

14. Приходько, С. Б. Розробка нелінійної регресійної моделі тривалості програмних проектів на основі нормалізуючого перетворення Джонсона [Текст] / С. Б. Приходько, А. В. Пухалевич // Радіоелектронні і комп'ютерні системи. – 2012. – № 4 (56). – С. 90–93.
15. Приходько, С. Б. Определение доверительных интервалов статистических моментов времени наработки между отказами устройств терминальной сети [Текст] / С. Б. Приходько, Л. Н. Макарова // Наукові праці: науково-методичний журнал. Комп'ютерні технології. – 2013. – Вип. 201, Т. 213. – С. 82–86.
16. Кендалл, М. Теория распределений [Текст] / М. Кендалл, А. Стьюарт. – М.: Наука, 1966. – 588 с.
17. Johnson, N. L. System of Frequency Curves Generated by Methods of Translation [Text] / N. L. Johnson // Biometrika. – 1949. – Vol. 36, № ½. – P. 149–176.
18. Вентцель, Е. С. Теория вероятностей: Учеб. для вузов [Текст] / Е. С. Вентцель. – М.: Высш. шк., 1999. – 576 с.
19. Магнус, Я. Р. Эконометрика. Начальный курс: Учеб. – 6-е изд., перераб. и доп. [Текст] / Я. Р. Магнус, П. К. Катышев, А. А. Пересецкий. – М.: Дело, 2004. – 576 с.
20. Поллард, Дж. Справочник по вычислительным методам статистики [Текст] / Дж. Поллард; пер. с англ. В. С. Занадворова; под ред. и с предисл. Е. М. Четыркина. – М.: Финансы и статистика, 1982. – 344 с.

Запропоновано новий метод видалення викидів з навчальних вибірок систем розпізнавання, заснований на побудові скорочених зважених вибірок w -об'єктів. Запропоновано алгоритми видалення викидів при порогах фільтрації, що визначаються автоматично та встановлюються користувачем. Наведено результати експериментальних досліджень, що підтверджують ефективність запропонованого методу

Ключові слова: навчаюча вибірка, фільтрація даних, викид, w -об'єкт, вирішуюче правило, утворююча множина

Предложен новый метод удаления выбросов из обучающих выборок систем распознавания, основанный на построении сокращенных взвешенных выборок w -объектов. Предложены алгоритмы удаления выбросов при автоматическом и определяемом пользователем порогах фильтрации. Приведены результаты экспериментальных исследований, подтвердивших эффективность предложенного метода

Ключевые слова: обучающая выборка, фильтрация данных, выброс, w -объект, решающее правило, образующее множество

УДК 004.67

МЕТОД УДАЛЕНИЯ ВЫБРОСОВ В ДАнных НА ОСНОВЕ ВЗВЕШЕННЫХ ОБУЧАЮЩИХ ВЫБОРОК W-ОБЪЕКТОВ

Е. В. Волченко
Кандидат технических наук, доцент
Кафедра программного обеспечения
интеллектуальных систем
«Донецкий национальный
технический университет»
пр. Б. Хмельницкого, 84, г. Донецк,
Украина, 83050
E-mail: LenaVLV@gmail.com

1. Введение

Проблема качества данных является на сегодняшний день одной из важнейших проблем, решаемых при построении интеллектуальных систем [1–3]. Особенно остро данная проблема проявляется при построении обучающихся систем распознавания как самостоятельных систем или подсистем сложных интеллектуальных систем [4].

От качества исходных данных зависит не только достоверность функционирования системы в будущем, но и возможность её обучения в принципе [1], по-

этому для повышения качества эмпирических данных в большинстве систем выполняется их предварительная обработка [2, 3].

Предобработка данных в системах распознавания является итеративным процессом и включает [1]:

- очистку данных, которая заключается в удалении шума, пропусков в данных и данных низкого качества;

- сжатие данных, включающее в себя нахождение минимального пространства признаков и репрезентативного множества данных на основе методов редукции и трансформации;

– объединение данных, позволяющее уменьшить объем данных с сохранением исходной информации с помощью эвристических алгоритмов.

