

## ПРИМЕНЕНИЕ АЛГОРИТМОВ МАШИННОГО ОБУЧЕНИЯ ДЛЯ ПРЕДСКАЗАНИЯ КОЭФФИЦИЕНТОВ ПОДАТЛИВОСТИ ДЛЯ СВЯЗЕЙ ИЗ КОМПОЗИТНЫХ МАТЕРИАЛОВ, ПРИМЕНЯЕМЫХ ДЛЯ ДЕРЕВЯННЫХ СОСТАВНЫХ ЭЛЕМЕНТОВ

И. А. ЛАДНЫХ<sup>1</sup>

<sup>1</sup>магистр технических наук

**Аннотация.** Целью данной статьи является рассмотрение возможности практического применения алгоритмов машинного обучения, основанных на классификации для прогнозирования механических свойств связей из композитных материалов и коэффициентов податливости для деревянных конструкций с использованием данных соединений. Кратко представлен обзор литературы по вопросу применения алгоритмов машинного обучения в области прогнозирования механических свойств строительных материалов, в том числе для древесины.

В данной статье представлен практический пример реализации алгоритма машинного обучения, основанного на классификации для предсказания механических свойств связей из композитных материалов для соединения деревянных деталей по высоте поперечного сечения и соответствующих им коэффициентов податливости. Анализируются и обсуждаются результаты расчетов, что позволяет выявить практические рекомендации, текущие пробелы в знаниях и предлагаются новые направления для исследований.

**Ключевые слова:** машинное обучение, классификация, коэффициент податливости, деревянные составные элементы, механическая связь, композитный материал.

## APPLICATION OF MACHINE LEARNING ALGORITHMS TO PREDICTION OF COMPLIANCE COEFFICIENTS FOR COMPOSITE BONDS USED TO FOR TIMBER COMPOSITE ELEMENTS

I. A. LADNYKH<sup>1</sup>

<sup>1</sup> master of Engineering

**Abstract.** The purpose of this article is to consider the possibility of practical application of classification-based machine learning algorithms for predicting the mechanical properties of bonds from composite materials and compliance coefficients for wooden structures using these bonds. A review of the literature on the application of machine learning algorithms in the field of predicting the mechanical properties of building materials, including for wood, is presented.

This article presents a practical example of the implementation of a classification-based machine learning algorithm for predicting the mechanical properties of bonds from composite materials for connecting wooden parts along the height of the cross section and their corresponding compliance coefficients. The results of the calculations are analyzed and discussed, which makes it possible to identify practical recommendations, current gaps in knowledge, and suggest new directions for research.

**Keywords:** machine learning, classification, compliance coefficient, wooden components, mechanical connection, composite material.

### Введение.

В последние несколько лет активно применяется одно из направлений искусственного интеллекта – машинное обучение. Подходы машинного обучения обычно можно разделить на два основных типа: обучение с учителем и обучение без учителя [1]. В области строительства первый из них чаще используется для оценки механических свойств бетона [2–7]. В обучении с учителем модели машинного обучения состоят из компьютерных алгоритмов, способных генерировать шаблоны и гипотезы с помощью предоставленного набора данных для прогнозирования будущих значений [1; 8–11]. В области деревянных конструкций машинное обучение развивается в направлении визуального контроля качества древесины [12]. Также машинное обучение разделяется по типу применяемых алгоритмов: классификация или регрессия.

Автором данной статьи предлагается рассмотреть возможности применения алгоритмов машинного обучения, основанного на классификации для предсказания коэффициентов подат-

ливости для деревянных конструкций или элементов с использованием механических связей на основе композитных материалов.

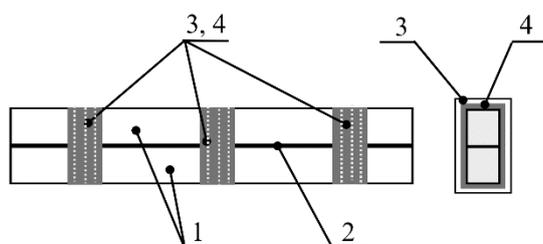
В последние годы были предложены два новых типа механических связей на основе композитных материалов [13; 14]. Суть этих типов механической связи заключается в том, что они выполняются в виде замкнутого контура по высоте поперечного сечения деревянного элемента, скрепляя деревянные детали между собой, и эти механические связи расставляются с расчетным шагом по длине поперечного сечения. По материал данные механические связи подразделяются на 2 группы:

- из однонаправленных углеродволоконных лент на эпоксидной матрице (рис. 1, *а*) [13];
- из стеклоткани на эпоксидной матрице (рис. 1, *б*) [14].

