УДК 621.391

Модели, алгоритмы системы автоматизированного мониторинга и управления экологической безопасности промышленных производств

Кропотов Ю. А., Проскуряков А. Ю., Белов А. А., Колпаков А. А.

Постановка задачи. *Одним из путей решения проблемы сокращения загрязняющих выбросов промышленных производств является постоянное исследование и прогнозирование значений концентраций выбросов с помощью системы контроля и управления экологической безопасностью, являющейся составной частью управления технологическими процессами промышленного предприятия. При этом актуальным является создание модели системы оперативного контроля с учетом динамики изменений параметров, прогнозирования значений временных рядов загрязняющих выбросов и геоинформационного отображения с привязкой к местности.* ***Используемые методы.*** *В исследованиях применялись методы нейросетевой обработки временных рядов, а также методы вейвлет-преобразований.* ***Результат.*** *В работе осуществлено исследование и разработка моделей, методов и алгоритмов обработки, прогнозирования данных об уровнях концентраций загрязняющих выбросов в автоматизированных информационных системах мониторинга негативного воздействия на окружающую среду деятельности промышленного предприятия. Прогнозирование и представление данных осуществляется с применением комбинированного алгоритма, основанного на аппарате вейвлет-преобразований и технологии искусственный нейронных сетей.*

Ключевые слова: *алгоритмы обработки, экологический мониторинг, временные ряды, комбинированное прогнозирование, искусственные нейронные сети, вейвлет-преобразование.*

Введение

Снижение негативного воздействия на окружающую среду загрязняющих выбросов промышленных производств и контроль над выбросами является важной задачей современных промышленных предприятий.

Один из путей решения проблемы сокращения выбросов представляет собой постоянное исследование и прогнозирование значений концентраций, определение зон локализации загрязняющих веществ с помощью системы контроля, являющейся составной частью экологического менеджмента промышленного предприятия. На основе собранных, обработанных и представленных данных об уровнях выбросов становится возможной разработка необходимых рекомендаций для принятия управляющих решений.

В настоящее время созданы и используются различные методы проектирования систем контроля, различные алгоритмы обработки и анализа временных рядов данных о концентрациях выбросов. Вопросы разработки и исследования таких теоретических подходов рассматриваются в работах Иващук О. А., Константинова И. С. [1], Бокса Дж., Дженкинса Г. [2], Айфичера Э. С. [3], Галушкина А. И. [4].

В существующих системах автоматизированного контроля и использованных в них алгоритмах решаются задачи представления данных о концентрациях загрязняющих веществ, областях их локализации, однако не всегда в них учитывается динамика изменений негативного влияния промышленного комплекса на окружающую среду, не всегда прогнозируются изменения экологической безопасности с достаточной точностью.

В связи с этим, возникает необходимость исследования и разработки новых теоретических подходов, методов и алгоритмов, позволяющих адаптивно учитывать факторы динамичных изменений условий экологической безопасности, возникает необходимость разработки алгоритмов автоматизированного представления данных и прогнозирования изменений уровней выбросов с более высоким быстродействием и точностью. Были рассмотрены известные системы контроля загрязняющих выбросов промышленных производств. Исследована обобщенная модель автоматизированной системы управления негативным воздействием на окружающую среду промышленным производством (рис. 1), предполагая, что она является наиболее перспективной.

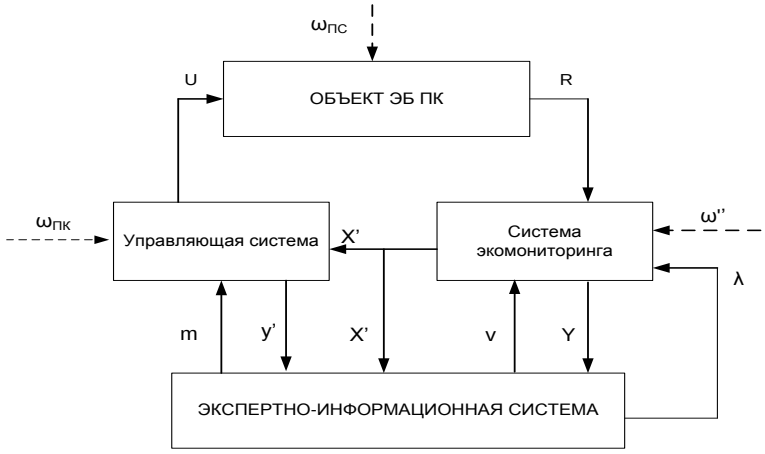

Рис. 1. Обобщенная модель автоматизированной системы управления негативного воздействия промышленных производств

В работе на основе методов вейвлет-преобразования и технологий искусственных нейронных сетей разработана модель обработки и прогнозирования временных рядов данных о концентрациях загрязняющих выбросов, а также функциональная структура системы автоматизированного контроля выбросов промышленных производств.

Построение модели анализа временных рядов на основе вейвлет-обработки позволяет получение информации о данных с более низкой погрешностью за счет снижения их флуктуаций и за счет повышения отношения сигнал/шум.

Также в работе исследуется вопрос интегрирования в систему мониторинга подсистемы по отображению пространственно-координированных данных о концентрациях загрязняющих веществ, выполняет геоинформационное отображение текущих данных, а также отображение полей концентраций прогнозируемых выбросов и их распространения с привязкой к местности [5]. Представлен алгоритм вычисления параметров прогнозируемых концентраций загрязняющих веществ $s(k+r)$ и прогнозируемое значение приземной концентрации вредного вещества

$$C^* = S_1 \cdot m \cdot n \cdot \eta \cdot \frac{A \cdot F \cdot \sum_i M_i^*}{H^2 \sqrt[3]{V_1^* \cdot \Delta T}}, \qquad (1)$$

где $\sum_i M_i^*$ -суммарная масса выбрасываемого вредного вещества в единицу времени, определяемая выражением $M^* = s(k+r) \cdot V_1^*$, V_1^* - интегральная скорость выбросов.