Построение современных систем распознавания предполагает выполнение одного или нескольких этапов предобработки данных за одну или несколько итераций. По результатам предобработки формируется множество данных (обучающая выборка) в исходном или модифицированном представлении, непосредственно используемое для построения решающих правил классификации. В большинстве систем предобработка данных заключается в их очистке, при выполнении которой наибольшее внимание уделяется удалению шума (выбросов) и данных низкого качества [1, 4].

2. Постановка проблемы и анализ литературы

В общем случае выбросом принято называть объект некоторого класса, значения признаков которого существенно отличаются от значений признаков объектов этого же класса. Такие объекты в пространстве признаков находятся в окружении объектов других классов и, как следствие, ухудшают качество решающих правил классификации [5].

Методы поиска и обработки найденных выбросов могут быть разделены на две группы [4–6]. Методы первой группы направлены на корректировку выбросов путем изменения значений их признаков, что позволяет сохранить размер выборки, но может приводить к ошибкам из-за неверной корректировки. Методы второй группы удаляют выбросы путем фильтрации данных, что может приводить к её уменьшению на 10-15 %, но случае неверного выбора критерия фильтрации ухудшить эффективность классификации.

Поскольку задача очистки данных является одной из трех задач, решаемых при предобработке исходных обучающих выборок, для её решения зачастую используют алгоритмы сжатия и объединения данных. Одним из наиболее перспективных подходов к решению задачи наиболее и объединения данных является построение взвешенных обучающих выборок w-объектов, позволяющих существенно сократить исходные выборки при неухудшении качества решающих правил, построенных по ним [7, 8].

Именно поэтому в данной работе рассматривается задача удаления выбросов в обучающих выборках на основе одного из наиболее эффективных алгоритмов построения выборок w-объектов – алгоритма wGridDC [8, 9]. Данная работа является продолжением исследований автора в области решения задач на основе взвешенных выборок объектов и направлена на решение проблемы улучшения качества эмпирических данных путем удаления выбросов.

Цель статьи – разработка метода удаления выбросов в обучающих выборках на основе построения и анализа взвешенных обучающих выборок w-объектов.

3. Постановка задачи

Рассматривается следующая постановка задачи.

Пусть имеется некоторая конечная взвешенная обучающая выборка w-объектов $X^W = \{X_1^W, X_2^W, \dots, X_k^W\}$.

Каждый w-объект X_i^W этой выборки описывается системой признаков $\{x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{in}\} \in R^n$, т. е. представляется точкой в линейном пространстве признаков, и весом p_i – целым положительным числом, тогда $X_i^W = \{x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{in}, p_i\}$. Для каждого w-объекта известна его классификация $y_i \in V$, где $V = \{V_1, \dots, V_l\}$ – множество всех классов системы. В случае, если вес объекта не задан, то он считается равным нулю и обучающая выборка может быть представлена как множество классифицированных объектов, описываемых только набором своих признаков, т. е. $X = \{X_1, X_2, \dots, X_k\}$, где $X_i = \{x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{in}\}$.

Качеством классификации $\frac{N(Z, X^W)}{|Z|}$ назовем частоту неверной классификации объектов контрольной выборки Z решающим правилом, построенным по выборке X^W .

Необходимо найти некоторое конечное подмножество объектов $\tilde{X}^W, \tilde{X}^W \subset X^W$ (удалить из обучающей выборки объекты, представляющие выбросы), для которых частота неверной классификации объектов контрольной выборки Z не увеличивается по сравнению с X^W , т. е. $\frac{N(Z, \tilde{X}^W)}{|Z|} \leq \frac{N(Z, X^W)}{|Z|}$.

