

одной обмотке. При работе двигателя на одной трехфазной обмотке двигатель может в течение 39 с нести номинальную нагрузку на валу и ток статора при этом составляет 2,2 номинального тока одной параллельной ветви [3].

Литература

1. Однокопылов Г.И. Отказоустойчивый многофазный электропривод с несинусоидальными токами. – Известия Томского политехнического университета, 2013, т. 322, №4.
2. Васильев С.В. Устройство защиты электропривода переменного тока. Описание изобретения к патенту РФ № 2012972.
3. Церазов А.Л., Кузьмичев А.И. Исследование режимов работы асинхронного двигателя с короткозамкнутым ротором с двумя обмотками на статоре. – В сб. «Электроснабжение и автоматизация промышленных предприятий. – Чебоксары, 1978, вып. 7».
4. Васильев С.В. Устройство защиты электропривода переменного тока. Описание изобретения к патенту РФ № 2012973.

УДК 620.92

ПРОГНОЗИРОВАНИЕ СОЛНЕЧНОЙ ИНСОЛЯЦИИ С ПОМОЩЬЮ НЕЙРОСЕТЕВЫХ ТЕХНОЛОГИЙ

Вельченко А.А., Мирончук В.И.

Белорусский национальный технический университет
Минск, Беларусь

Для проектирования и строительства энергоэффективных зданий на сегодняшний день необходимо знание точной оценки глобальных данных солнечной радиации и солнечных системы преобразования энергии (фотоэлектрические модули или гелеоколлекторы). Оценка поступающей солнечной радиации для сельскохозяйственной отрасли также важна при создании приложений для оценки суммарного испарения, прогнозирования урожая, создания моделей о накоплении биомассы. В метрологии

важно знание солнечной радиации при составлении прогнозов. Большинство метеостанций оснащено оборудованием для определения температуры, влажности воздуха, а вот измерение солнечного излучения присутствует очень редко и точность этих данных очень низкая [1]. В последние годы появились метеостанции с автоматическими электронными датчиками «Tronic», но данное оборудование требует квалифицированного персонала.

На сегодняшний день существует много разных подходов и моделей для оценки приходящей солнечной радиации R_s . Один из самых распространённых подходов основывается на моделировании физической связи между максимальной и минимальной температурами, и приходящим солнечным излучением R_s . В данных моделях фактически происходит оценка пропускания атмосферы используя данные суточной температура воздуха, где облачный покров снижает максимальную температуру воздуха по причине меньшего поступления коротковолнового излучения, а минимальная температура воздуха в ночное время увеличивается из-за большей излучательной способности облаков в сравнении с ясным небом [2]. Такой подход очень часто выбирают многие авторы [3], так как он прост из-за небольшого количества переменных и данные о температуре доступны за большой период практически на всех метеостанциях.

Для оценки глобального солнечного излучения, создаются модели на основе эмпирических уравнений. Самая распространённая эмпирическая модель Харгривс и Самани [4], которая оценивает интенсивность солнечного излучения R_s разницей между максимальной и минимальной температурой воздуха с помощью формулы:

$$R_s = a (T_{\max} - T_{\min})^b R_a$$

где R_a – внеземное солнечное излучение ($\text{МДж м}^{-2}\text{д}^{-1}$); T_{\max} и T_{\min} – максимальная и минимальная температура воздуха ($^{\circ}\text{C}$); a , b – эмпирические коэффициенты.

В последнее время начались создаваться модели на основе искусственного интеллекта (искусственная нейронная сеть (ИНС), адаптивная система нейро-нечеткого вывода, подходы к генетическому программированию). В работе [5] рассматривалась архитектура многослоевого перцептрона с четырьмя входящими сигналами (максимальная и минимальная температура воздуха, внеземная солнечная радиация и день в году). В данной модели принималось что изменение глобального солнечного излучения зависит от изменения температуры в течении дня, но есть и другие факторы которые влияют на оценку солнечного излучения (скорость ветра, влажность воздуха, доступность почвенной воды для испарения, высота над уровнем моря, осадки, крупномасштабная адвекция воздушных масс).

В данной работе предлагается создание архитектуры трехслоевой искусственной нейронной сети для оценки интенсивности солнечной радиации с учетом влажности воздуха атмосферы. ИНС состоит из слоев нейронов, которые включают три слоя: входной слой имеющий 5 входных параметров (максимальная температура воздуха T_{max} , и минимальная температура воздуха T_{min} , внеземная солнечная радиация R_s , день (DOY), влажность воздуха γ как функция от дня года $\gamma = \gamma(T, DOY)$, один скрытый слой имеющий 10 вычислительных нейронов с сигмоидальной функцией активации и выходной слой с одним нейроном (рис. 1). Перед входом в ИНС выполняется этап предварительной обработки данных. Каждый нейрон в входном слое принимает свое значение из базы данных. Проводится нормализация входных и выходных данные, в результате чего все входные и выходные данные, результаты и целевые показатели будут находиться между нулем и единицей.

Таким образом, предложенная архитектура трехслоевой ИНС с 5 входными параметрами имеет в вычислительном скрытом слое сигмоидную функцию активации, а в выходном слое линейную функцию активации, которая позволит получить зависимость интенсивности солнечного излучения с метеорологическими параметрами (максимальная и минимальная температура воздуха, внеземная солнечная радиация, влажность воздуха). Данная модель ИНС учитывает относительную влажность воздуха в земной

атмосфере, которая зависит от температуры и дня года, что позволит более точно оценить интенсивность солнечной радиации и провести более точное ее прогнозирование необходимое для повышения коэффициента полезного действия фотоэлектрических энергетических установок.



Рис. 1. Структурная схема архитектуры трехслойной ИНС для прогнозирования солнечной инсоляции

Литература

1. Droogers P, Allen RG. Estimating reference evapotranspiration under inaccurate data conditions. *Irrig Drain Syst* 2002;16(1):33–45.
2. Bechini L, Ducco G, Donatelli M, Stein A. Modelling interpolation and stochastic simulation in space and time of global solar radiation. *Agric Ecol Environ* 2000;81:29–42.
3. E. İzgi, A. Öztopal, B. Yerli, M. K. Kaymak, and A. D. Şahin, “Short-mid-term solar power prediction by using artificial neural networks,” *Solar Energy*, vol. 86, no. 2, pp. 725–733, 2012.
4. Hargreaves GH, Samani ZA. Estimating potential evapotranspiration. *J Irrig Drain Eng* 1982;108(3):225–30.
5. W. Cabrera, D. Benhaddou, and C. Ordonez, “Solar power prediction for smart community microgrid,” in *Proceedings of the 2nd IEEE International Conference on Smart Computing, SMARTCOMP '16*, pp. 1–6, May 2016. View at: [Publisher Site | Google Scholar](#).