

*Абдрасакова А.Б.***ЖАЛПЫЛАНГАН РЕГРЕССИЯЛЫК НЕЙРОН ТАРМАКТАРЫН КОЛДОНУУ
МЕНЕН АБАНЫН ТЕМПЕРАТУРАСЫН КОМПЬЮТЕРДИК МОДЕЛДӨӨ***Абдрасакова А.Б.***КОМПЬЮТЕРНОЕ МОДЕЛИРОВАНИЕ ТЕМПЕРАТУРЫ ВОЗДУХА
С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ ОБОБЩЕННЫХ РЕГРЕССИОННЫХ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ***A. Abdrasakova***COMPUTER MODELING OF AIR TEMPERATURE USING GENERALIZED
REGRESSION NEURAL NETWORKS**

УДК: 004.032.26

Абанын температурасын моделдөө кунумдук жашоодо адамдын практикалык колдонуусу үчүн эң маанилүү милдет болуп саналат. Аба ырайын болжолдоо айыл чарба өндүрүшүнө, энергияны үнөмдөөсүнө, имараттарды долбоорлоодо, кун энергиясын пайдаланууда, ден соолук коркунучун баалоодо ж.б. бардык аймактарына таасирин тийгизет. Бул макалада 100 жылдык мезгилдеги (1921-2021-жылдардагы) абанын орточо айлык температурасын баалоо үчүн интеллектуалдык маалыматтарга негизделген моделдерди иштеп чыгуу жана колдонуу кирет, мында Кыргызстандын айрым аймактары үчүн моделдик долбоорлоо процедурасы аткарылган. Интеллектуалдык маалыматтарга негизделген болжолдуу моделдер болуп төмөнкүлөр саналат: жалпыланган регрессиялык нейрон тармагы (GRNN), мында жазгы жана күзгү айлар үчүн бол-жол-донгон жыйынтыктар, тандалган аймактар үчүн талдоо сунушталат. Абанын температурасынын орточо мааниси жана орточо четтөө да аныкталган.

Негизги сөздөр: абанын температурасы, аба ырайы, болжолдоо маселеси, аппроксимация, нейрондук тармак, климаттын өзгөрүшү.

Моделирование температуры воздуха является перво-степенной задачей для практических применений человека в повседневной жизни. Прогнозирование погоды влияет на все сферы, таких как сельскохозяйственное производство, проектирование энергоэффективных зданий, использование солнечной энергии, оценка рисков для здоровья и т.п. Эта статья предполагает разработку и применение интеллектуальных моделей на основе данных для оценки среднемесячной температуры воздуха за 100 летний периоды (с 1921-2021гг.) с входными данными, где в процедуре проектирования модели, выполняемой для отдельных регионов Кыргызстана. Рассмотренная оцененная модель, основанная на интеллектуальных данных, является: обобщенная регрессионная нейронная сеть (GRNN), где прогнозируемые результаты за весенний и осенние месяцы, предлагается анализ по выбранным регионам. Также определены среднее значение температуры воздуха и среднее отклонение.

Ключевые слова: температура воздуха, прогноз погоды, задача прогнозирования, аппроксимация, нейронная сеть, изменение климата.

Modeling of air temperature is a paramount task for practical human applications in everyday life. Weather forecasting affects all areas such as agricultural production, energy efficient building design, solar energy use, health risk assessment, etc. This article invol-

ves the development and application of intelligent data-based models for estimating the average monthly air temperature for 100-year periods (from 1921-2021) with input data, where in the model design procedure performed for individual regions of Kyrgyzstan. Considered estimated models based on intelligent data are: generalized regression neural network (GRNN), where the predicted results for the spring and autumn months, an analysis is proposed for selected regions. The average value of the air temperature and the average deviation are also determined.

Key words: air temperature, weather forecast, forecasting task, approximation, neural network, climate change.

Введение. Температура воздуха является метеорологической переменной, которая является важнейшей задачей для изучения динамики взаимосвязанных компонентов атмосферы. Многочисленные методы были разработаны исследователями, которые направлены на прогнозирование температуры воздуха с менее обширными наборами данных, и эти методы включают статистические и регрессионные модели [1].

