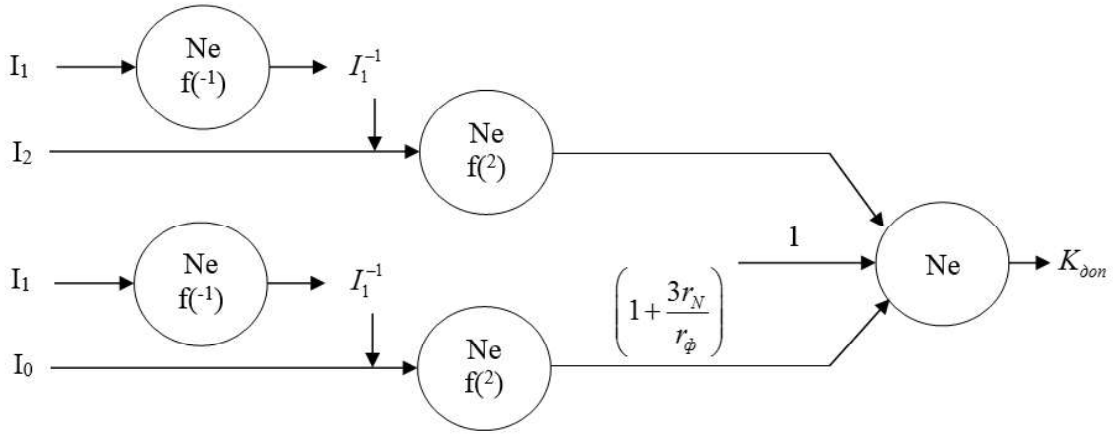
$$K_{0U} = \frac{\left(\underline{U}_A + \underline{U}_B + \underline{U}_C\right)}{\left(\underline{U}_A + e^{\frac{2}{3\pi}}\underline{U}_B + e^{\frac{4}{3\pi}}\underline{U}_C\right)};$$



- коэффициента дополнительных потерь

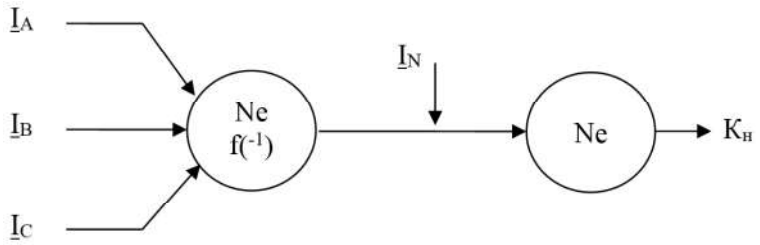
$$K_{доп} = \frac{\Delta P_{нес}}{\Delta P_{сим}} = 1 + K_{2I}^2 + K_{0I}^2\left(1 + \frac{3r_N}{r_ф}\right), \qquad (12)$$

где r_N и $r_ф$ – сопротивление нулевого и фазного проводов ($r_N = r_ф$).



- коэффициента неравномерности нагрузки фаз

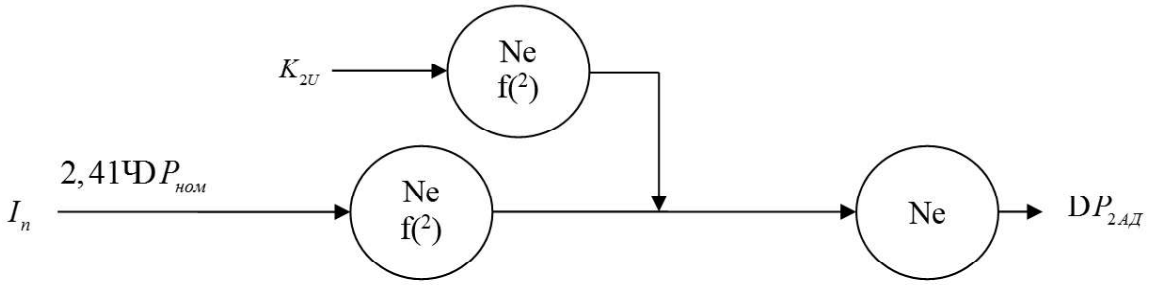
$$K_н = \frac{I_N}{I_A + I_B + I_C}, \qquad (13)$$



- дополнительных потерь активной мощности в асинхронном двигателе АД, обусловленных несимметрией режима

$$DP_{2AD} = 2{,}41ЧDP_{ном}ЧI^2_nЧK^2_{2U},$$

где $DP_{ном}$ - потери в меди статора при номинальной нагрузке, I_n - кратность пускового тока.