4. Анализ особенностей распределения объектов обучающих выборок в пространстве признаков

В качестве базового алгоритма для решения задачи удаления выбросов в обучающих выборках будем использовать алгоритм wGridDC, полное описание и анализ которого приведен в [8, 9]. Основными особенностями данного алгоритма являются разбиение пространства признаков на подпространства путем наложения сетки заданного размера, в каждом из которых объекты одного класса объединяются в образующие множества. По каждому образуемому множеству формируется w-объект, значения признаков и вес которого рассчитываются по всем объектам этого образуемого множества.

Для анализа особенностей распределения w-объектов в пространстве признаков построим взвешенную выборку с помощью алгоритма wGridDC. На рис. 1 приведен типичный результат построения выборки w-объектов (рис. 1, б) по исходной выборке (рис. 1, а) размером 1000 объектов при 20 % пересечения классов в пространстве признаков.

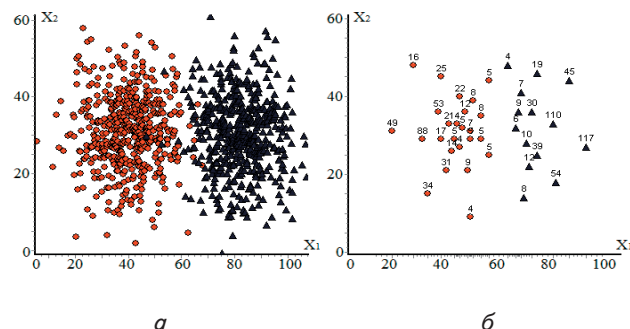


Рис. 1. Результаты построения выборки w-объектов: а – исходная обучающая выборка; б – взвешенная выборка

Анализ особенностей распределения весов w -объектов показывает, что с удалением от межклассовой границы вес w -объектов экспоненциально увеличивается. Вблизи межклассовой границы большинство w -объектов имеют единичный вес. При этом можно отметить, что зачастую имеется некоторое незначительное количество w -объектов, не находящихся вблизи межклассовой границы, но также имеющих малый вес. Более того, такие w -объекты в большинстве случаев «окружены» w -объектами другого класса большого веса, т. е. не являются типичными объектами своего класса и могут считаться выбросами. Аналогичные рассуждения могут быть выполнены и для объектов, находящихся вблизи межклассовой границы. Приведенные результаты показывают, что построение взвешенной выборки w -объектов позволяет выполнить анализ особенностей расположения объектов в пространстве признаков и может использоваться для поиска выбросов.

Решение задачи удаления выбросов в выборках при использовании метода $wGridDC$ построения взвешенной выборки можно выполнить двумя способами:

1) из взвешенной обучающей выборки w -объектов, заданной исходно или построенной по алгоритму $wGridDC$, удалить w -объекты, имеющие малый вес;

2) модифицировать базовый алгоритм $wGridDC$, основываясь на идее построения w -объектов только по множествам исходных объектов, мощность которых больше заданного.

Первый подход является более приемлемым в следующих ситуациях:

1) если при построении системы распознавания решается задача управления объемом выборки (имеются существенные ограничения на максимально допустимый объем выборки, хранимой в памяти);

2) если выполняется построение адаптивной системы, предполагающей наличие возможности постоянного добавления новых объектов, что может привести в некоторый момент времени к существенному увеличению веса w -объекта, который исходно мог расцениваться как выброс;

3) если выполняется настройка параметров используемых алгоритмов классификации распознаваемых объектов, требующая подбора размера или состава выборки.

Второй подход является более приемлемым по следующим причинам:

1) за счет отсеивания части w -объектов уже на этапе их построения происходит существенная экономия временных и емкостных ресурсов системы;

2) получаемая сокращенная взвешенная обучающая выборка обеспечивает оптимальную эффективность классификации, подтвержденную тестовой выборкой;

3) сокращенная взвешенная выборка также в дальнейшем может сокращаться путем удаления объектов наименьшего веса.