В последние годы новые интеллектуальные методы данных привлекли внимание исследователей климата, где модели обобщенных регрессионных нейронных сетей (GRNN) стали важными интеллектуальными инструментами. Такие исследования были сосредоточены на сопоставлении эффективности интеллектуальных моделей данных при прогнозировании атмосферных и экологических переменных.

Методы и решения. Нейронные сети GRNN (Generalized Regression Neural Network) предназначены для решения задач обобщенной регрессии, анализа временных рядов и аппроксимации функций. Отличительной чертой предложенных сетей является очень высокая скорость их обучения.

Архитектура сети GRNN показана на рисунке 1. Она аналогична архитектуре радиальной базисной сети, но особенностью является структура второго слоя, в котором используется блок `normprod` для вычисления нормированного скалярного произведения строки массива весов **LW21** и вектора входа **a1** в соответствии со следующим соотношением:

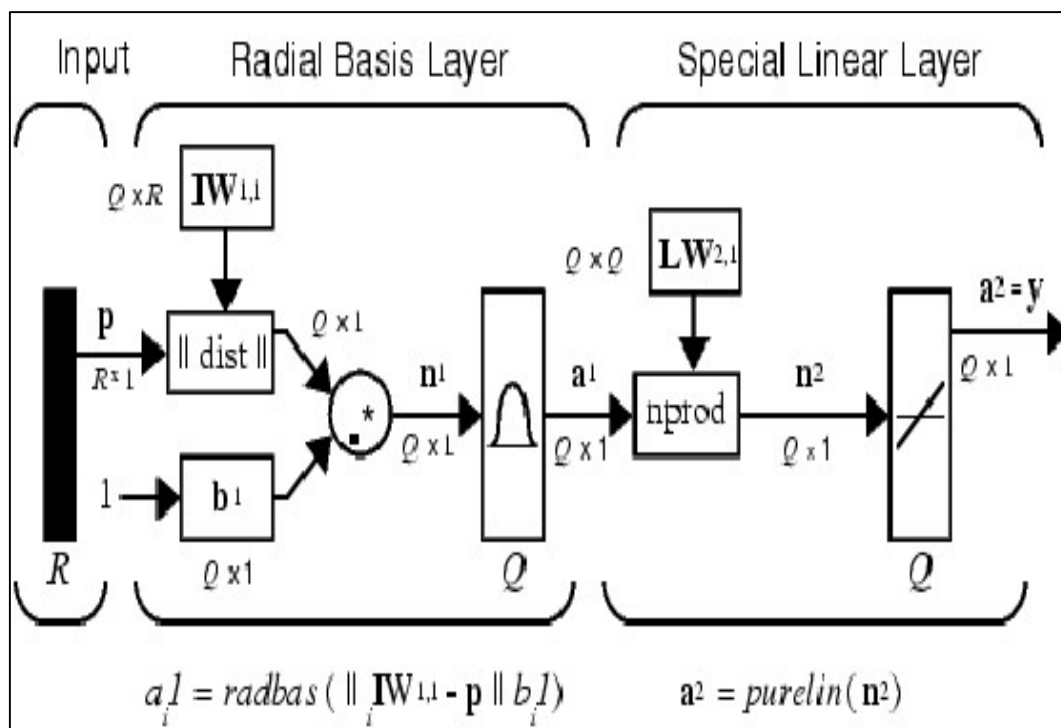


Рис. 1. Архитектура сети GRNN

Первый слой – это радиальный базисный слой с числом нейронов, равным числу элементов Q обучающего множества. В качестве начального приближения для матрицы весов выбирается массив $\mathbf{P1}$; смещение $\mathbf{b1}$ устанавливается равным вектор-столбцу с элементами $0,7/\text{SPREAD}$ [2,3].

Функция dist вычисляет расстояние между вектором входа и вектором веса нейрона; вход функции активации \mathbf{n}^1 равен поэлементному произведению взвешенного входа сети на вектор смещения; выход каждого нейрона первого слоя \mathbf{a}^1 является результатом преобразования вектора \mathbf{n}^1 радиальной базисной функцией radbas .

Второй слой – это линейный слой с числом нейронов, также равным R , причем в качестве начального приближения для матрицы весов $\mathbf{LW}\{2,1\}$ выбирается массив \mathbf{T} [5,6].