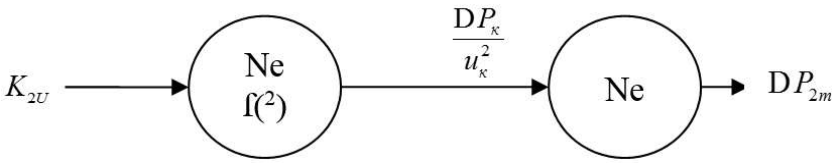


- дополнительных потерь активной мощности в трансформаторах, обусловленных несимметрией режима

$$\mathrm{D}P_{2m} = \frac{\mathrm{D}P_{к}}{u_{к}^{2}} \times K_{2U}^{2}, \qquad (15)$$

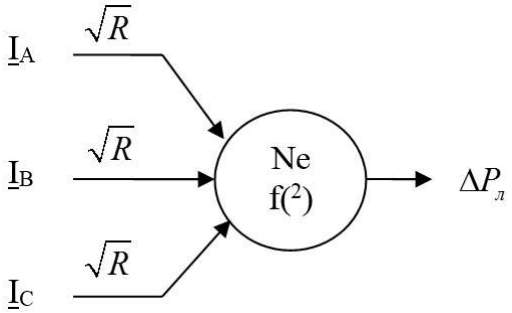
де $\mathrm{D}P_{к}$ - потери короткого замыкания КЗ,

$u_{к}$ - напряжение КЗ.



- дополнительных потерь активной мощности в линии, обусловленных несимметрией режима

