

**В. М. Бердников<sup>1</sup>, Н. И. Абасова<sup>1</sup>, В. А. Петрухина<sup>1</sup>**

<sup>1</sup>Иркутский государственный университет путей сообщения

## **ИСПОЛЬЗОВАНИЕ МНОГОПАРАМЕТРИЧЕСКОЙ НЕЙРОННОЙ СЕТИ ДЛЯ ФОРМИРОВАНИЯ ИНТЕРВАЛЬНЫХ ОЦЕНОК ДАННЫХ**

**Аннотация.** В статье рассматривается практическое применение нейронной сети для гидроэнергетических и водохозяйственных систем. Разбираются различные модели нейронных сетей, их достоинства и недостатки для конкретной предметной области. Описывается работа многопараметрической нейронной сети на практических примерах, в частности, формирование интервальных оценок в водохранилище ГЭС.

**Ключевые слова:** нейронная сеть, многопараметрическая нейронная сеть, интервальная оценка, оценка данных.

**V. M. Berdnikov<sup>1</sup>, N. I. Abasova<sup>1</sup>, V. A. Petruhina<sup>1</sup>**

<sup>1</sup>Irkutsk State Transport University

## **USING A MULTIPARAMETER NEURAL NETWORK TO GENERATE INTERVAL ESTIMATES OF DATA**

**Abstract.** The article discusses the practical application of a neural network for hydropower and water management systems. Various models of neural networks, their advantages and disadvantages for a specific subject area are analyzed. The work of a multiparameter neural network is described using practical examples, in particular, the formation of interval estimates in a hydroelectric power station reservoir.

**Keywords:** neural network, multiparameter neural network, interval estimation, data estimation.

### **Введение**

Нейронные сети являются одним из актуальных и перспективных направлений в области прогнозирования различных факторов и данных. Сегодня можно встретить множество видов нейронных сетей в самых разных областях науки и технологий: от решения сложных математических задач до интеллектуального поиска данных. Нейронные сети относительно недавно начали заниматься решениями проблем, связанных с областями гидроэнергетики и водохозяйства. Основные направления: формирование долгосрочных оценок временных рядов и прогнозирование уровня водности в водохранилищах ГЭС. В решении данных вопросов занимается одно из подразделений ИСЭМ СО РАН. На базе института реализована новая технология на основе нейронной сети, которая позволяет учитывать ранее неиспользованные параметры для прогнозирования геоклиматических данных.

### **Принципы работы нейронных сетей**

Классификация нейронных сетей (НС) подразумевает разделение на несколько направлений:

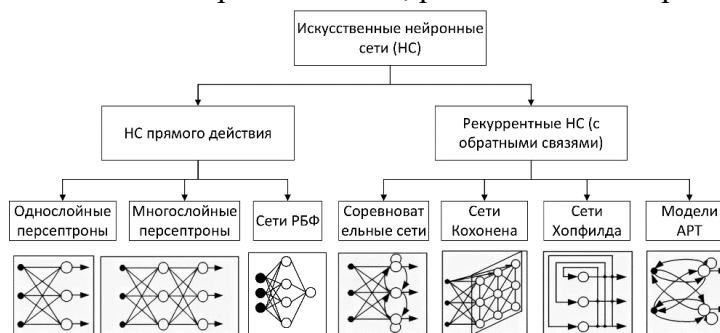
1. Тип обучения
2. Вид входной информации
3. Метод настройки весов
4. Применяемая модель НС

По типу обучения нейронные сети существуют с учителем и без учителя. Обучение с учителем предполагает, что для каждого входного вектора существует целевой вектор, представляющий собой требуемый выход. Вместе они называются обучающей парой. Обычно сеть обучается на некотором числе таких обучающих пар. Предъявляется выходной вектор, вычисляется выход сети и сравнивается с соответствующим целевым вектором. Далее веса изменяются в соответствии с алгоритмом, стремящимся

минимизировать ошибку. Векторы обучающего множества предъявляются последовательно, вычисляются ошибки и веса подстраиваются для каждого вектора до тех пор, пока ошибка по всему обучающему массиву не достигнет приемлемого уровня. Обучение без учителя является намного более правдоподобной моделью обучения с точки зрения биологических корней искусственных нейронных сетей. Развита Кохоненом и многими другими, она не нуждается в целевом векторе для выходов и, следовательно, не требует сравнения с predetermined идеальными ответами. Обучающее множество состоит лишь из входных векторов. Обучающий алгоритм подстраивает веса сети так, чтобы получались согласованные выходные векторы, т. е. чтобы предъявление достаточно близких входных векторов давало одинаковые выходы. Процесс обучения, следовательно, выделяет статистические свойства обучающего множества и группирует сходные векторы в классы.