Отсеивание w -объектов из имеющейся взвешенной выборки, вес которых меньше заданного порога, существенно зависит от размерности и плотности распределения в пространстве признаков тех данных, которые обрабатываются в системе, поэтому выбор порога должен осуществляться непосредственно при построении конкретной системы распознавания. Поэтому далее

рассмотрим задачу удаления выбросов в процессе построения выборки w -объектов и предложим модификацию базового алгоритма $wGridDC$, основываясь на идее построения w -объектов только по множествам исходных объектов (образующим множествам), мощность которых больше заданного.

В данном случае выбор минимальной мощности образующих множеств (порога фильтрации) может осуществляться:

1) пользователем на основании личных предпочтений;

2) автоматически на основании анализа результатов классификации объектов тестовой выборки.

Приведем далее пошаговое описание двух вариантов предлагаемого алгоритма. Без потери общности получаемых решений применим стандартный для теории распознавания подход, состоящий в рассмотрении двухклассовых систем.

5. Алгоритм построения взвешенной обучающей выборки w -объектов с одновременным удалением выбросов при заданном пороге фильтрации

Рассмотрим случай, когда минимально допустимая для построения w -объектов мощность образующих множеств (порог фильтрации Π) определяется пользователем на основании личных предпочтений.

В обобщенном виде алгоритм построения обучающей выборки w -объектов с одновременным удалением выбросов при заданном пороге фильтрации состоит из следующих этапов.

Шаг 1. Формирование сетки.

1. Рассчитывается шаг клетки по формуле

$$s = \left[1 + \frac{\left(\sum_{i=1}^n (\max\{x_i\} - \min\{x_i\}) \right)^n * (\lfloor \ln(k) \rfloor - 1)}{n * \prod_{i=1}^n (\max\{x_i\} - \min\{x_i\})} \right],$$

где $\lfloor \dots \rfloor$ – оператор округления до целого; $\max\{x_i\}$ – максимальное значение i -ого признака среди всех объектов выборки, $\min\{x_i\}$ – минимальное значение.

2. Выполняется разбиение признакового пространства по каждому из признаков на интервалы заданной длины (наложение прямоугольной сетки), результатом которого является множество клеток. Далее для каждого объекта выборки определяется клетка, которой этот объект принадлежит.

Шаг 2. Формирование значений признаков w -объектов.

Возможны следующие варианты обработки содержимого клеток.

1. Если все объекты клетки принадлежат к одному классу и их количество больше порогового значения $|X_{G_j}| > \Pi$, то создается новый w -объект, значения его признаков рассчитываются как координаты центра масс объектов этой клетки

$$x_{jt} = \frac{1}{|X_{G_j}|} \sum_{x_i \in X_{G_j}} x_{it}, \quad t = \overline{1, n}.$$

2. Если клетка не содержит ни одного объекта, то объект новой выборки не формируется.

3. Если клетка содержит объекты нескольких классов и количество этих объектов больше порогового значения, умноженного на количество классов объектов, которые присутствуют в клетке, т. е. больше

$$\frac{G_{ij} \cdot k_{ij}}{2} \geq \Pi,$$

где G_{ij} – количество объектов клетки $\{i, j\}$, k_{ij} – количество классов объектов, которые присутствуют в клетке $\{i, j\}$, то она делится на две равные по размеру клетки (поочередно вертикально или горизонтально) до тех пор, пока любая из клеток внутри начальной клетки не будет содержать объекты только одного класса. Далее по каждой из полученных клеток формируются объекты новой выборки (согласно случаям 1 и 2).

Классификация w -объекта определяется по классификации объектов, по которым он сформирован.

Шаг 3. Определение веса w -объектов. Вес w -объекта равен количеству объектов исходной выборки, по которым он сформирован, т. е.

$$p_j = |X_{G_j}|.$$

В результате выполнения алгоритма будет построена взвешенная выборка w -объектов X^w , не содержащая w -объектов, вес которых меньше заданного.