Область применения данных механических связей – создание новых деревянных элементов и конструкций, а также усиление существующих конструкций путем сплочения деревянных деталей по высоте поперечного сечения.

Использование такого типа механических связей для усиления существующих конструкций позволяет остановить развитие трещин и сплотить деревянные детали по высоте поперечного сечения, что повышает несущую способность и снижает деформативность деревянного элемента. Для оценки несущей способности и деформативности деревянных составных элементов с использованием выше представленных связей, применяются коэффициенты податливости  $k_w$  и  $k_i$ .

*а*



*б*

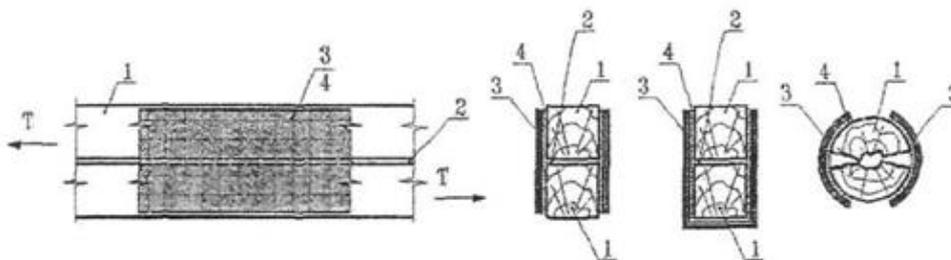


Рисунок 1 – Механические связи на основе композитных материалов:

*а* – механическая связь, выполненная из однонаправленной углеродволоконной ленты на эпоксидной матрице: 1 – соединяемые деревянные детали; 2 – шов сплачивания или сквозная трещина; 3 – замкнутая обойма из однонаправленной углеродволоконной ленты (линиями обозначены нити основы); 4 – клеевой шов, создающий адгезионные связи на границе раздела «композитного материала-древесины»;

*б* – механическая связь, выполненная из стеклоткани на эпоксидной матрице:

1 – соединяемые деревянные детали; 2 – шов сплачивания; 3 – композиционный материал, сформированный на конструкции; 4 – клеевой шов, создающий адгезионные связи на границе раздела «КМ-древесина»;  $T_{сдв}$  – сдвигающее усилие

Источник: *а* – рисунок собственный; *б* – [14]

### Основные результаты предсказания коэффициентов податливости с использованием алгоритмов машинного обучения.

Перед построением алгоритма машинного обучения были проанализованы основные факторы, которые оказывают влияние на величину коэффициентов податливости. Коэффициенты

податливости зависят от механических характеристик связи. В исследованиях описано, что на механические характеристики связи оказывают влияние:

- материал связи (однонаправленная углеродволоконная лента или стеклоткань);
- клей, который используется для приклеивания связи к поверхности древесины;
- механические характеристики композитного материала, из которого выполнена связь, то есть, например, стеклоткань и клей совместно.
- адгезия древесины;
- соотношение длины ленты к длине среза или коэффициент армирования (рис. 5);
- толщина приклеенного композитного материала и эпоксидной ленты после высыхания;
- количество слоев ленты.

Предсказание коэффициентов податливости для деревянного элемента составного сечения проведем в один этап без промежуточного определения механических характеристик связи с учетом следующих допущений:

1. Расход клея на  $1 \text{ м}^2$  поверхности будет равен тому расходу, который указывает производитель. Клей по поверхности древесины будет распределен равномерно только в тех зонах, где планируется установка обоев.

2. Установка механических связей, а также последующее их высыхание будет производиться при температуре и влажности, установленной производителем композитного материала и клея. Срок высыхания также устанавливается в соответствии с рекомендациями производителя.