$$\mathrm{D}P_{л} = I_{A}^{2}R + I_{B}^{2}R + I_{C}^{2}R, \qquad (16)$$

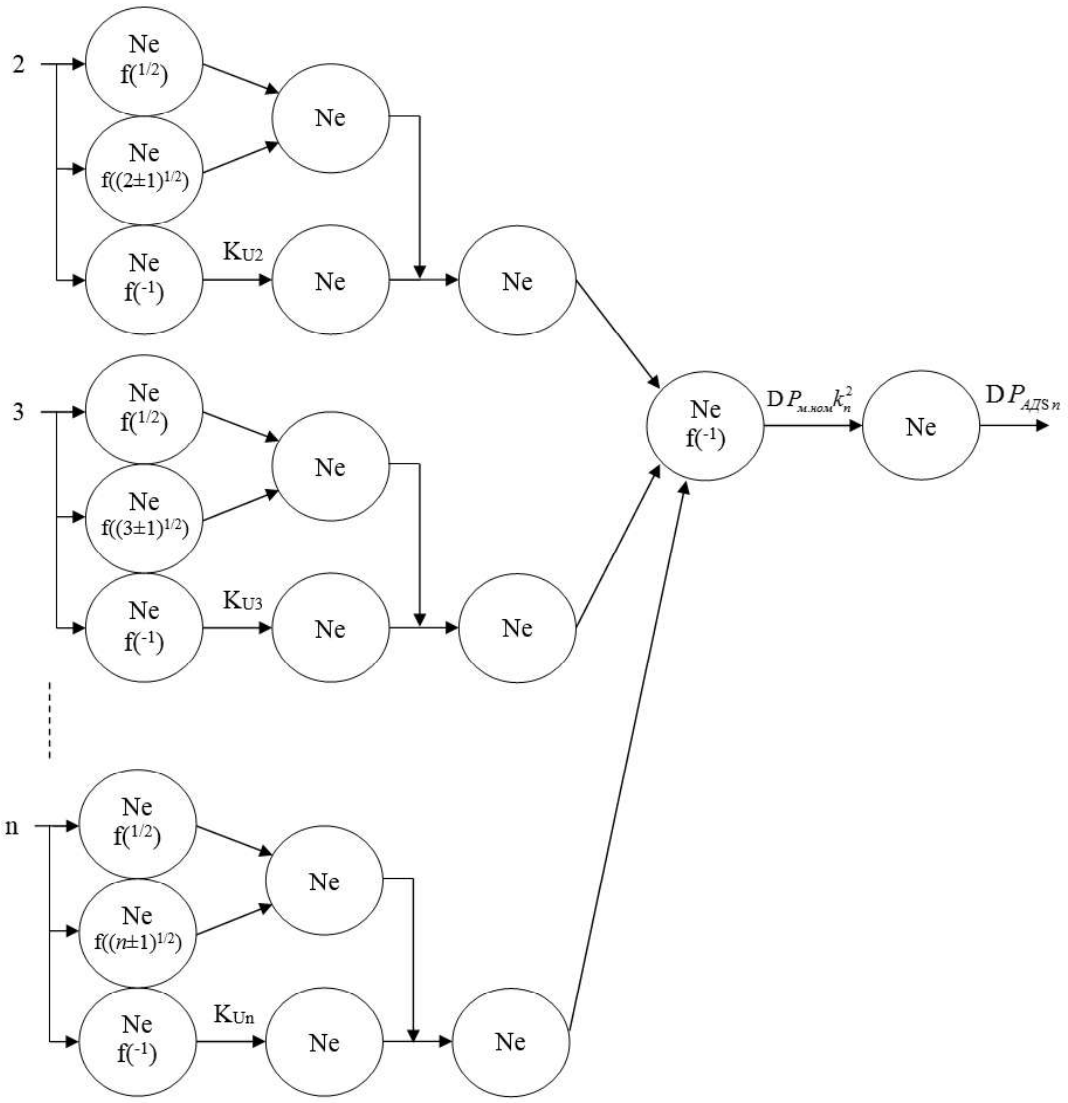


- дополнительных потерь активной мощности в двигателе, обусловленные несинусоидальностью режима

$$\Delta P_{\text{АД}\sum v} = \Delta P_{\text{м.ном}} k_{n}^{2} \sum_{v=2}^{n} \left(\frac{K_{U(v)}}{v}\right)\left(\sqrt{v} + \sqrt{v \pm 1}\right), \qquad (17)$$