Максимальное значение концентраций загрязняющих веществ C^* рассчитывается в узлах координатной сетки геоинформационной системы (ГИС) и по ним осуществляется прорисовка изолиний, отображающих зоны с одинаковым уровнем концентраций.

Разработана программная реализация расчета и визуализации в виде изолиний текущих и прогнозируемых концентраций загрязняющих веществ на выбранном для геомониторинга промышленном предприятии. На рис. 2 представлен фрагмент изображения распространения загрязняющих веществ с помощью изолиний.

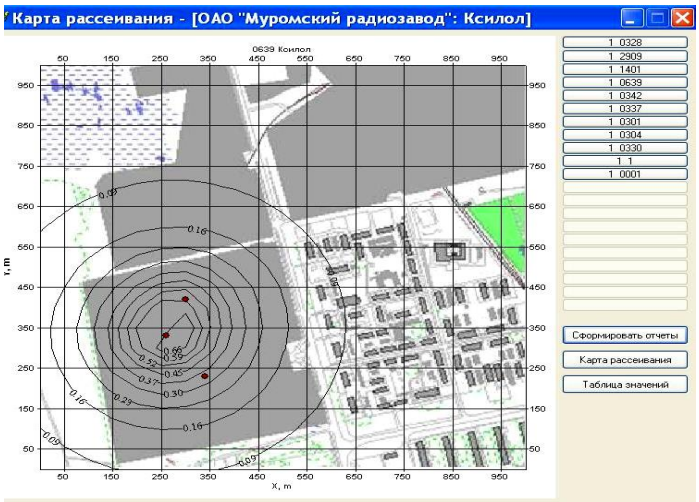

Рис. 2. Представление зон распространения выбросов

Вышерассмотренные требования на отображения полей прогнозируемых концентраций загрязняющих выбросов повышает актуальность создания моделей и алгоритмов прогнозирования временных рядов в системе мониторинга.

Также исследовалась оценка периода временного ряда дискретного представления непрерывной функции концентраций выбросов (на примере паров ацетона и ксилола в реальном производстве) по ее табличным отсчетам $x(k)$, с периодом отсчетов $t_{\text{отсч}}$, в соответствии с практическими данными, выбранными из условия $t_{\text{отсч}} << T_{\max}$. Исследования показали, что вычислением коэффициентов ДПФ на последовательности конечной длины из N отсчетов вычисляется функция спектральной плотности по выражению

$$S(jl2\pi f_1) = \frac{1}{N} \sum_{l=0}^{l=\frac{N}{2}} \sum_{k=0}^{N-1} x(k) e^{-j \cdot \frac{2\pi}{N} \cdot l \cdot k}, \quad f_1 = \frac{F_\partial}{N} = \frac{1}{t_{\text{отсч}} N}. \qquad (2)$$

По вычисленным модулям коэффициентов ДПФ $s(lf_1)$ определяется верхняя частота частотного спектра процесса при значении $s(lf_1) \approx 0$. Получено, что $s(F_в) \approx 0$ с погрешностью до 1% при значении $F_в = 7 f_1$. Максимальный период дискретизации определяется по формуле

$$T_{макс} = \frac{1}{2F_в} = \frac{1}{14 f_1} = 2057{,}6 \ сек. = 34{,}3 \ мин., \text{ при } f_1 = 0{,}347 \cdot 10^{-4} \text{ Гц}. \quad (3)$$

В работе исследуются две модели прогнозирования с применением ИНС с прямыми и обратными связями. Выбрана модель нейронной сети прямого распространения по критерию меньших вычислительных затрат. Этапы алгоритма обучения представлены в таблице 1 [6].

Таблица 1 – Этапы алгоритма обучения с прямыми связями на многослойном персептроне

Этап обучения	Формализация этапа
Определение выходов (прямой проход)	$y_j = \begin{pmatrix} \varphi\left(w_{j1}^T y_{j-1} + w_{01}^j\right) \\ \varphi\left(w_{j2}^T y_{j-1} + w_{02}^j\right) \\ \vdots \\ \varphi\left(w_{jm_j}^T y_{j-1} + w_{0mj}^j\right) \end{pmatrix}, \ j = 1, 2, ..., n, \ y_0 = C_i(k).$
Определение ошибок (обратный проход)	$e_{j-1} = W_j \Phi_j e_j, \ j = n, n-1, ..., 2, e_n = \varphi(s_n) - d,$ $s_j = W_j^T y_{j-1} + w_{j0} = \left(s_{j1}, s_{j2}, ..., s_{jm_j}\right)^T.$
Коррекция синаптических коэффициентов	$w_{jl}(k+1) = w_{jl}(k) - \alpha h_{jl}(s_{jl}) e_{jl} y_{j-1},$ $w_{j0}(k+1) = w_{j0}(k) - \alpha \Phi_j e_j, \ W_j = (w_{j1} \quad w_{j2} \quad \cdots \quad w_{jmj}),$ $\frac{\partial \varphi^T(s_j)}{\partial s_j} = diag\left(\frac{\partial \varphi(s_1)}{\partial s_{j,1}} \quad \frac{\partial \varphi(s_{j2})}{\partial s_{j,2}} \quad \cdots \quad \frac{\partial \varphi(s_{jm_j})}{\partial s_{j,m_j}}\right) \equiv \Phi_j$ $h_{jl}(s_{jl}) = \frac{\partial \varphi(s_{jl})}{\partial s_{jl}},$

В соответствии с исследованиями [6], результаты которых представлены на рис. 3 и рис. 4 показано, что лучшие результаты прогнозирования можно получить при реализации нейронной сети на трехслойном персептроне прямого распространения.

По графикам на рис. 3 видно, что число нейронов в первом слое трехслойного персептрона должно составлять 64, а во втором и третьем слоях должны составлять по 10 нейронов.

По результатам исследований показано, что наименьшая результирующая погрешность обучения нейронной сети (НС) может быть получена при использовании в качестве входных сигналов аппроксимирующих коэффициентов шестого уровня вейвлет-разложения. Математическая модель этапов нейросетевой обработки представлена ниже.