6. Алгоритм построения взвешенной обучающей выборки w -объектов с одновременным удалением выбросов при автоматическом определении порога фильтрации

Поскольку для большинства систем распознавания не представляется возможным сформировать правила определения порога фильтрации объектов, предложим далее алгоритм построения выборки w -объектов с автоматическим определением порога Π . Данный алгоритм является модификацией приведенного ранее алгоритма построения выборки w -объектов при заданном пороге фильтрации и состоит из следующих этапов.

Шаг 0. Установить порог $\Pi=1$.

Шаг 1. Сформировать сетку, разбить признаковое пространство на клетки и определить принадлежность объектов клеткам сетки аналогично предыдущему алгоритму.

Шаг 2. Сформировать значения признаков w -объектов по множествам объектов клеток, принадлежащим одному классу, количество которых больше или равно Π . Вес w -объекта принять равным количеству объектов, по которым он сформирован, классификацию w -объекта определить по классификации образующего множества.

Шаг 3. Выполнить шаги 1–3 алгоритма, увеличив порог фильтрации на 1. Если качество классификации $\frac{N(Z, X^w)}{|Z|}$ по сокращенной выборке увеличилось по сравнению с предыдущей итерацией, то выполнить

ещё одну итерацию алгоритма, иначе сформировать итоговую сокращенную выборку w -объектов со значением порога Π , соответствующем лучшему качеству классификации.

7. Анализ результатов экспериментальных исследований

Для анализа эффективности предложенного метода был проведен ряд экспериментальных исследований. В экспериментах использовались выборки размером 1000–5000 объектов, площадь пересечения классов в пространстве признаков составляла 20–30 %. В качестве решающего правила классификации использовался метод k -ближайших соседей, адаптированный к использованию на выборках w -объектов [8, 10].

Результаты исследований эффективности работы предложенного метода при заданном пороге фильтрации приведены на рис. 2 и показывают, что наиболее эффективным является удаление w -объектов, вес которых меньше или равен 4. Отметим, что полученное значение может незначительно варьироваться при изменении способа расчета размера клеток, площади пересечения классов в пространстве признаков и др.

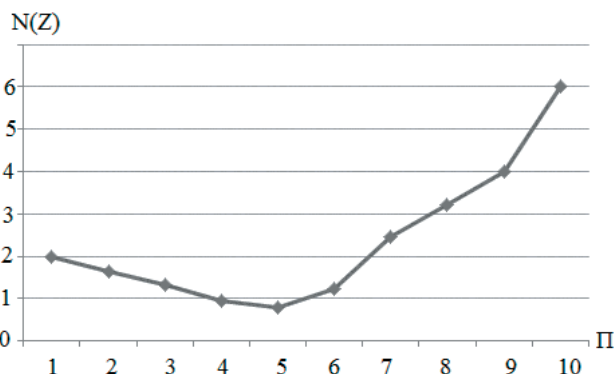


Рис. 2. Зависимость среднего числа ошибок классификации объектов тестовых выборок $N(Z)$ от порога Π

В табл. 1 приведены результаты экспериментальных исследований зависимости эффективности классификации объектов тестовой выборки методом k -ближайших соседей от количества удаляемых объектов при изменении площади пересечения классов для обучающей выборки размером 1000 объектов при автоматическом выборе порога удаления объектов. Результаты являются средними по 100 экспериментам. Удаление происходит для всех объектов взвешенной выборки, имеющих вес, меньший или равный заданному, при условии обеспечения максимально возможной эффективности распознавания.

Анализ результатов исследований показал, что в среднем происходит удаление 5 % объектов исходной взвешенной обучающей выборки, которые можно считать шумом. Также получено, что w -объекты единичного веса могут быть удалены всегда.

Отметим, что результаты исследований зависимости эффективности классификации объектов тестовой выборки методом k -ближайших соседей от количества

удаляемых объектов при изменении размера обучающей выборки при 20 % пересечении классов позволяют получить аналогичные результаты.