Вид входной информации в НС разделяется на двоичный (входная информация представлена в виде нулей и единиц) и аналоговый (вся информация представляется в виде действительных чисел). Существуют два метода настройки весов в нейронных сетях: сети с фиксированными связями (весовые коэффициенты определяются в начале задачи, исходя из условий) и сети с динамическими (веса изменяются в ходе обучения нейронной сети).

Применяемых моделей нейронных сетей существует большое множество, но в основном принцип функционирования сводится к нескольким базовым моделям. На рисунке 1 представлена схема нейронных сетей, разделяемых по применяемой модели.



**Рис. 1** Модели нейронных сетей по типу применяемой модели

Однослойный перцептрон является простейшей сетью прямого распространения. Данный вид НС практически выполняет задачи классификации и аппроксимации, является первой моделью НС, предложенной Ф.Розенблаттом [1]. Преимущества данной сети является простота реализации модели и быстрый алгоритм обучения. Недостатком является возможность решения лишь простейших задач. Многослойный перцептрон является модифицированным вариантом однослойного перцептрона, поэтому дает возможность строить более сложные сети. Радиально-базисные сети (сети РБФ) являются подвидом нейронных сетей прямого действия, которая использует радиально-базисные функции в качестве функций активации [2].

Соревновательные нейронные сети – конкретный подвид рекуррентных НС состоящая из двух моделей НС: порождающая и дискриминативная. Цель порождающей модели: выдать такой результат, максимально похожий на оригинальный, а дискриминативной модели: максимально эффективно отличать результат порождающей модели от оригинала [4]. Данный подвид НС эффективен в области кибербезопасности. Из недостатков можно выделить необходимость настройки двух моделей и балансировку для эффективного обучения.

Сеть Кохонена использует неконтролируемое обучение и обучающее множество состоит из входных значений переменных. Из-за наличия всего двух слоев (входного и выходного) данные сети называют самоорганизованными картами. Преимущества данных сетей в том, что они способны функционировать в условиях препятствий. Недостатком

является лишь ограничения области применения, а именно кластерный анализ и только в том случае если заранее известно количество кластеров [5].

Сеть Хопфилда является ассоциативной сетью, базирующаяся на аналогиях физики динамических систем. Во время получения входных данных каждый узел является входом, в процессе обучения становится скрытым, а затем становится выходным [6]. Преимуществом данных сетей является наличие алгоритма обработки, который дает возможность выбраться из локальных минимумов адаптивного рельефа пространства состояний