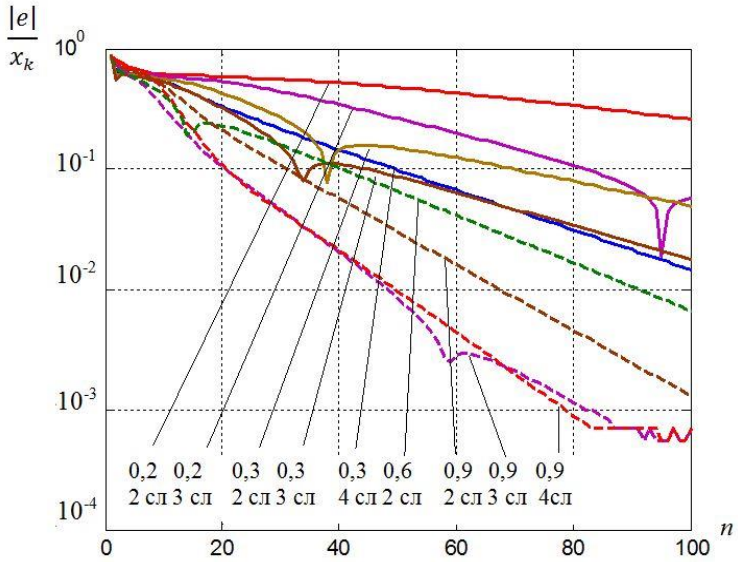

Рис. 3. Ошибки обучения от числа итераций при значениях шага от 0,2 до 0,9

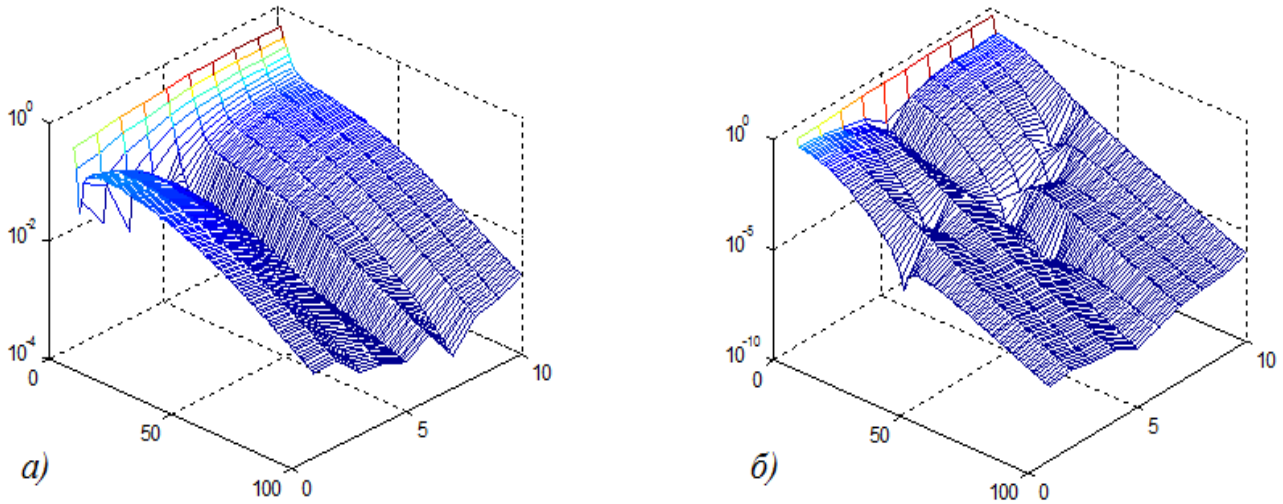

Рис. 4. Графики зависимости ошибки обучения от числа циклов и числа нейронов в сети при значениях шага настройки: а) 0,3; б) 0,9

1. Определение выходов слоев искусственной нейронной сети (ИНС) (прямой проход). Алгоритм прямого распространения.

1.1. Определение выходов 1 и 2 слоя ИНС

$$y_1 = \begin{pmatrix} y_1^1 \\ y_1^2 \\ \vdots \\ y_1^{64} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \varphi\left(w_{1,1}^T \cdot C_6 + w_{0,1}^1\right) \\ \varphi\left(w_{1,2}^T \cdot C_6 + w_{0,2}^1\right) \\ \vdots \\ \varphi\left(w_{1,64}^T \cdot C_6 + w_{0,64}^1\right) \end{pmatrix}, \qquad y_2 = \begin{pmatrix} y_2^1 \\ y_2^2 \\ \vdots \\ y_2^{10} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \varphi\left(w_{2,1}^T \cdot y_1 + w_{0,1}^2\right) \\ \varphi\left(w_{2,2}^T \cdot y_1 + w_{0,2}^2\right) \\ \vdots \\ \varphi\left(w_{2,10}^T \cdot y_1 + w_{0,10}^2\right) \end{pmatrix}$$

где C_6 – вектор аппроксимирующих коэффициентов, $C_6 = \left[C_6^1, \ldots, C_6^{64}\right]$, y_1–вектор выходов первого слоя НС, $y_1 = \left[y_1^1, \ldots, y_1^{10}\right]^T$.

1.2. Определение выходных аппроксимирующих коэффициентов

$$y_3 = \begin{pmatrix} y_3^1 \\ y_3^2 \\ \vdots \\ y_3^{10} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \varphi\left(w_{3,1}^T \cdot y_2 + w_{0,1}^3\right) \\ \varphi\left(w_{3,2}^T \cdot y_2 + w_{0,2}^3\right) \\ \vdots \\ \varphi\left(w_{3,10}^T \cdot y_2 + w_{0,10}^3\right) \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} C_6^{*1} \\ C_6^{*2} \\ \vdots \\ C_6^{*10} \end{pmatrix}, \quad (9)$$

где y_2 – вектор выходов второго слоя НС, $y_2 = \left[y_2^1, \ldots, y_2^{10}\right]^T$, C_6^{*r} - результат предсказаний на r - периодов временного ряда.

2. Определение ошибок (обратный проход). Алгоритм обратного распространения ошибки (представлен в таблице 2).

3. Коррекция синаптических коэффициентов. Алгоритм обратного распространения коррекции синаптических коэффициентов (представлен в таблице 2).