Результаты исследования. В данной задаче 100 точек (среднемесячная температура воздуха за 100 летний период для регионов Кыргызстана за март и

ноябрь месяцы) данных массив \mathbf{T} , которые будут результатами. Входы массивы \mathbf{X} должны приводить к целевым выходам \mathbf{T} .

$\mathbf{X} = [6,2, 7,1, 1,7, 0,5, 6,5, 3,6, \dots, 5,6]$; $\mathbf{T} = [1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, \dots, 100]$;

Применяется NEWGRNN для создания обобщенной регрессионной сети y . Используется y SPREAD чуть меньше 1, расстояния между входными значениями, чтобы получить функцию y , которая достаточно точно соответствует отдельным точкам данных [4]

$\text{spread} = 0.7$; $\text{net} = \text{newgrnn}(\mathbf{X}, \mathbf{T}, \text{spread})$; $\mathbf{A} = \text{net}(\mathbf{X})$;

Используется сеть для аппроксимации функции при новом входном значении y .

$x = 3.5$; $y = \text{net}(x)$;

Реакция сети моделируется для многих значений, что представляет функцию в следующем виде: $\mathbf{X2} = 0:.7, 1:100$; $\mathbf{Y2} = \text{net}(\mathbf{X2})$ [7].

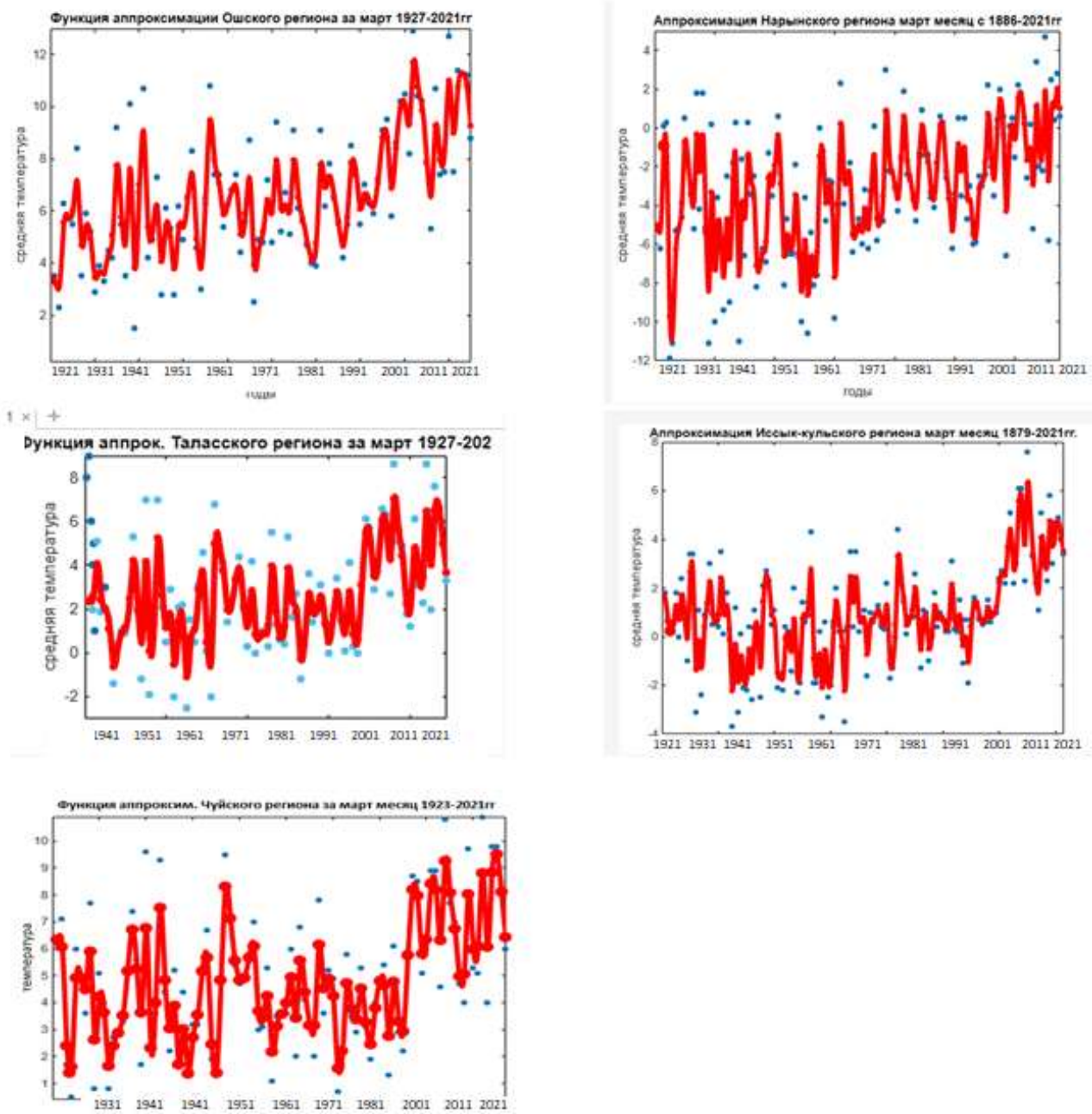


Рис. 2. Среднемесячные температуры воздуха за март месяц.