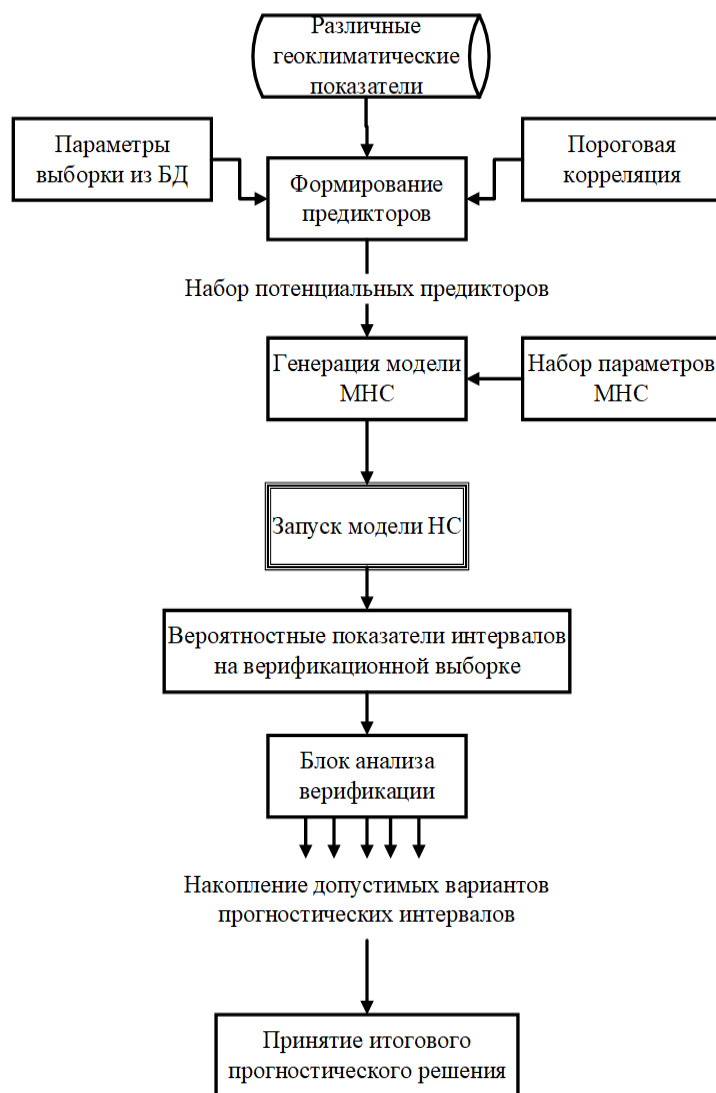
Модели адаптивной резонансной теории (ART) используют неконтролируемое обучение, анализирует значимые входные данные, выявляет возможные признаки и классифицирует образы в входном векторе [3]. Преимуществом данных сетей является возможность обучения сети «без учителя». Недостатком данного вида сетей является неограниченное увеличение числа нейронов в процессе функционирования.

### **Описание работы многопараметрической нейронной сети**

На базе лаборатории ИСЭМ СО РАН была разработана уникальная технология прогнозирования на основе многопараметрической нейронной сети (МНС). Среди множества известных моделей нейронных сетей (рис.1), МНС разрабатывалась на основе многослойных персептронов. Данный вид сети хорошо показал себя в рамках прогнозирования интервальных оценок водохранилища ГЭС.

В процессе разработки МНС претерпела множество преобразований. В первых версиях задание настроек модели НС располагалась в одном файле вместе с алгоритмом работы МНС. В последующих версиях вводились разделения алгоритма вычисления и настройки модели МНС в разные файлы, была улучшена визуализация выходного прогностического интервала (в первых версиях использовалась псевдографика, в последних – полноценные графики, созданные в Gnuplot), а также был изменен алгоритм добавления новых предикторов в модель НС.

Процесс функционирования МНС (рис. 2) завязан на формировании набора потенциальных предикторов из множества геоклиматических показателей с входной пороговой корреляцией. Формирование происходит с помощью скриптов, написанных на языке Lua. При обработке набора предикторов происходит генерация модели МНС с заданными входными параметрами. Ядро МНС реализовано на языке Си с использованием различных вспомогательных библиотек в виде api-функций: инициализация, обучение, верификация, прогнозирование. Результатом работы МНС являются матрицы вероятностей на обучающей, верификационной и прогностических выборках. Полученные матрицы накапливаются с учетом различных параметров настройки МНС и наборов предикторов, а в дальнейшем, на основе накопленных вариантов прогностических интервалов, принимается итоговое прогностическое решение



**Рис. 2** Схема работы многопараметрической нейронной сети (МНС)

Многопараметрическая НС расположена в среде окружения Far Manager (рис.3). Для настройки МНС на прогнозировании нового процесса необходимо создать единый конфигурационный файл (ЕКФ) в текстовом редакторе Scite с внутренними настройками МНС. Настройки МНС включают в себя: задание прогнозируемых временных рядов, количество слоев МНС и нейронов в слое, количество выходных прогностических интервалов, диапазон лет для обучающей и верификационной выборок, параметры коэффициентов функции активации и интервального разбиения и набор входных предикторов. Данный ЕКФ разбивается ядром МНС на переменные необходимые для ее функционирования. Прогностическая оценка, разбитая на интервалы преобразуется в выходной график с помощью графического редактора Gnuplot.