3. Будем пренебрегать значением адгезии между древесиной и композитом, так как в реальных условиях перед установкой композитных обоев принимаются меры по повышению адгезии древесины и чаще всего адгезия древесины на реальных образцах выше, чем на образцах, которые применяются для лабораторных испытаний.

4. В качестве материала древесины будем рассматривать только сосну, так как исследования [13–17] были выполнены только для этого вида древесины, как наиболее широко применяемого.

5. Если диаграмма «нагрузка-деформации» механической связи имеет участки с неупругим характером работы, то в таком случае будем принимать максимальную нагрузку на участке с упругим характером работ и соответствующие им деформации.

6. Разрушение двухсрезовых образцов всегда будет происходить по механической связи.

В работах [13–17] представлены значения коэффициентов податливости  $k_w$  и  $k_i$  для связей, выполненных из однонаправленных углеродволоконных лент и для связей, выполненных из стеклоткани на эпоксидной матрице. На основании представленных экспериментальных данных было построено дерево решений с использованием пакета `grat` и языка программирования `R`. Коэффициент податливости  $k_w$  и коэффициент податливости рассматривались отдельно. Каждая группа данных коэффициента податливости была разделена на 2 класса. В класс А были отнесены все значения коэффициентов податливости больше и равным 0,9, а в класс D были отнесены все оставшиеся значения. Для повышения надежности модели машинного обучения была проведена кросс-валидация и стандартизация каждого набора данных. Результаты классификации представлены на рис. 2 и 3.

Анализируя дерево классификаций для коэффициента податливости  $k_w$ , представленное на рис. 2 можно утверждать, следующее:

если количество деревянных деталей, входящих в деревянный составной элемент меньше или равно 2,5, то значение коэффициента податливости  $k_w$  будет принадлежать классу А, то есть  $k_w$  будет больше или равным 0,9;

если количество деревянных деталей, входящих в деревянный составной элемент больше 2,5, но меньше или равно 6,5, а длина деревянного составного элемента меньше или равна 5 м, то значение коэффициента податливости  $k_w$  будет принадлежать классу D, то есть  $k_w$  будет меньше 0,9;

если количество деревянных деталей, входящих в деревянный элемент больше 2,5, но меньше или равно 6,5, а длина деревянного составного элемента больше 5 м, то значение коэффициента податливости  $k_w$  будет принадлежать классу А, то есть будет больше или равно 0,9;

если количество деревянных деталей, входящих в деревянный элемент больше 6,5, то значение коэффициента податливости  $k_w$  будет принадлежать классу D, то есть будет меньше 0,9.