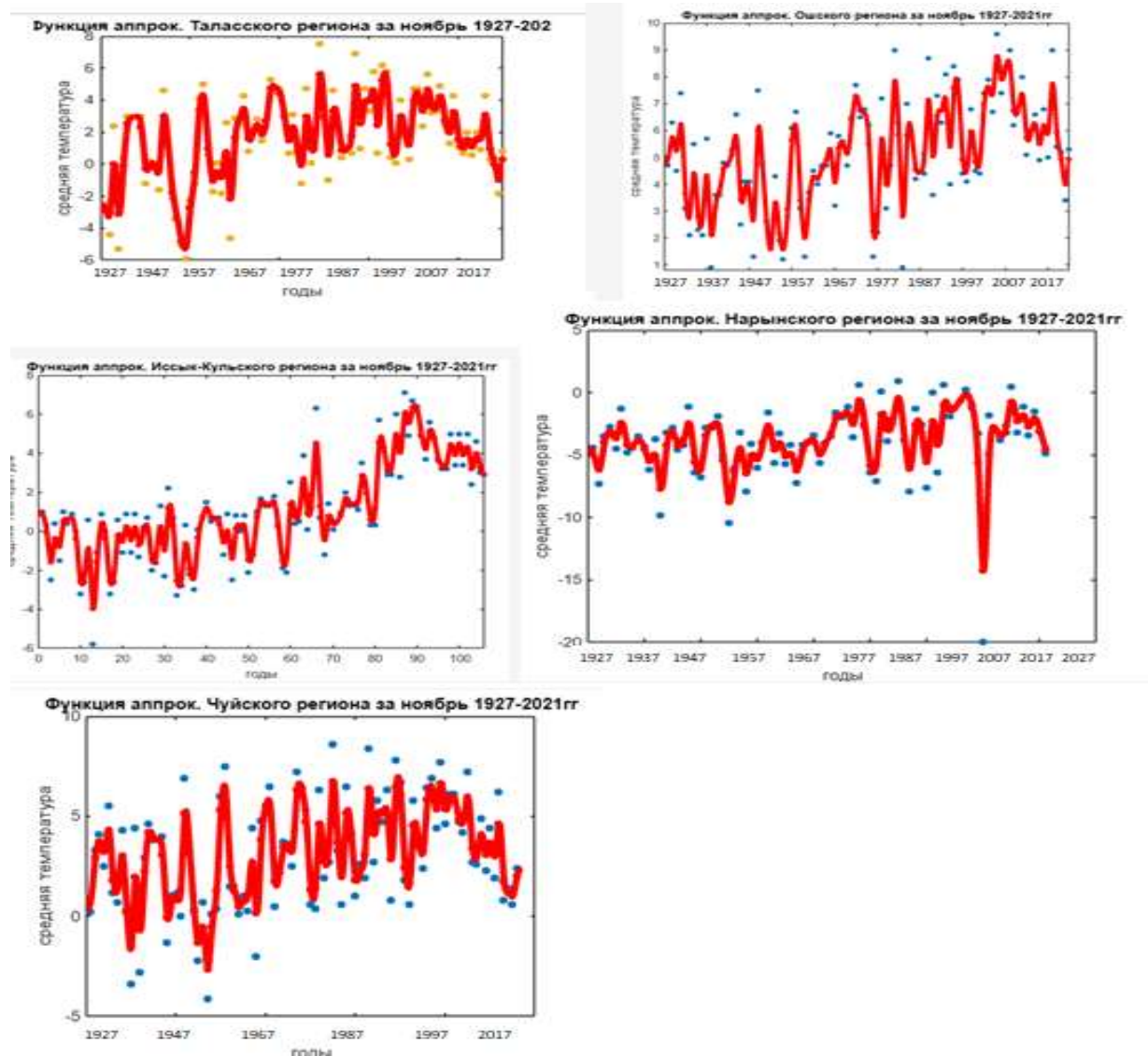


Рис. 3. Среднемесячные температуры воздуха за ноябрь месяц.

На рисунке 2 приведен анализ для отдельных регионов (Чуйский, Таласский, Нарынский, Иссык-Кульский и Ошский) Кыргызстана полученные значения среднемесячной температуры воздуха с помощью модели НС функции GRNN за весенний период март месяц, аналогично на рис.3. данные за осенний период ноябрь месяц за 100 летний период с 1921-2021 гг. На рисунках можно увидеть динамику изменения

температуры за последние десятилетия, как в весенний, так и осенний периоды.

Модели НС функции GRNN за весенний период март месяц, аналогично на рис.3. данные за осенний период ноябрь месяц за 100 летний период с 1921-2021 гг. На рисунках можно увидеть динамику изменения температуры за последние десятилетия, как в весенний, так и осенний периоды.