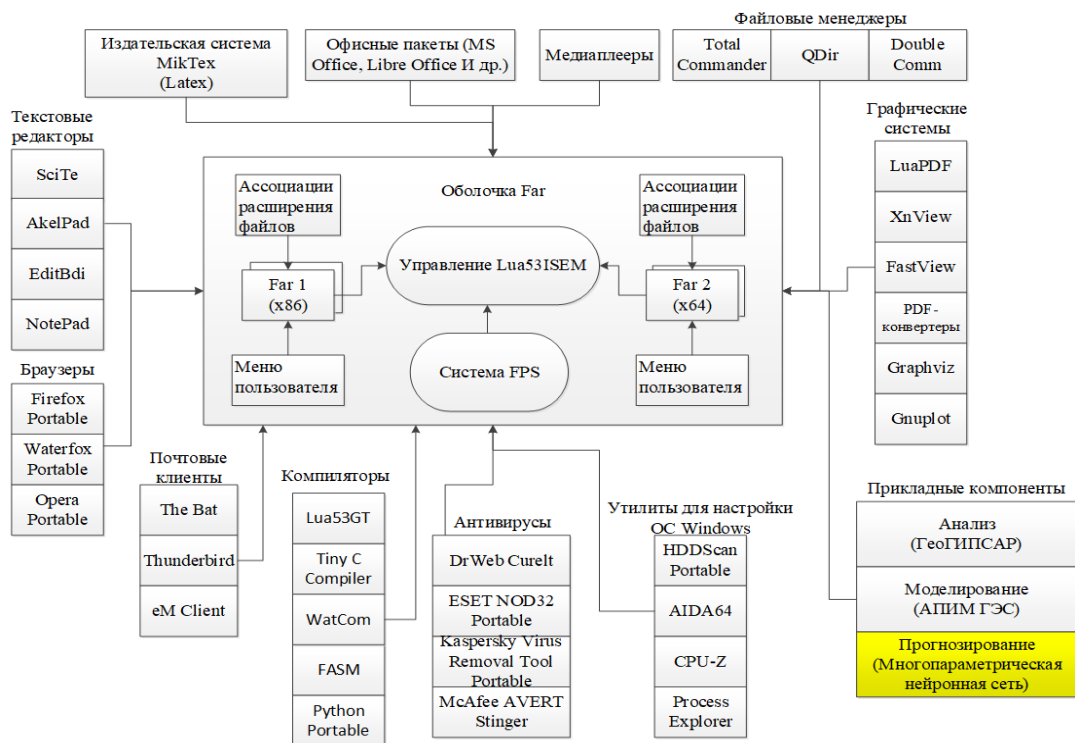
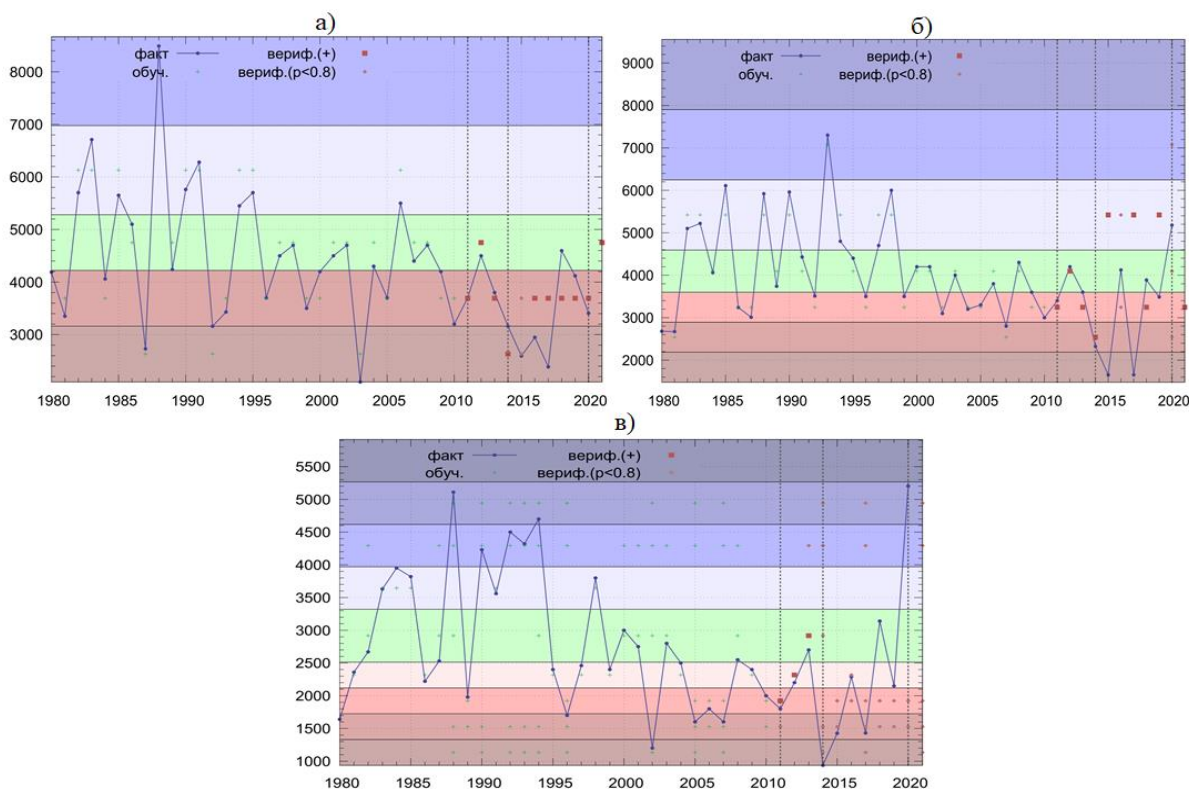