k_{n}- коэффициент перегрузки,

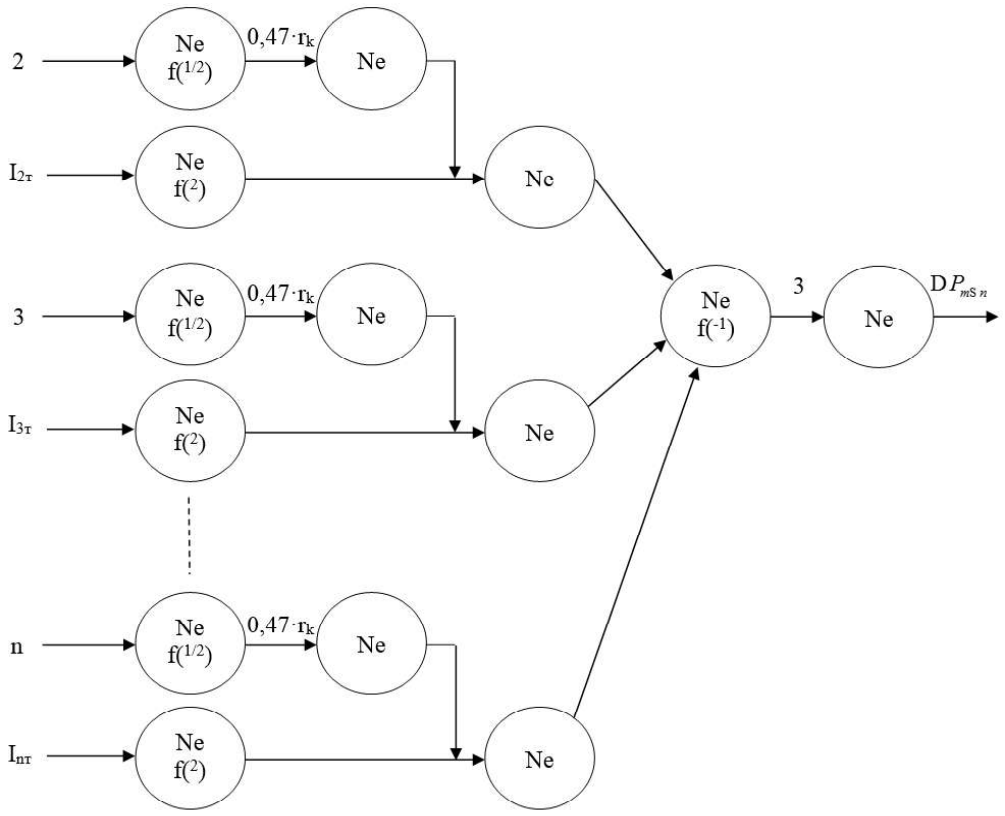
v - номер гармоники



- дополнительных потерь активной мощности в трансформаторе, обусловленных несинусоидальностью режима

$$\mathrm{D}P_{\mathrm{S}n} = 3\sum_{\nu=2}^{n} I_{\nu t}^{2} r_k k_{\nu t} \ , \qquad (18)$$

I_{nm} - ток n-й гармоники,
r_k - сопротивление КЗ трансформатора
$k_{nm} = 0{,}47\sqrt{n}$



- дополнительных потерь активной мощности в линии, обусловленных несинусоидальностью режима

$$\Delta P_{\Sigma v} = 3 r_0 l \sum_{v=2}^{n} I_v^2 \left(k_{\Pi v} + k_{бv} \right), \qquad (19)$$

где $k_{бv} = \dfrac{1{,}18 + k_{\Pi v}}{k_{\Pi v} + 0{,}27} \left(\dfrac{d}{a} \right)^2$,

d - диаметр жилы проводника, мм;

a - расстояние между центрами жил, мм

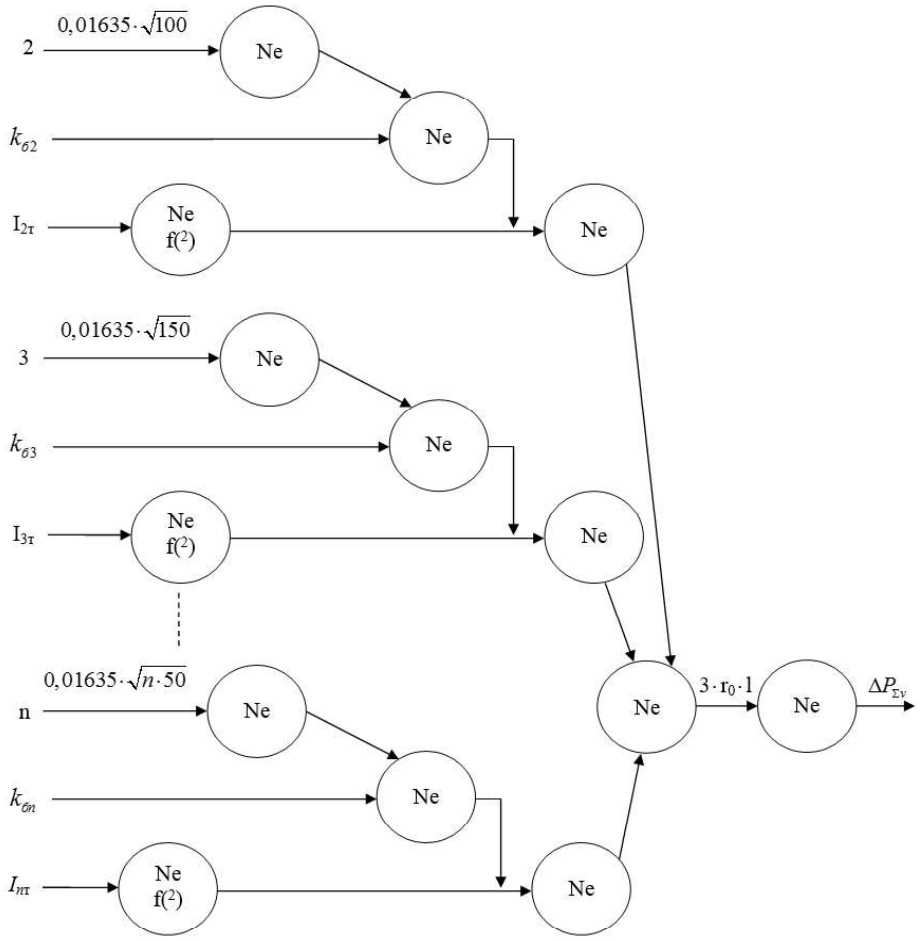
$$r_{0v} = r_0 \left(k_{\Pi v} + k_{бv} \right),$$