Таблица 1

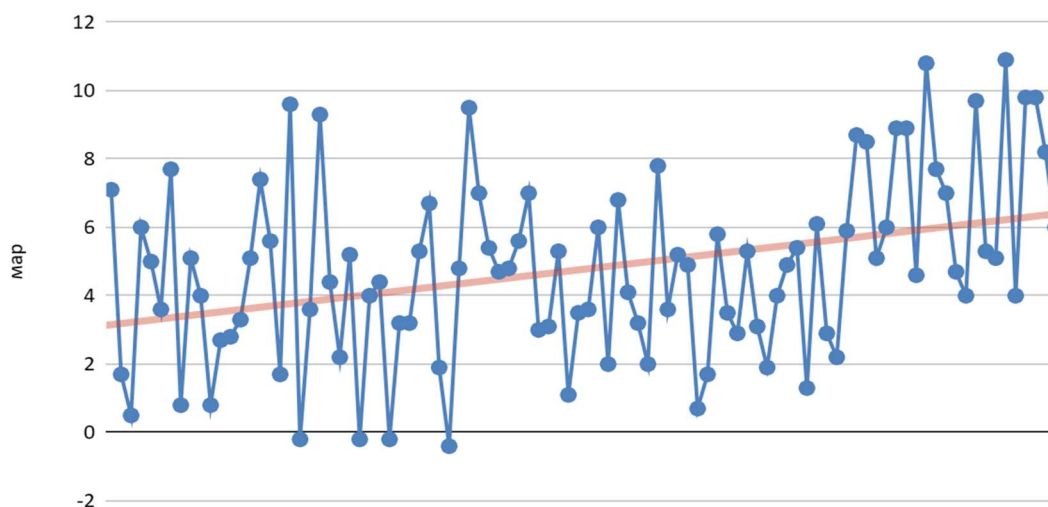
Чуйский регион	Месяцы с 1921-2021 гг.			
	март	апрель	октябрь	ноябрь
Среднее значение температуры воздуха	2,67	1,82	1,77	2,82
Среднее отклонение	4,77	12,15	10,79	3,14

В таблице 1 приведены значения: средняя температура воздуха и среднее отклонение по Чуйскому региону, относительно за весенний период в марте температура воздуха выше на $0,85^{\circ}\text{C}$, в осенний период сравнительно за два месяца: октябрь и ноябрь в последнем месяце температура воздуха на $1,05^{\circ}\text{C}$ выше. По среднему отклонению значения соответствующие по заданным периодам. Если сравнить, то в апреле