Модель восстановления выходного временного ряда с прогнозом изменений данных на r - периодов имеет вид:

$$s(k+r) = \frac{1}{p}\left[u(k)\cdot\psi_1(2t-k) + \left[\sum_{i=2}^{5}(C_{i-1})\cdot\psi_i\left(2^i t-k\right)\right] + C_5^{*}\cdot\psi_6\left(2^6 t-k\right) + C_5^{**}\cdot\psi_6\left(2^6 t-k\right)\right], \quad (10)$$

$$s(k) = \frac{1}{p}\left[u(k)\cdot\psi_1(2t-k) + \left[\sum_{i=2}^{6}(C_{i-1})\cdot\psi_i\left(2^i t-k\right)\right] + C_6\right]. \quad (11)$$

На основании разработанной модели прогнозирования (10), модели обработки временного ряда (11), разработана структурная схема реализации модели системы мониторинга загрязняющих выбросов (рис. 5) [7, 8].

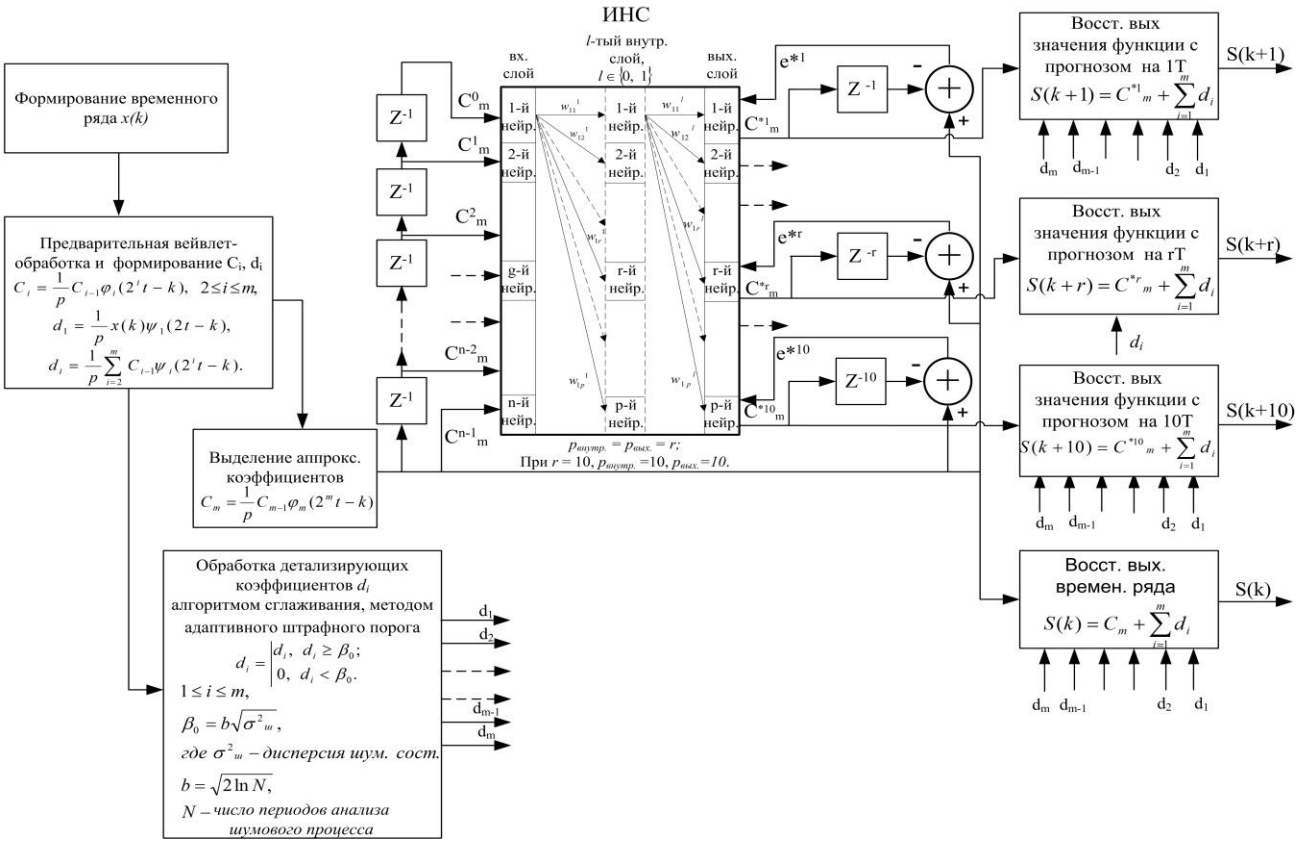

Рис. 5. Структурная схема реализации модели канала прогнозирования

Таким образом, на рис. 5 определена модель обработки в задачах автоматизированного контроля и прогнозирования с применением технологий ИНС.

Проблема контроля в реальном времени обусловлена на алгоритмическом уровне сложной динамикой распределения опасных загрязнений на контролируемом объекте, временными характеристиками датчиков, средств обработки и передачи информации, включая время принятия решения на высшем системном уровне. Для решения данной задачи применяется подсистема анализа и обработки полученных экспериментальных и расчетных временных рядов концентраций загрязняющих веществ. В данном алгоритме прогнозирование и восстановление основано на регрессионном анализе аппроксимирующих и детализирующих коэффициентов вейвлет-преобразования и на применении ИНС.

Временной ряд $x(k)$, формируемый сигналами с датчиков, поступает на блок формализации данных, в котором осуществляется подготовка обучающих выборок для ИНС.

При этом на вход нейронной сети могут быть поданы либо отсчеты временного ряда концентраций $x(k)$, либо коэффициенты вейвлет-разложения C_i, d_i. На процесс идентификации типа ИНС оказывают влияние ряд ограничений, например, поступающие на вход ИНС детализирующие коэффициенты d_i, вычисленные по формуле:

$$d_i = \frac{1}{p}\sum_k C_{i-1}\psi_i(2^i t - k),$$

которые должны пройти обработку в соответствии с правилом порогового сглаживания, которое представлено в виде

$$d_i = \left| \begin{array}{l} d_i, \text{при } d_i > \delta \\ 0, \text{при } d_i \le \delta \end{array} \right. ,$$

где δ - пороговый уровень.