где r_0 – удельное сопротивление проводника постоянному току; $k_{\Pi v}$ - коэффициент, учитывающий явление поверхностного эффекта для v-й гармоники и равный $k_{\Pi v} = 0{,}021\sqrt{f}$ – для меди и $k_{\Pi v} = 0{,}01635\sqrt{f}$ – для алюминия. $k_{бv}$ – коэффициент, учитывающий эффект близости для v-й гармоники;

v - номер гармоники;

n - число учитывающих гармоник;

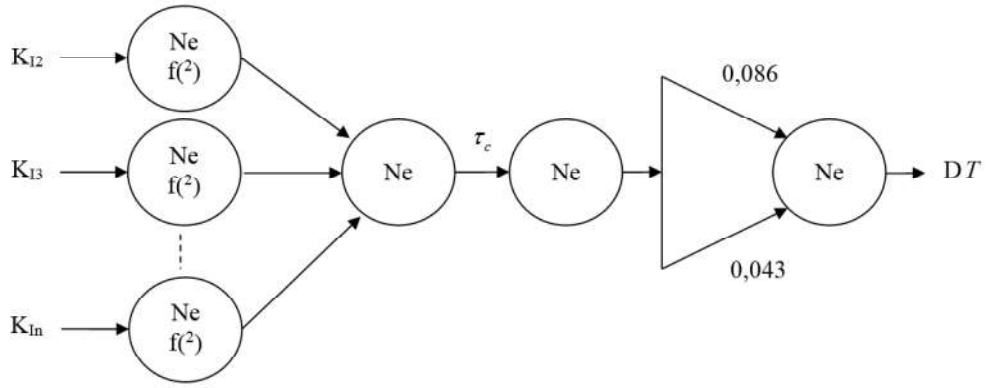
I_v - ток v-ой гармоники.



- срока службы изоляции

$$DT = 0,086Dt + \frac{(0,086Dt)}{2} \qquad (20)$$

где $Dt = t_c \frac{DP_{мv}}{DP_м} = t_c \sum_{v=2}^{n} K_{I(v)}^2$



Конечная цель измерения показателей качества электроэнергии – это принятие соответствующих мероприятий по их улучшению. В настоящее время в соответствии с ПТЭ выравнивание электрических нагрузок трансформаторов и магистральных линий 0,38 кВ производится монтерскими бригадами на основании результатов измерений токов в фазах в период наибольших нагрузок. Если в проводах магистрали или обмотке трансформатора

$$I_A \neq I_B \neq I_C, \qquad (21)$$

то после измерения нагрузки однофазных вводов к потребителям перераспределение последних по фазам линии производят таким образом, чтобы нагрузка участков в момент измерения стала более или менее равномерной, т.е.:

$$I_A \approx I_B \approx I_C. \qquad (22)$$

Как правило, выравнивание электрических нагрузок этим и ограничивается [11]. Однако, поскольку включение или отключение любого приемника является равновероятным и суммарная нагрузка подчиняется статистическим закономерностям, то непригодность симметрирования по мгновенным значениям токов даже в период наибольших нагрузок очевидна.