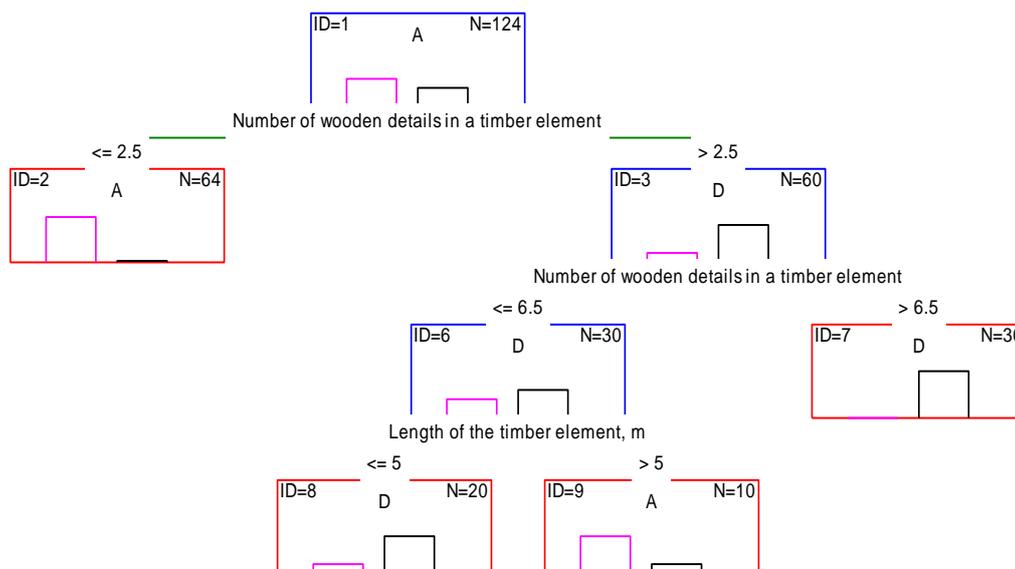


Рисунок 2 – Дерево решений для коэффициента податливости  $k_w$

Источник: рисунок собственный

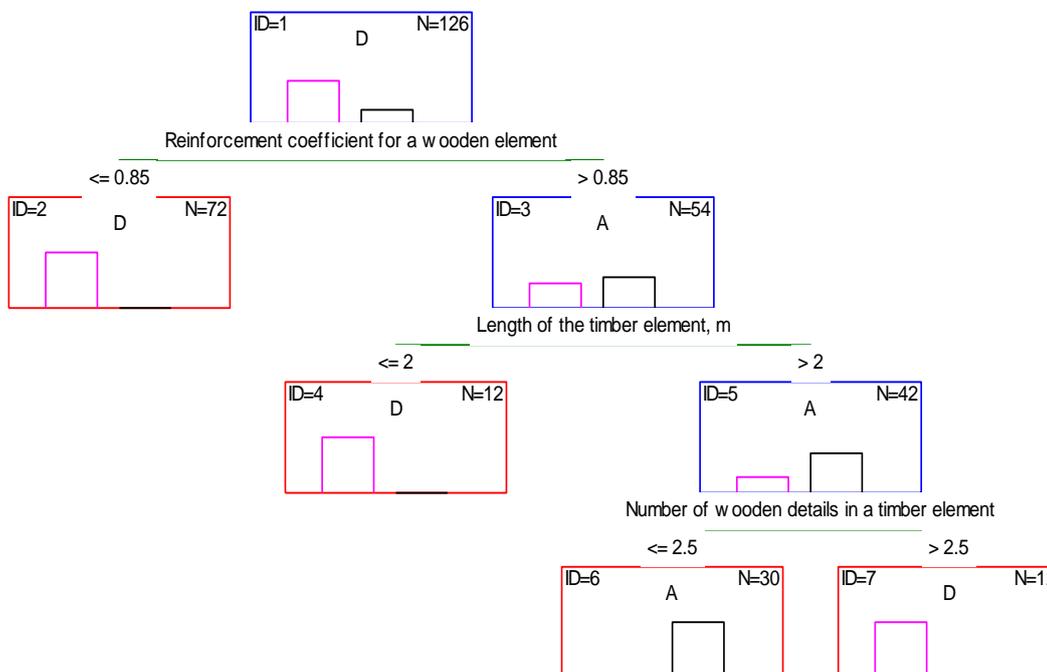


Рисунок 3 – Дерево решений для коэффициента податливости  $k_i$

Источник: рисунок собственный

Матрица ошибок и оценка точности и прецизионности предсказанных значений представлена в табл. 1. Точность модели дерева решений составляет 0,94, что показывает высокую достоверность построенной модели.

Таблица 1 – Матрица ошибок для дерева классификации для коэффициента податливости  $k_w$

Total population		Predicted Class		Accuracy	Precision	Recall	F-Measure
		Positive	Negative				
Actual Class	Positive	70	4	0,94	0,95	0,95	0,95
	Negative	4	46				

Следует обратить внимание на то, что в построенной модели не было представлено влияние коэффициента армирования. Таким образом можно сделать вывод, что на коэффициент армирования не оказывает влияния на коэффициент податливости  $k_w$  при проведении классификации. Основными факторами в дереве классификации является количество деталей в деревянном элементе и длина деревянного элемента.