Рис. 3 Пользовательское окружение Far Manager

### Практическое применение многопараметрической нейронной сети

Разработанная МНС активно используется в настоящий момент для прогнозирования интервальных оценок водности водохранилищ ГЭС Ангарско-Енисейского каскада. Для эффективного использования применяется методика долгосрочного прогнозирования природных процессов. Входная структура МНС представляет собой множество предикторов, которые имеют вид временных рядов по различным геоклиматическим показателям и разной заглаговременности от 1-го месяца до нескольких лет. Временные ряды выбираются из данных, полученных с использованием метода отбора коррелирующих областей относительно каждого исследуемого месяца.

В качестве примера применения МНС представлены прогностические оценки водности водохранилища ГЭС на июль, август сентябрь 2021 года. На приведенных графиках временной ряд среднемесячного притока разбит на 5,7,9 интервалов (рис. 4, а, б, в,). Интервальное разбиение возможного диапазона изменения параметра, достаточное для практического применения, может составлять от 3-х интервалов. Разбиение диапазона значений на пять интервалов обычно представляет: 2-экстремально высокий, 1-повышенный, 0-средний, -1-пониженный, -2-экстремально низкий. Как правило, допустимыми считаются результаты обучения МНС с интервальными ошибками не более одного интервала на верификационных выборках. Разбиение на большее количество интервалов предполагает более точную оценку прогноза, но в тоже время существует необходимость более точной корректировки оценочных интервалов. Зеленым цветом обозначена зона со значениями притока близкой к нормальной. Синей линией обозначены фактические значения, «+» это средние значения, полученные МНС в результате обучения (с 1980 по 2011 гг.). Ромбами и прямоугольниками обозначены значения обученной МНС, полученные на верификационной выборке. Разница между ними в том, что ромбами обозначены значения с вероятностью меньше 0.8. Приведенные результаты на данном примере показывают ошибку на верификационной выборке не более 1 интервала, что свидетельствует о хорошем результате обучения.



**Рис. 4** Примеры формирования прогностических интервальных оценок с помощью МНС а)-разбиение на 5 интервалов для июля 2021 г., б)-разбиение на 7 интервалов для августа 2021 г., в)-разбиение на 9 интервалов для сентября 2021 г.

### Заключение

Использование методики коррелирующего отбора данных в совокупности с многопараметрической нейронной сетью позволяет выявить различные закономерности, которые были неявными или не были выявлены ранее. С помощью полученных закономерностей, МНС позволяет более точно спрогнозировать различные интервальные оценки для дальнейшего принятия итогового прогностического решения.