В связи с этим предлагается использовать нейронную сеть, которая учитывает изменение нагрузок потребителей во времени и дает возможность выполнить равномерное распределение нагрузок по фазам на других принципах. При этом рекомендации по пересоединению того или иного потребителя с максимально нагруженной фазы на наименее нагруженную будет давать нейронная сеть на основе предыстории накопленных данных [12]. На рис. 4 представлена нейронная сеть для создания стратегии равномерного распределения нагрузок в сети 0,38/0,22 кВ.

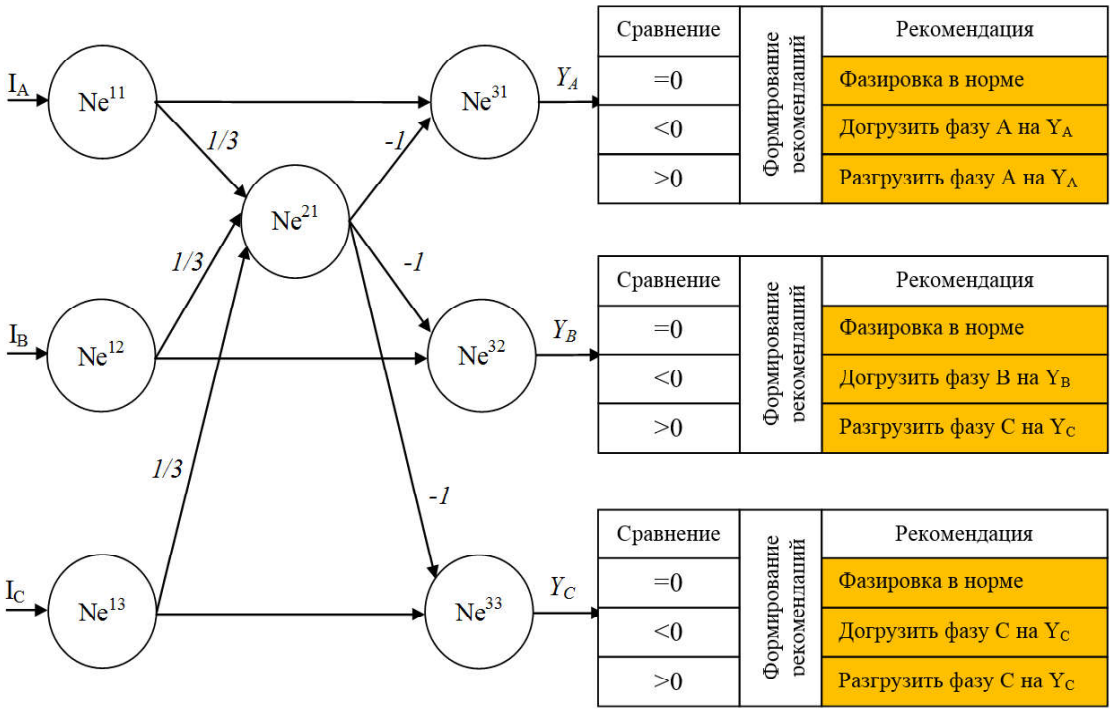


Рис. 4. Нейронная сеть для равномерного распределения нагрузок

Предложенная нейронная сеть на основе снятия и анализа суточных графиков нагрузок за полгода дает рекомендации, какую величину тока необходимо перераспределить на ту или иную фазу.

Выводы. Разработанный метод дает возможность оценивать и прогнозировать показания основных и дополнительных показателей качества электрической энергии, а также сеть может обеспечить уменьшение затрат при предупреждении аварийных ситуаций. Результаты данных исследований можно использовать в различных областях для задач прогнозирования параметров технических систем и агрегатов, и использовать для предотвращения возникновения аварийных и чрезвычайных ситуаций. Построенная нейросеть позволяет использовать информацию о режиме сети 0,38/0,22 кВ в реальном времени и при необходимости использовать ее для управления режимом с целью снижения несимметрии токов и снижения дополнительных потерь электрической энергии.