Таблица 1

Зависимость эффективности классификации от максимального веса удаляемых w-объектов

Площадь пересечения классов	Максимальный вес и количество удаляемых объектов	Эффективность классиф. по сокращенной взвешенной выборке	Эффективность классиф. по всей взвешенной выборке
0	10,5/5,2	99,8 %	99,8 %
10	8,1/9,3	99,3 %	99,3 %
20	7,6/12,8	99,1 %	99,0 %
30	6,0/14,9	98,6 %	98,4 %
40	4,6/17,4	97,5 %	97,1 %
50	3,1/22,9	95,2 %	94,7 %

Полученные в результате проведенных экспериментальных исследований характеристики позволяют рекомендовать предложенный метод для управления размером взвешенной выборки, когда имеется ограничение на её максимальных размер. В этом случае w-объекты необходимо отсортировать по убыванию их веса и выбрать заданное количество w-объектов максимального веса.

8. Выводы

В работе предложен новый метод решения задачи предобработки обучающих выборок путем удаления выбросов, основанный на построении взвешенных сокращенных выборок w-объектов.

Для обоснования этого метода выполнен анализ существующих подходов и алгоритмов фильтрации выбросов. Выяснено, что при решении задачи удаления выбросов в эмпирических данных основным является соблюдение «принципа безопасности», показывающего важность сохранения корректных объектов в выборке. По результатам анализа существующих методов фильтрации выбросов показано, что подход,

основанный на объединении и сжатии данных, является более приемлемым, поскольку при объединении данных отсутствует потеря информации как при простом удалении объектов из выборки. Для решения задачи объединения и сжатия данных в выборках выбран подход, основанный на построении взвешенных обучающих выборок w-объектов. Рассмотрен метод wGridDC, основой которого является наложение на пространство признаков сетки и построение взвешенных объектов новой выборки путем анализа содержимого клеток. Поскольку аналогичный анализ применяется в алгоритмах фильтрации выбросов, принято решение об использовании данного метода в качестве основы для разрабатываемых алгоритмов фильтрации данных.

На основании анализа прикладных задач, требующих наличия очищенных от выбросов выборок, в рамках предлагаемого подхода разработано два алгоритма фильтрации выбросов в выборках эмпирических данных. Алгоритм построения взвешенной обучающей выборки w-объектов с одновременным удалением выбросов при заданном пороге фильтрации ориентирован на использование в задачах, требующих не только фильтрации исходных данных, но и управления размером выборки. При этом порог фильтрации задается пользователем. Алгоритм построения взвешенной обучающей выборки w-объектов с одновременным удалением выбросов при автоматическом определении порога фильтрации ориентирован на задачи, требующие построения выборок, обеспечивающих наибольшую эффективность работы системы (наибольшую эффективность классификации распознаваемых объектов в обучающихся системах распознавания).

Анализ эффективности предложенного метода фильтрации выбросов в обучающих выборках показал, что основным достоинством порогового алгоритма фильтрации является возможность управления размером выборки, основным достоинством алгоритма беспороговой фильтрации выбросов – возможность автоматического выбора значения порога фильтрации, обеспечивающего наибольшую эффективность работы системы распознавания в целом. Таким образом, метод в целом и оба составляющих его алгоритма позволяют получать выборки, обеспечивающие высокую эффективность работы обучающихся систем распознавания.

Литература

1. Larose, D. T. Discovering knowledge in data: an introduction to data mining [Text] / D. T. Larose. – New Jersey: John Wiley & Sons Inc., 2005. – 240 p.
2. Giudici, P. Applied data mining: statistical methods for business and industry [Text] / P. Giudici. – Chichester: John Wiley & Sons Inc., 2003. – 380 p.
3. Last, M. Knowledge discovery in time series databases [Text] / M. Last, Y. Klein, A. Kandel. – IEEE Transactions on Systems, man and cybernetics, 2000. – P. 60–69.
4. Pal, S. K. Pattern Recognition Algorithms for Data Mining: Scalability, Knowledge Discovery and Soft Granular Computing [Text] / S. K. Pal, P. Mitra. – Chapman and Hall/CRC, 2004. – 280 p.
5. Дюличева, Ю. Ю. О задачах фильтрации обучающих данных [Текст] / Ю. Ю. Дюличева // Искусственный интеллект. – 2006. – № 2. – 65–71.
6. John, G. H. Robust Decision Trees: Removing Outliers from Databases [Text] / G. H. John // Knowledge Discovery and Data Mining. – 1995. – P. 174–179.