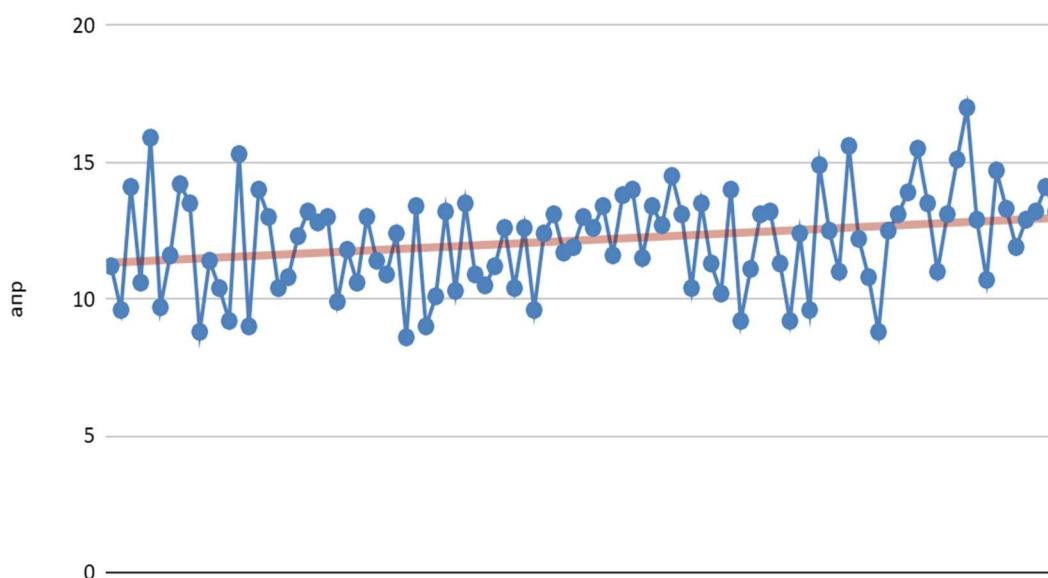
месяце выше на $7,38^{\circ}\text{C}$, а в осенние месяцы разница составляет на $7,65^{\circ}\text{C}$.

На рисунке 4 четко показана динамика среднемесячной температуры воздуха по Чуйскому региону весенние и осенние месяцы за 100летний период. Наблюдается значительный рост температуры воздуха в особенности в марте и ноябре месяцах. Средний рост температуры воздуха составляет $2,1^{\circ}\text{C}$ [8].