Список використаних джерел:
1. Наумов И.В. Снижение потерь и повышение качества электрической энергии в сельских распределительных сетях 0,38 кВ с помощью симметрирующих устройств : Дисс. докт. тех. наук, 05.20.02 / И.В. Наумов. – Иркутск, 2002. – 387 с.
2. Мірошник О. О. Статистичне дослідження основних параметрів сільських мереж 0,38/0,22 кВ / О. О. Мірошник // Науковий вісник Національного університету біоресурсів і природокористування України. Серія «Техніка та енергетика АПК» – Київ : НУБіПУ, 2011. – № 166. ч. 4. – С. 203–211.
3. Левин М.С.Анализ несимметричных режимов сельских сетей 0,38 кВ / М.С. Левин, Т.Б. Лещинская //Электричество. – 1999. – №5. – С. 18–22.
4. Ангелов Д.Д. Исследование нессиметрии в воздушных электрораспределительных сетях 0,38/0,22 кВ и пути ее ограничения : автореф. дис. канд. техн. наук./ Д.Д. Ангелов. – София, 1980. – 24 с.
5. Anil K. Jain, Jianchang Mao, K.M. Mohiuddin. Artificial Neural Networks: A Tutorial, Computer, Vol.29, No.3, March/1996, p. 31-44.
6. Горбань А.Н. Обобщенная аппроксимационная теорема и вычислительные возможности нейроных сетей / А.Н. Горбань // Сибирский журнал вычислительной математики. – 1998. Т.1. – №1. С.12-24.
7. Уоссермен Ф. Нейрокомпьютерная техника: теория и практика / Ф. Уоссермен / Пер. с английского Ю.А. Зуев. – М. : Мир, 1992. – 378 с.
8. Бодянский Е.В. Искусственные нейронные сети: архитектуры, обучение и применение / Е.В. Бодянский, О. Г. Руденко. – Харьков : ТЕЛЕТЕХ, 2004. – 372 с.
5. Haykin S. Neural Networks. F Comprehensive Foundation. – Upper Saddle River: Prentice Hall, 1999. – 842 p.
9. Білас О. Є. Обробка часових рядів з допомогою нейромереж / О. Є. Білас // Труды Одесского политехнического университета. – 2001. – 3(15). – С. 127-131.
10. Handbook of Neural Computation / Ed. by E. Fiesler, R. Beale – Bristol: IOP Publishing, 1997. – 988 p.
11. Дерзкий В.Г. Моделирование несимметрии нагрузки фаз линий 0,38 кВ в расчетах потерь электроэнергии при ее передаче в условиях неопределенности / В. Г. Дерзкий, В.Ф. Скиба // Энергосбережение Энергетика Энергоаудит. – 2007. – №6. – С. 9 – 22.
12. Мірошник О. О. Рівномірний розподіл навантажень в мережі 0,38/0,22 кВ з використанням нейронної мережі / О. О. Мірошник // Вісник НТУ «ХПІ» – Харків : НТУ «ХПІ», 2013. – №17. – С. 107–114.

О. О. Мірошник. ***Нейромережеві прогнозування параметрів якості електричної енергії.***

Запропоновано спосіб прогнозування фізичних параметрів. Розглянуто апарат і проведено аналіз необхідності використання нейронної мережі для задачі прогнозування якості електричної енергії. Проведено аналіз та обрано структури нейронних мереж, які доцільно використовувати для оцінки і прогнозування якості електричної енергії. Побудовано моделі нейронних мереж для обчислення додаткових показників якості електричної енергії. Також наведено математичні вирази для опису нейронних мереж і їх роботи.

Ключові слова: *нейронна мережа, прогнозування, якість електричної енергії.*

O. Miroshnyk. ***Neural network prediction parameters of quality of electrical energy.***

A method for predicting physical parameters is proposed. The apparatus is considered and an analysis is made of the need to use a neural network for the problem of predicting the quality of electrical energy. The analysis was done and the structure of neural networks were chosen, which are expedient for using for estimation and forecasting the quality of electrical energy. Neural network models are constructed to calculate additional indicators of the quality of electrical energy. Also mathematical expressions for the description of neural networks and their work are proposed.