7. Zagoruiko, N. G. Methods of Recognition Based on the Function of Rival Similarity [Text] / N. G. Zagoruiko, I. A. Borisova, V. V. Dyubanov, O. A. Kutnenko // Pattern Recognition and Image Analysis. – 2008. – Vol. 18, №1. – P. 1–6.
8. Розробка теоретичних засад і методів реалізації відкритих систем автоматичного розпізнавання, що навчаються: способи оптимізації навчаючих вибірок і методи побудови зважених вирішуючих правил класифікації [Текст] / звіт з НДР (заклучний) : Тема GP/F32/130, Грант Президента України для підтримки наукових досліджень молодих учених на 2011 рік; керівник О.В. Волченко. – 0111U007107 – Донецьк, ДВНЗ «ДонНТУ», 2011. – 67 с.
9. Волченко, Е. В. Сеточный подход к построению взвешенных обучающих выборок w-объектов в адаптивных системах распознавания [Текст] / Е. В. Волченко // Вісник Національного технічного університету “Харківський політехнічний інститут”. Збірник наукових праць. Тематичний випуск: Інформатика і моделювання. – 2011. – № 36. – С. 12–22.
10. Волченко, Е. В. О способе определения близости объектов взвешенных обучающих выборок [Текст] / Е. В. Волченко // Вісник Національного технічного університету “Харківський політехнічний інститут”. Збірник наукових праць. Тематичний випуск: Інформатика і моделювання. – 2012. – № 38. – С. 38–45.

УДК 629.463.004.4:656.211.7

ОЦІНКА ДИНАМІЧНИХ ЗУСИЛЬ НА КУЗОВА ВАГОНІВ ПРИ ПЕРЕВЕЗЕННІ ЗАЛІЗНИЧНИМИ ПОРОМАМИ

А. О. ЛОВСЬКА

Кандидат технічних наук
Кафедра «Вагони»

Українська державна академія залізничного транспорту

пл. Фейєрбаха, 7, м. Харків, Україна, 61050
E-mail: alyonaLovskaya@rambler.ru

В статті наведені результати досліджень динаміки несучих конструкцій кузовів вантажних вагонів при перевезенні на залізничних поромах. Розроблені математичні моделі коливань вагонів та отримані прискорення, які діють на них в умовах морського хвилювання. Результати досліджень дозволять забезпечити збереження вагонного парку при його експлуатації на залізничних поромах в міжнародному сполученні

Ключові слова: вагон, динаміка вагона, навантаження конструкції, залізнично-водний транспорт, залізнично-поромні перевезення

В статті представлені результати досліджень динаміки несучих конструкцій кузовів грузових вагонів при перевозке на железнодорожных поромах. Разработаны математические модели колебаний вагонов и получены ускорения, которые действуют на них в условиях морского волнения. Результаты исследований позволят обеспечить сохранность вагонного парка при эксплуатации его на железнодорожных поромах в международном сообщении

Ключевые слова: вагон, динамика вагона, нагружение конструкции, железнодорожно-водный транспорт, железнодорожно-поромные перевозки

1. Вступ

Україна є транзитною державою, через територію якої проходять стратегічно-важливі міжнародні транспортні коридори. З метою підвищення об'ємів перевезень вантажів, а також ефективності перевізного процесу, набули розвитку комбіновані транспортні системи. Однією з найбільш перспективних серед таких систем є залізнично-поромні перевезення, що характеризуються перевезенням вагонів на залізничних поромах (ЗП) морем (рис. 1).



Рис. 1. Залізничні пороми з вагонами на борту: а – “Петровка”; б – “Герои Севастополя”