Анализируя дерево классификаций для коэффициента податливости  $k_i$ , представленное на рис. 3 можно утверждать, следующее:

если коэффициент армирования деревянного элемента меньше или равен 0,85, то значение коэффициента податливости  $k_i$  будет принадлежать классу D, то есть  $k_i$  будет меньше 0,9;

если коэффициент армирования деревянного элемента больше 0,85, а длина деревянного составного элемента меньше или равна 2 м, то значение коэффициента податливости  $k_i$  будет принадлежать классу D, то есть  $k_i$  будет меньше 0,9;

если коэффициент армирования деревянного элемента больше 0,85, а длина деревянного составного элемента больше 2 м и количество деревянных деталей, входящих в состав деревянного элемента меньше или равно 2,5, то значение коэффициента податливости  $k_i$  будет принадлежать классу A, то есть  $k_i$  будет больше 0,9;

если коэффициент армирования деревянного элемента больше 0,85, а длина деревянного составного элемента больше 2 м и количество деревянных деталей, входящих в состав деревянного элемента больше 2,5, то значение коэффициента податливости  $k_i$  будет принадлежать классу D, то есть  $k_i$  будет меньше 0,9.

Матрица ошибок и оценка точности и прецизионности предсказанных значений представлена в табл. 2. Точность модели дерева решений составляет 1,00. Это означает, что построенное дерево классификации однозначно правильно относит определяет класс на основании зависимых характеристик. При этом следует отметить, что в данном дереве решений алгоритмом машинного обучения учтен и коэффициент армирования.

Таблица 2 – Матрица ошибок для дерева классификации для коэффициента податливости  $k_i$

Total population		Predicted Class		Accuracy	Precision	Recall	F-Measure
126		Positive	Negative				
Actual Class	Positive	96	0	1,00	1,00	1,00	1,00
	Negative	0	30				

### Выводы.

В заключении следует отметить, что в данном исследовании была сделана попытка применить один из классов искусственного интеллекта – машинное обучение с учителем в виде алгоритма классификации для предсказания коэффициентов податливости для деревянных составных элементов с механическими связями, выполненными из композитных материалов. Алгоритм, используемый в этом исследовании, показывают сильную связь между фактическим и прогнозируемым выходом, что подтверждается высокой точностью 0,94 для коэффициента  $k_w$  и 1,0 для коэффициента  $k_i$ . О важности этих подходов в строительстве свидетельствует их высокий уровень точности среди реальных и прогнозируемых результатов. Алгоритмы машинного обучения с учителем набирают все большую популярность, поскольку позволяют применять уже накопленные знания и данные, а также дают результаты с высокой точностью и снижают материальные затраты. Дальнейшими направлениями исследования могут быть применение других алгоритмов машинного обучения с учителем для предсказания коэффициентов податливости и проведение сравнительного анализа.

### Литература:

1. Murphy K. P. Machine Learning: A Probabilistic Perspective / K. P. Murphy. – Massachusetts: The MIT Press Cambridge, 2012. – 1098 p.
2. Ziolkowski, P., and Niedostatkiewicz, M. (2019). Machine learning techniques in concrete mix design. Materials 12 (8), 1256. doi:10.3390/ma12081256
3. Chaabene, W. B., Flah, M., and Nehdi, M. L. (2020). Machine learning prediction of mechanical properties of concrete: Critical review. Constr. Build. Mater. 260, 119889. <https://doi.org/10.1016/j.conbuildmat.2020.119889>