Оптимальный пороговый уровень может вычисляться по различным методам по критерию наилучшего отношения сигнал/шум в соответствии с таблицей 2.

Таблица 2 - Результаты сглаживания

	Исходный сигнал до фильтрации	Критерий Штейна	Эвристический критерий Штейна	Минимаксный критерий	Критерий адаптивного штрафного порога
Мощность Р вх.сигн.	5,608	5,608	5,608	5,608	5,608
Мощность Р вх.шума.	0,215	0,215	0,215	0,215	0,215
$ОСШ_{вх}$	26,084	-	-	-	-
Мощность Р вых.сигн.	-	5,546	5,580	5,521	5,605
Мощность Р вых.шума.	-	0,153	0,187	0,128	0,119
$ОСШ_{вых}$	26,084	36,248	29,839	43,133	46,747
$ОСШ_{вых}$, дБ	14,16	15,59	14,48	16,48	16,69

Из таблицы 2 видно, что наилучшее отношение сигнал/шум, в частности 16,7 дБ, можно достичь, применяя критерий адаптивного штрафного порога. В этом случае значение адаптивного штрафного порога вычисляется по правилу

$$\delta = \sigma\sqrt{2\ln N}, \quad \sigma = \sqrt{\frac{1}{N}\sum_{k=1}^{N}(x_k - \bar{x})^2},$$

где N – число анализируемых интервалов временного ряда.

Блок схема алгоритма пороговой обработки представлена на рис. 6.

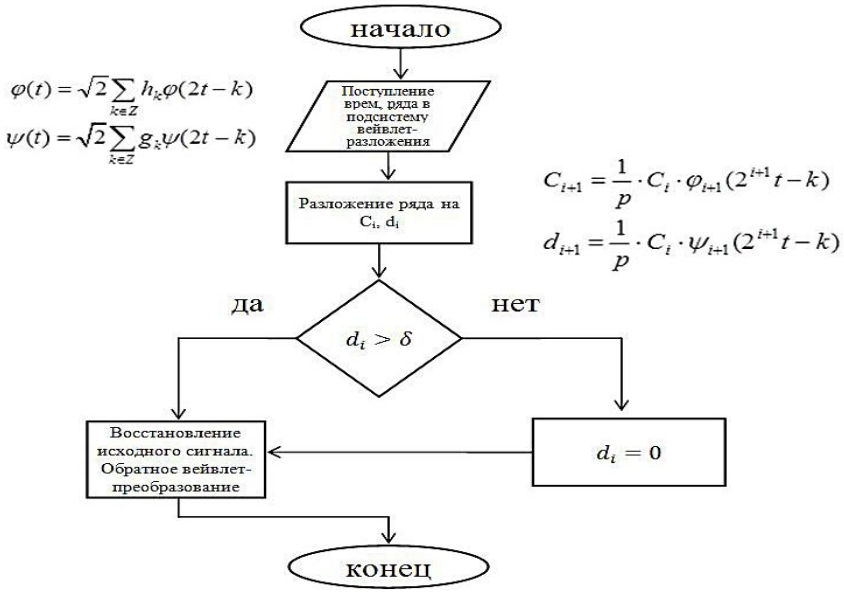

Рис. 6. Алгоритм пороговой обработки детализирующих коэффициентов

После вейвлет-обработки сигнала $x(k)$, путем вычисления аппроксимирующих коэффициентов до n-ого уровня разложения по формулам:

$$C_{0,\mathrm{k}} = \frac{1}{p}\sum_k x(k)\varphi_{1,k}(2t-k),$$

$$C_{\mathrm{n,k}} = \frac{1}{p}\sum_k C_{n-1}\varphi_n(2^n t-k), \qquad (12)$$

восстанавливается обработанный временной ряд с пониженной погрешностью представления данных по выражению

$$s(k) = C_n + d_1 + \ldots + d_n,$$

где $d_1,\ldots,d_n$ - детализирующие коэффициенты, прошедшие пороговую обработку.

В соответствии с алгоритмом сглаживания и алгоритмом восстановления обработанного временного ряда, а также в соответствии с разработанными алгоритмами определения тренда концентраций загрязняющих выбросов, алгоритма сокращения вычислительных затрат обработки, разработана обобщенная структурная схема автоматизированной системы мониторинга (рис. 7)

Проектирование аппаратно-программной системы контроля выбросов осуществляется на основе комбинированного алгоритма и на его структурных блоках, которые определяют состав системы. Основными структурными блоками системы автоматизированного контроля являются регистрационно-измерительная подсистема сбора и сервер системы мониторинга и прогнозирования.