### БИБЛИОГРАФИЧЕСКИЙ СПИСОК

1. Розенблатт, Ф. Принципы нейродинамики: Перцептроны и теория механизмов мозга = Principles of Neurodynamic: Perceptrons and the Theory of Brain Mechanisms. — М.: Мир, 1965. — 480 с.
2. Broomhead, D. S.; Lowe, David (1988). "Multivariable functional interpolation and adaptive networks". *Complex Systems*. **2**: 321–355.
3. Carpenter, G.A. & Grossberg, S. (2003), *The Handbook of Brain Theory and Neural Networks*, Second Edition (pp. 87-90). Cambridge, MA: MIT Press
4. Goodfellow, Ian J.; Pouget-Abadie, Jean; Mirza, Mehdi; Xu, Bing; Warde-Farley, David; Ozair, Sherjil; Courville, Aaron & Bengio, Yoshua (2014), *Generative Adversarial Networks*
5. Kohonen, T. (1989/1997/2001), *Self-Organizing Maps*, Berlin — New York: Springer-Verlag. First edition 1989, second edition 1997, third extended edition 2001
6. Hopfield J. J., «Neural networks and physical systems with emergent collective computational abilities», *Proceedings of National Academy of Sciences*, vol. 79 no. 8 pp. 2554–2558, April 1982

## REFERENCES

1. Rosenblatt, F. Principles of neurodynamics: Perceptrons and the theory of brain mechanisms = principles of neurodynamics: perceptrons and the Theory of brain mechanisms. - Moscow: Mir, 1965 — - 480 p.
2. Broomhead, D. S.; Lowe, David (1988). "Multidimensional functional interpolation and adaptive networks". *Complex Systems*. 2: 321-355.
3. Carpenter, G. A. and Grossberg, S. (2003), *Handbook of Brain Theory and Neural Networks*, Second Edition (pp. 87-90). Cambridge, MA: MIT Press
4. Goodfellow, Ian J.; Paget-Abadie, Jean; Mirza, Mihdi; Xu, Bing; Worde-Harley, David; Oskar, Sherjil; Courville, Aaron & Bengio, Yoshua (2014), *Generative adversarial networks*
5. Kohonen T. (1989/1997/2001), *Self — organizing maps*, Berlin-New York: Springer-Verlag. First edition 1989, second edition 1997, third expanded edition 2001
6. Hopfield, J. J., "Neural Networks and physical Systems with Emerging collective computing Abilities," *Proceedings of the National Academy of Sciences*, vol. 79, no. 8, pp. 2554-2558, April 1982.

## Информация об авторах

*Бердников Владислав Максимович* – студент-магистрант, Иркутский государственный университет путей сообщения, г. Иркутск, e-mail: [berdvm98@gmail.com](mailto:berdvm98@gmail.com)

*Абасова Наталья Иннокентьевна* – доцент кафедры «Информационные системы и защита информации», Иркутский государственный университет путей сообщения, г. Иркутск, e-mail: [ani24b@mail.ru](mailto:ani24b@mail.ru)

*Петрухина Валерия Александровна* – студентка магистратуры, Иркутский государственный университет путей сообщения, г. Иркутск, e-mail: [lera.petruhina@mail.ru](mailto:lera.petruhina@mail.ru)

## Authors

Vladislav Maksimovich Berdnikov - student, Irkutsk State Transport University, Irkutsk, e-mail: [berdvm98@gmail.com](mailto:berdvm98@gmail.com)

Natalia Innokentyevna Abasova - Associate Professor of the Department "Information Systems and Information Protection", Irkutsk State Transport University, Irkutsk, e-mail: [ani24b@mail.ru](mailto:ani24b@mail.ru)

Petruhina Valeriya Aleksandrovna- student, Irkutsk State Transport University, Irkutsk, e-mail: [lera.petruhina@mail.ru](mailto:lera.petruhina@mail.ru)

## Для цитирования

Бердников В.М. Использование многопараметрической нейронной сети для формирования интервальных оценок данных [Электронный ресурс] / В. М. Бердников, Н. И. Абасова, В. А. Петрухина // Молодая наука Сибири: электрон. науч. журн. — 2021. — №1. — Режим доступа: <http://mnv.irgups.ru/toma/111-2021>, свободный. — Загл. с экрана. — Яз. рус., англ. (дата обращения: 24.05.2021)

## For citation

Berdnikov V. M., Abasova N. I., Petruhina V. A. *Ispolzovanie mnogoparametricheskoi neironnoy seti dlya formirovaniya intervalnich otsenok dannyh* [Using a multiparameter neural network to generate interval estimates of data]. *Molodaya nauka Sibiri: ehlektronnyj nauchnyj zhurnal* [Young science of Siberia: electronic scientific journal], 2021, no. 1. [Accessed 24/05/21]