4. Xie, H., Shi, W., Issa, R. R., Guo, X., Shi, Y., and Liu, X. (2020). Machine learning of concrete temperature development for quality control of field curing. *J. Comput. Civ. Eng.* 34 (5), 04020031. doi:10.1061/(asce)cp.1943-5487.0000916
5. Nunez, I., and Nehdi, M. L. (2021). Machine learning prediction of carbonation depth in recycled aggregate concrete incorporating SCMs. *Constr. Build. Mater.* 287, 123027. doi:10.1016/j.conbuildmat.2021.123027
6. Cheng, M.-Y., Chou, J.-S., Roy, A. F. V., and Wu, Y.-W. (2012). High-performance concrete compressive strength prediction using time-weighted evolutionary fuzzy support vector machines inference model. *Automation Constr.* 28, 106–115. doi:10.1016/j.autcon.2012.07.004
7. Han, T., Siddique, A., Khayat, K., Huang, J., and Kumar, A. (2020). An ensemble machine learning approach for prediction and optimization of modulus of elasticity of recycled aggregate concrete. *Constr. Build. Mater.* 244, 118271. doi:10.1016/j.conbuildmat.2020.118271
8. A. Singh, A review of supervised machine learning algorithms, in: 2016 3rd Int. Conf. Comput. Sustain. Glob. Dev., 2016, pp. 1310–1315.
9. M. A. Derosseau, J. R. Kasprzyk, W. V. S. Iii, Cement and concrete research computational design optimization of concrete mixtures: a review, *Cem. Concr. Res.* 109 (2018) 42–53, <https://doi.org/10.1016/j.cemconres.2018.04.007>.
10. Y. K. Kim, K. S. Na, Application of machine learning classification for structural brain MRI in mood disorders: critical review from a clinical perspective, *Prog. Neuro-Psychopharmacol. Biol. Psychiatry.* 80 (2018) 71–80, <https://doi.org/10.1016/j.pnpbp.2017.06.024>.
11. H. Salehi, R. Burgueño, Emerging artificial intelligence methods in structural engineering, *Eng. Struct.* (2018), <https://doi.org/10.1016/j.engstruct.2018.05.084>
12. T. H. Chun, U. R. Hashim, S. Ahmad, L. B. Salahuddin, N. H. Choon, and K. Kanchymalay, “A review of the automated timber defect identification approach,” *International Journal of Electrical*
13. Ладных, И. А. Использование современных материалов для усиления деревянных конструкций / И. А. Ладных// Новые материалы, оборудование и технологии в промышленности: материалы Междунар.науч.-техн. конф. молодых ученых, Могилев, 26–27 октября 2017 г. / М-во образования Респ. Беларусь, М-во образования и науки Рос. Федерации, Белорус.-Рос. ун-т ; И. С. Сазонов (гл. ред.) [и др.]. – Могилев: Белорус.-Рос. ун-т, 2017. – С. 196.
14. Линьков, Н. В. Соединения деревянных конструкций композиционным материалом на основе эпоксидной матрицы и стеклоткани [Текст] : монография / Н. В. Линьков ; М-во образования и науки Российской Федерации. – Москва: ФГБОУ ВПО «МГСУ», 2012. – 195 с. : ил., табл.; 21 см. – (Библиотека научных разработок и проектов МГСУ / ФГБОУ ВПО «Московский гос. строительный ун-т»)
15. Ладных, И. А. Исследование работы деревянных элементов, усиленных углеродволоконной обоймой / И. А. Ладных// Теория и практика исследований и проектирования в строительстве с применением систем автоматизированного проектирования (САПР)»: сб. тр. II Междунар. науч.-технич. конф., Брест, 29–30 марта 2018 г. – Брест, – 2018. – С. 76–81.
16. Ладных, И. А. «УВ-обоймы» для усиления деревянных сжато-изогнутых элементов / И. А. Ладных// Строительство – формирование среды жизнедеятельности: сб. тр. XXI Междунар. межвуз. науч.-практ. конф., Москва, 25–27 апр. 2018 г. – М., 2018. – С.151–154.
17. Ладных, И. А. К вопросу расчета композитных усиливающих элементов / И. А. Ладных// Вестник гражданских инженеров. – 2018. – № 2 (67). – С.60–65.

#### References:

1. Murphy K. P. *Machine Learning: A Probabilistic Perspective* / K. P. Murphy. – Massachusetts: The MIT Press Cambridge, 2012. – 1098 p.
2. Ziolkowski, P., and Niedostatkiewicz, M. (2019). Machine learning techniques in concrete mix design. *Materials* 12 (8), 1256. doi:10.3390/ma12081256
3. Chaabene, W. B., Flah, M., and Nehdi, M. L. (2020). Machine learning prediction of mechanical properties of concrete: Critical review. *Constr. Build. Mater.* 260, 119889. <https://doi.org/10.1016/j.conbuildmat.2020.119889>
4. Xie, H., Shi, W., Issa, R. R., Guo, X., Shi, Y., and Liu, X. (2020). Machine learning of concrete temperature development for quality control of field curing. *J. Comput. Civ. Eng.* 34 (5), 04020031. doi:10.1061/(asce)cp.1943-5487.0000916