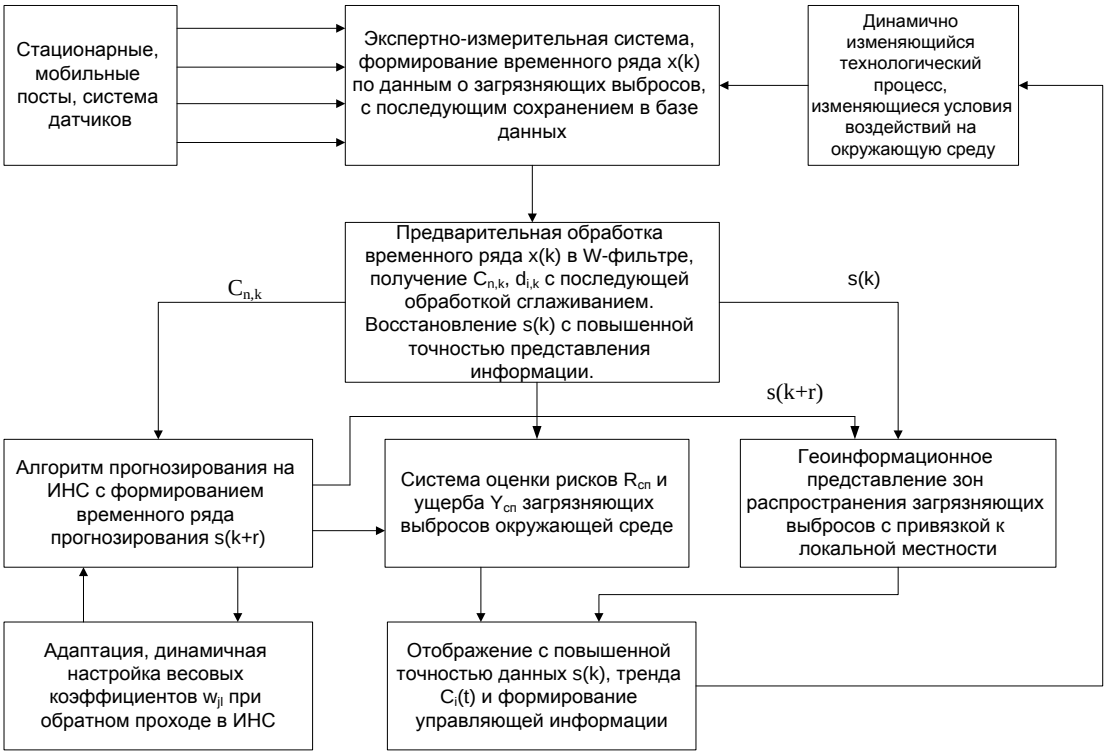

Рис. 7. Обобщенная структурная схема автоматизированной системы мониторинга загрязняющих выбросов

Сервер включает серверную часть ПО системы контроля, сервер базы данных системы контроля, модули для анализа и обработки экспериментальных данных, расчетные модули моделирования и прогнозирования значений временных рядов концентраций. Блок-схема ПО серверной части реализации алгоритма предсказаний трехслойной ИНС представлена на рис. 8.

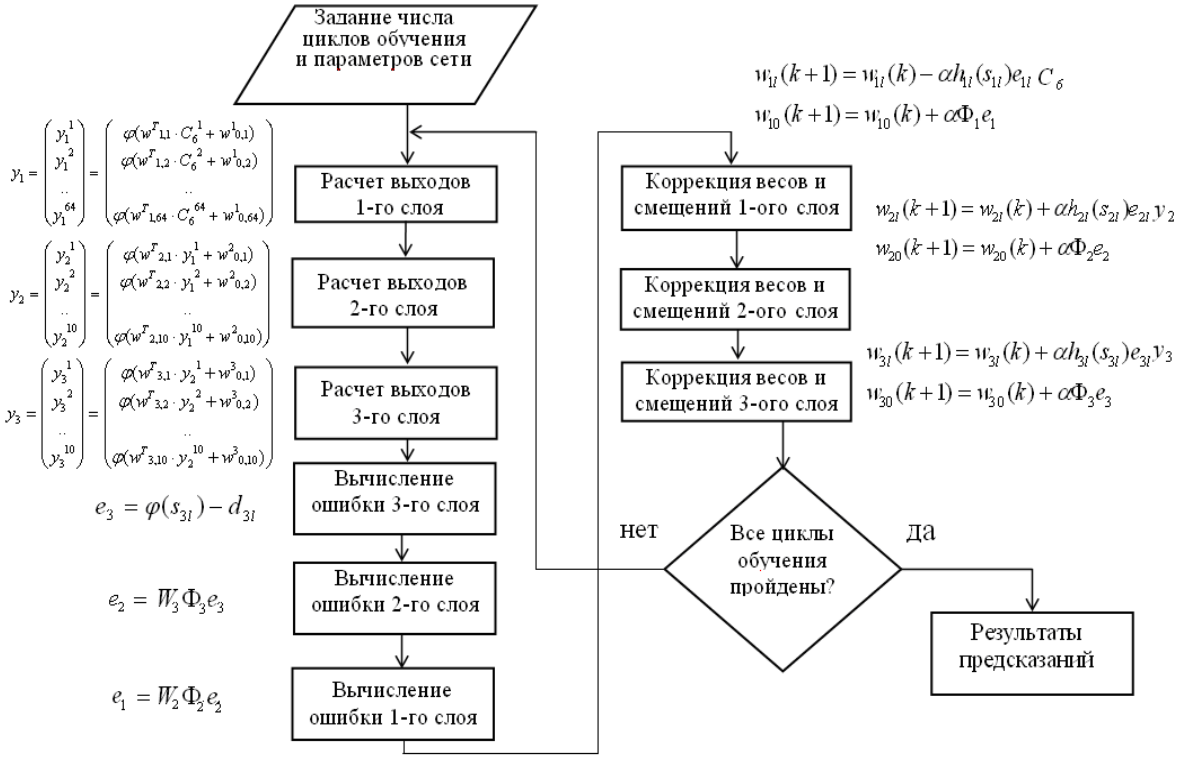

Рис. 8. Блок-схема ПО алгоритма предсказаний трехслойным персептроном

В соответствии с моделью алгоритма предсказаний трехслойным персептроном, были проведены исследования моделированием результатов прогнозирования, были исследованы погрешности прогнозирования. Результаты анализа погрешностей прогнозирования разработанной системы по сравнению с известной, приведены на рис. 9. Структурное решение системы автоматизированного мониторинга и прогнозирования приведено на рис. 10 [9, 10].