Чуйский регион_ Среднемесячные темп_воздуха за март
1921-2021гг



Чуйский регион_ Среднемесячные темп_воздуха за апрель
1921-2021гг



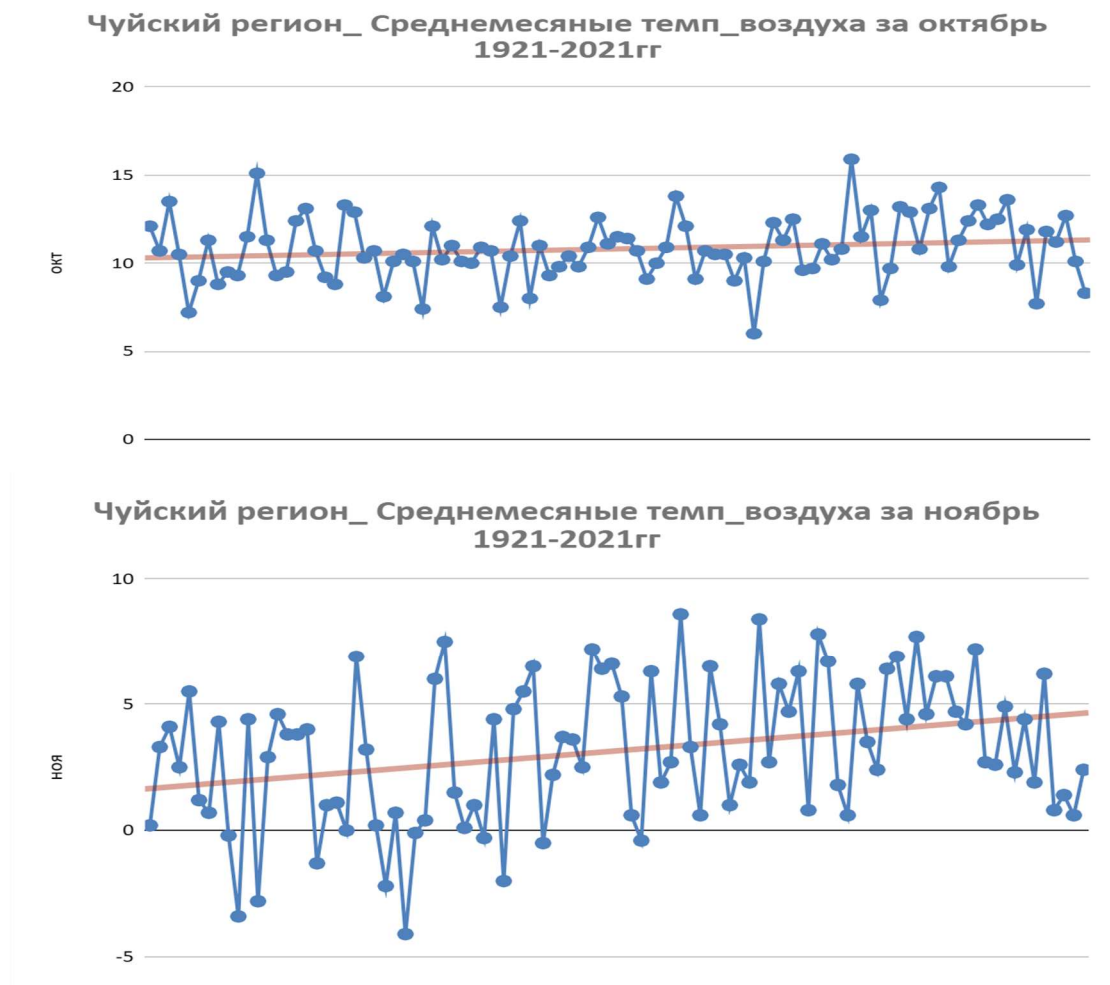


Рис. 4. Линия тренда среднемесячной температуры воздуха по Чуйскому региону в весенний и осенний периоды за 1921-2021 гг.

Выводы. Точное прогнозирование температуры воздуха очень важно для управления процессами человечества в целом. Это исследование показало модели данных, основанные на алгоритмах обобщенной регрессионной нейронной сети (GRNN), и применяется при прогнозировании температуры воздуха в регионах Кыргызстана. Задача аппроксимации функции на основе климатических данных как среднемесячная температура воздуха за период 1921-2021 гг. Кыргызской Республики продемонстрировал, что она существенно возросла, при всем этом динамика показывает нелинейные изменения.

Литература:

1. Абдрасакова А.Б., Сулайманова С.М. Анализ климатических данных с помощью нейронных сетей [Текст] / Абдрасакова А.Б., Сулайманова С.М. // Вестник КГУСТА, 2022. - № 3(77). - С. 140-146.
2. Deepti Arela, Shilpa Agrawal. Demand forecasting by using generalized regression neural network. - Open access international journal of science and engineering (OAIJSE). - Volume 03, Issue 02, Year: 2018, Pages:39-45.
3. Емалетдинова Л.Ю., Мухаметзянов З.И., Кагасёва Д.В., Кабирова А.Н. Метод построения прогнозной нейросетевой модели временного ряда. - Компьютерные исследования и моделирование 2020. - Т.12. - №4. - С. 737-756.
4. Бильгаева Л.П., Власов К.Г. Исследование моделей нейросетевого прогнозирования в среде MATLAB // Приложение математики в экономических и технических исследованиях. - 2017. - №1(7). - С. 11-19.
5. Круглов В.В. Искусственные нейронные сети. Теория и практика / В.В. Круглов, В.В. Борисов. - М.: Горячая линия - Телеком, 2021.
6. Vojislav, Kecman Learning and Soft Computing: Support Vector Machines, Neural Networks, and Fuzzy Logic Models (Complex Adaptive Systems)/Vojislav Kecman. - Москва: Машиностроение, 2022 – с. 333-358.
7. Глубокое обучение в MATLAB - MATLAB & Simulink (mathworks.com)
8. <http://www.pogodaiklimat.ru/history/38353.htm>