Key words: *neural network, forecasting, quality of electrical energy.*

ЗМІСТ

ЕКОНОМІЧНІ НАУКИ

Л. В. Гуцаленко, Т. С. Пісоченко, С. О. Горбач. Трудові ресурси як складова експортного потенціалу сільськогосподарського підприємства.....3
М. В. Дубініна, І. П. Приходько, О. І. Лугова. Зовнішнє середовище та його вплив на формування економічного потенціалу підприємств 12
Ю. А. Кормишкін. Стратегічні напрями формування ефективної бізнес-інфраструктури аграрного підприємництва 22
Т. В. Смелянець, Л. В. Молошна. Особливості розвитку зовнішньоекономічної співпраці регіону 32
І. В. Агеєнко, О. В. Ткаченко. Теоретико-методичні аспекти внутрішнього контролю розрахунків з контрагентами 38
М. Й. Головко. Трансформація системи оподаткування прибутку юридичних осіб в Україні.....48

СІЛЬСЬКОГОСПОДАРСЬКІ НАУКИ

О. О. Дрозд, О. В. Мельник, І. О. Мельник. Фізичні показники яблук сорту ренет симиренка, оброблених інгібітором етилену, залежно від типу саду і строку збору ..57
Л. К. Антипова, В. В. Дикий, Н. В. Цуркан. Оптимізація сортового складу пшениці озимої – як одна зі складових стратегії розвитку зернового господарства.....66
Г. М. Господаренко, В. В. Любич, Ф. К. Листопад. Вихід біоетанолу з урожаю зерна сортів пшениці озимої залежно від видів, норм і строків застосування азотних добрив 74
В. Г. Кур'ята, В. В Рогач, О. В. Кушнір. Морфофізіологічні особливості формування листкового апарату перцю солодкого за дії гібереліну та фолікуру 86
О. П. Прісс, І. О. Бурдіна. Вплив строків висіву насіння на фотосинтетичну діяльність базиліку в умовах плівкових теплиць 93
Л. І. Онуфран, В. І. Нетіс. Поглинання та використання сонячної енергії посівами сої за різних умов вирощування 107

С. В. Федорчук. Ефективність регуляторів росту, хімічних і біологічних препаратів проти *Alternaria Solani* та *Phytophthora infestans* картоплі 116
О. М. Вишневська, В. О. Мельник, О. О. Кравченко. Економічна ефективність племінного свинарства півдня України 124
Т. В. Підпала, Ю. С. Маташнюк. Оцінка потоково-цехової системи виробництва молока 136
Ю. Ф. Дехтяр, Є. В. Баркарь, І. А. Галушко. Використання ефективних технологічних рішень з годівлі свиней в умовах фермерських господарств 144
О. О. Стародубець, А. О. Бондар. Залежність якості відтворення свинопоголів'я від сезону року 155
С. М. Галімов. Технологія вирощування та оцінка кнурів за власною продуктивністю в умовах СГПП «ТЕХМЕТ-ЮГ» Миколаївської області..... 162

ТЕХНІЧНІ НАУКИ

В. С. Шебанін, В. Г. Богза, С. І. Богданов, І. І. Хилько. Розрахунок поперечного перерізу арки при мінімальній масі конструкції 171
А. А. Мирошник. Нейросетевое прогнозирование параметров качества электрической энергии 180
О. А. Прудка, Н. П. Кунденко. Исследование проникновения оптического инфракрасного излучения в покровы пчел 199
Д. В. Бабенко, О. А. Горбенко, Н. А. Доценко, Н. І. Кім. Аналіз конструктивних рішень пресового обладнання 208
В. А. Грубань, А. П. Галєєва, М. Ю. Шатохін. Огляд сучасного стану механізованого збирання кукурудзи на зерно та перспективи розвитку 215