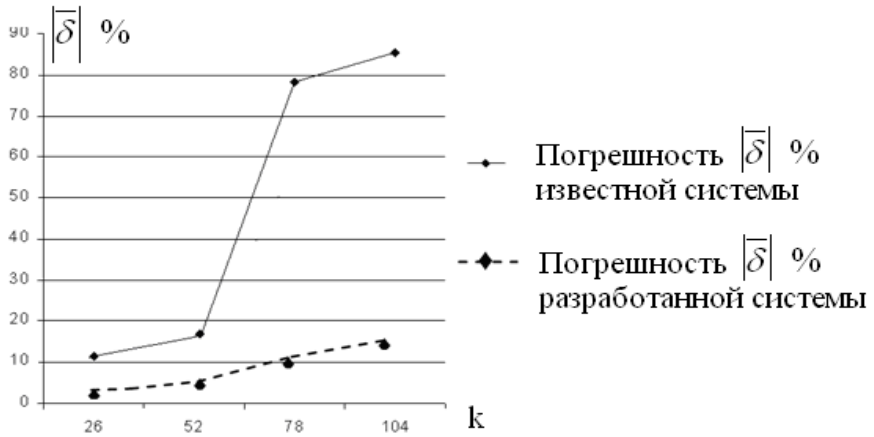

Рис. 9. Погрешности прогнозирования известной и разработанной системы контроля

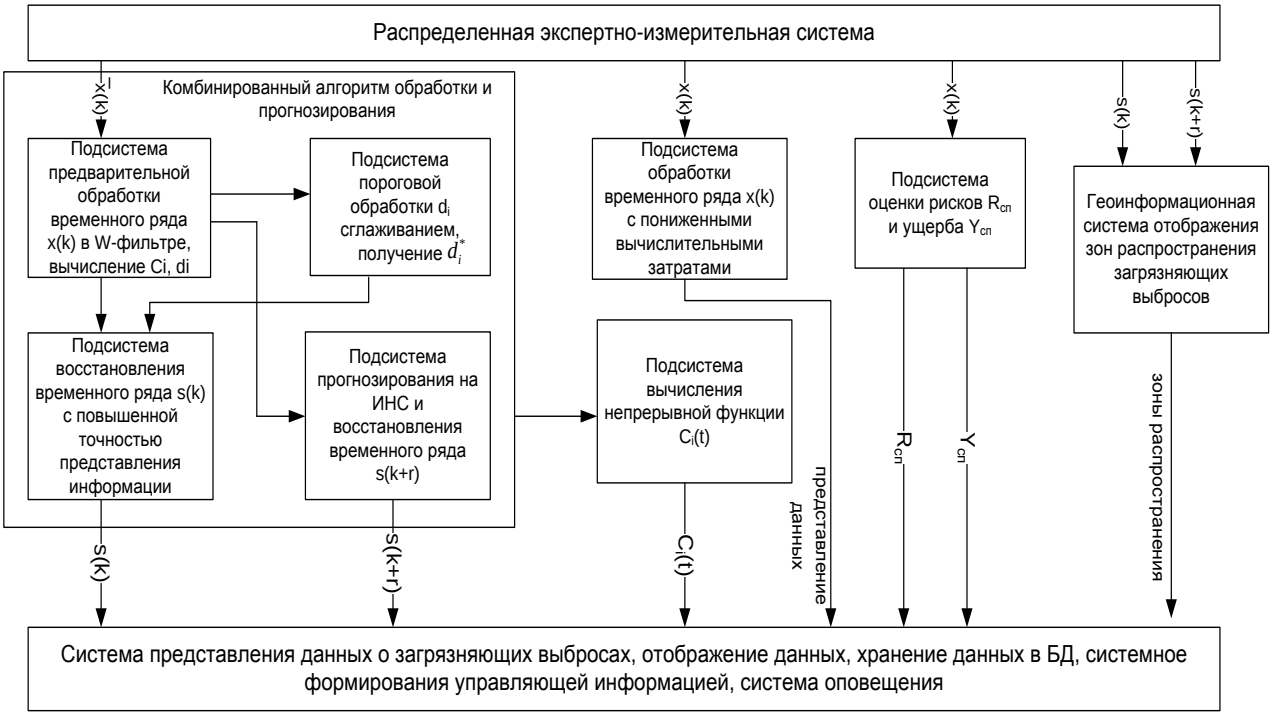

Рис. 10. Структурная схема программно-аппаратной части автоматизированной системы мониторинга

Выводы

Созданная с применением современных технологий искусственных нейронных сетей и математического аппарата вейвлет-преобразований система автоматизированного контроля и прогнозирования оснащена аппаратно-

программной реализацией на основе современной микропроцессорной техники. В созданной системе решены вопросы более высокой динамики адаптации архитектуры обработки данных при динамично изменяющихся условиях экологической безопасности. В созданной системе автоматизированного контроля осуществляется прогнозирование с существенно меньшей погрешностью по сравнению с известными и увеличено время предсказаний.

Литература

1 Иващук О. А., Константинов И. С. Автоматизированная система управления экологической безопасностью промышленно-транспортного комплекса // Вестник компьютерных и информационных технологий. 2009. № 8. С. 44-49.

2. Бокс Дж., Дженкинс Г. Анализ временных рядов. Прогноз и управление. М.: Мир, 1974. 408 с.

3. Айфичер Э., Эммануил С., Джервис Барри У. Цифровая обработка сигналов: практический подход, 2-е издание. / Пер с англ. М.: Издательский дом “Вильямс”, 2004. 992 с.

4. Галушкин А. И. Нейронные сети. Основы теории. М.: Горячая линия Телеком, 2010. 480 с.

5. Белов А. А., Кропотов Ю. А. Исследование вопросов сжатия и поиска картографической информации методом вейвлет-преобразований в экологической геоинформационной системе // Вестник компьютерных и информационных технологий. 2008. № 12. С. 9-14.

6. Проскуряков А. Ю. Модель прогнозирования временных рядов на трехслойном персептроне в информационной системе мониторинга загрязняющих выбросов // Радиотехнические и телекоммуникационные системы. 2014. № 2. С. 57–63.

7. Белов А. А., Проскуряков А. Ю. Комбинированный алгоритм прогнозирования на базе вейвлет-преобразования и нейронных сетей // Методы и устройства передачи и обработки информации. 2011. № 13. С. 109-113.

8. Белов А. А., Кропотов Ю. А., Проскуряков А. Ю. Вопросы обработки экспериментальных временных рядов в электронной системе автоматизированного контроля // Вопросы радиоэлектроники. Серия ОТ. 2010. Вып. 1. С. 95 – 100.

9. Белов А. А. Кропотов Ю. А., Проскуряков А. Ю. Автоматизированный анализ и обработка временных рядов данных о загрязняющих выбросах в системе экологического контроля // Информационные системы и технологии. 2010. № 6(62). С. 28 – 35.