5. Nunez, I., and Nehdi, M. L. (2021). Machine learning prediction of carbonation depth in recycled aggregate concrete incorporating SCMs. *Constr. Build. Mater.* 287, 123027. doi:10.1016/j.conbuildmat.2021.123027
6. Cheng, M.-Y., Chou, J.-S., Roy, A. F. V., and Wu, Y.-W. (2012). High-performance concrete compressive strength prediction using time-weighted evolutionary fuzzy support vector machines inference model. *Automation Constr.* 28, 106–115. doi:10.1016/j.autcon.2012.07.004
7. Han, T., Siddique, A., Khayat, K., Huang, J., and Kumar, A. (2020). An ensemble machine learning approach for prediction and optimization of modulus of elasticity of recycled aggregate concrete. *Constr. Build. Mater.* 244, 118271. doi:10.1016/j.conbuildmat.2020.118271
8. A. Singh, A review of supervised machine learning algorithms, in: 2016 3rd Int. Conf. Comput. Sustain. Glob. Dev., 2016, pp. 1310–1315.
9. M. A. Derosseau, J. R. Kasprzyk, W. V. S. Iii, Cement and concrete research computational design optimization of concrete mixtures: a review, *Cem. Concr. Res.* 109 (2018) 42–53, <https://doi.org/10.1016/j.cemconres.2018.04.007>.
10. Y. K. Kim, K. S. Na, Application of machine learning classification for structural brain MRI in mood disorders: critical review from a clinical perspective, *Prog. Neuro-Psychopharmacol. Biol. Psychiatry.* 80 (2018) 71–80, <https://doi.org/10.1016/j.pnpbp.2017.06.024>.
11. H. Salehi, R. Burgueño, Emerging artificial intelligence methods in structural engineering, *Eng. Struct.* (2018), <https://doi.org/10.1016/j.engstruct.2018.05.084>
12. T. H. Chun, U. R. Hashim, S. Ahmad, L. B. Salahuddin, N. H. Choon, and K. Kanchymalay, “A review of the automated timber defect identification approach,” *International Journal of Electrical*
13. Ladnyh, I. A. Ispolzovanie sovremennykh materialov dlya usileniya derevyannykh konstrukcij / I. A. Ladnyh// *Novye materialy, oborudovanie i tekhnologii v promyshlennosti: materialy Mezhdunar.nauch.-tekhn. konf. molodykh uchenykh, Mogilev, 26–27 oktyabrya 2017 g. / M-vo obrazovaniya Resp. Belarus', M-vo obrazovaniya i nauki Ros. Federacii, Belorus.-Ros. un-t ; I. S. Sazonov (gl. red.) [i dr.]. – Mogilev: Belorus.-Ros. un-t, 2017. – S. 196.*
14. Linkov, N. V. Soedineniya derevyannykh konstrukcij kompozicionnym materialom na osnove epoksidnoj matricy i steklotkani [Tekst] : monografiya / N. V. Lin'kov ; M-vo obrazovaniya i nauki Rossijskoj Federacii.. – Moskva: FGBOU VPO "MGSU", 2012. – 195 s.
15. Ladnyh, I. A. Issledovanie raboty derevyannykh elementov, usilennykh uglerodvolokonnoj obojmoj / I. A. Ladnyh// *Teoriya i praktika issledovanij i proektirovaniya v stroitel'stve s primenenniem sistem avtomatizirovannogo proektirovaniya (SAPR)»: sb. tr. II Mezhdunar. nauch.-tekhnich. konf., Brest, 29–30 marta 2018 g. – Brest, – 2018. – S.76–81.*
16. Ladnyh, I. A. «UV-obojmy» dlya usileniya derevyannykh szhato-izognutykh elementov / I. A. Ladnyh// *Stroitel'stvo – formirovanie sredey zhiznedeyatel'nosti: sb. tr. XXI Mezhdunar. mezhvuz. nauch.-prakt. konf., Moskva, 25–27 apr. 2018 g. – M., – 2018. – S. 151–154.*
17. Ladnyh, I. A. K voprosu rascheta kompozitnykh usilivayushchih elementov / I. A. Ladnyh// *Vestnik grazhdanskikh inzhenerov. – 2018. – № 2 (67). – S. 60–65.*