10. Белов А. А., Проскуряков А. Ю. Разработка телекоммуникационной системы газового мониторинга для промышленности и коммунального хозяйства с нейросетевой обработкой и прогнозированием данных // Радиотехнические и телекоммуникационные системы. 2012. № 2. С. 63-67

References

1. Ivashhuk O. A., Konstantinov I. S. Avtomatizirovannaja sistema upravlenija jekologicheskoj bezopasnost'ju promyshlenno-transportnogo kompleksa [The Automated Control System of Ecological Safety of Industrial and Transport Complex]. *Vestnik komp'juternyh i informacionnyh tehnologij*, 2009, no. 8, pp. 44-49 (In Russian).

2. Boks Dzh., Dzhenkins G. *Analiz vremennyh rjadov. Prognoz i upravlenie* [Time Series Analysis. Forecast and Control]. Moscow, World Publ, 1974. 408 p. (In Russian).

3. Ifeachor, Emmanuel C., Barrie W. Jervis. Digital signal processing: a practical approach. Pearson Education, 2002.

4. Galushkin A. I. *Nejronnye seti. Osnovy teorii* [Neural Network. Fundamentals Theory]. Moscow, Hotline-Telecom Publ, 2010. 480 p. (In Russian)

5. Belov A. A., Kropotov Y. A. Issledovanie voprosov szhatiia i poiska kartograficheskoi informatsii metodom veivlet-preobrazovanii v ekologicheskoi geoinformatsionnoi sisteme [Research of Questions the Compression and Retrieval of Map Information by Wavelet Transforms Environmental Geographic Information System]. *Vestnik komp'juternyh i informacionnyh tehnologij*, 2008, no. 12, pp. 9-14 (In Russian).

6. Proskurjakov A. Y. Model' prognozirovaniia vremennykh riadov na trekhsloinom perseptrone v informatsionnoi sisteme monitoringa zagriazniaiushchikh vybrosov [Model Prediction of Time Series on the Three-Layer Perceptron in the Information System for Monitoring of Pollutant Emissions]. *Radiotehnicheskie i telekomunikacionnye sistemy*, 2014, no. 2, pp. 57-63 (In Russian).

7. Belov A. A., Proskurjakov A. Y. Kombinirovannyi algoritm prognozirovaniia na baze veivlet-preobrazovaniia i neironnykh setei [Combined Prediction Algorithm Based on Wavelet Transform and Neural Networks]. *Metody i ustrojstva peredachi i obrabotki informacii*, 2011, no. 13, pp. 109-113 (In Russian).

8. Belov A. A., Kropotov Y. A., Proskurjakov A. Y. Voprosy obrabotki jeksperimental'nyh vremennyh rjadov v jelektronnoj sisteme avtomatizirovannogo kontrolja [Questions Processing of Experimental Time Series in the Electronic System of Automated Control]. *Voprosy radiojelektroniki*, 2010, Part. 1, pp. 95–100 (In Russian).

9. Belov A. A., Kropotov Y. A., Proskurjakov A. Y. Avtomatizirovannyj analiz i obrabotka vremennyh rjadov dannyh o zagrjaznjajushhih vybrosah v sisteme jekologicheskogo kontrolja [Automated Analysis and Processing of Time-Series Data on Pollutant Emissions in the Environmental Control]. *Informacionnye sistemy i tehnologii*, 2010, no. 6(62), pp. 28–35 (In Russian).

10. Belov A. A., Proskurjakov A. Y. Razrabotka telekommunikacionnoj sistemy gazovogo monitoringa dlja promyshlennosti i kommunal'nogo hozjajstva s nejrosetevoj obrabotkoj i prognozirovaniem dannyh [Development of Telecommunication Gas Monitoring System for Industry and Utilities with Neural Network Processing and Forecasting Data]. *Radiotehnicheskie i telekommunikacionnye systemy*, 2012, no. 2, pp. 63-67 (In Russian).

Статья поступила 19 июня 2015 г.

Информация об авторах

Кропотов Юрий Анатольевич – доктор технических наук, профессор. Зав. кафедрой «Электроники и вычислительной техники». Муромский институт (филиал) ФГБОУ ВПО «Владимирский государственный университет имени Александра Григорьевича и Николая Григорьевич Столетовых». Область научных интересов: телекоммуникационные информационно-управляющие системы. Тел.: +7-49234-772-72. E-mail: kaf-eivt@yandex.ru

Проскуряков Александр Юрьевич – кандидат технических наук. Доцент кафедры «Электроники и вычислительной техники». Муромский институт (филиал) ФГБОУ ВПО «Владимирский государственный университет имени Александра Григорьевича и Николая Григорьевич Столетовых». Область научных интересов: телекоммуникационные системы мониторинга и прогнозирования, обработка информации. Тел.: +7-49234-772-72. E-mail: kaf-eivt@yandex.ru

Белов Алексей Анатольевич – кандидат технических наук, доцент. Доцент кафедры «Электроники и вычислительной техники». Муромский институт (филиал) ФГБОУ ВПО «Владимирский государственный университет имени Александра Григорьевича и Николая Григорьевич Столетовых». Область научных интересов: телекоммуникационные системы мониторинга и прогнозирования, обработка информации. Тел.: +7-49234-772-72. E-mail:kaf-eivt@yandex.ru

Колпаков Александр Анатольевич - старший преподаватель кафедры «Электроники и вычислительной техники». Муромский институт (филиал) ФГБОУ ВПО «Владимирский государственный университет имени Александра Григорьевича и Николая Григорьевич Столетовых». Область научных интересов: распараллеливание вычислительных процессов, обработка информации. Тел.: +7-49234-772-72. E-mail: kaf-eivt@yandex.ru

Адрес: Россия, 602264, г. Муром, ул. Орловская, д. 23.

Models, Algorithms System of Automated Monitoring and Management of Ecological Safety Industrial Plants

Kropotov Y. A., Proskuryakov A. Y., Belov A. A., Kolpakov A. A.

Purpose. *One solution to the problem of reducing emissions of polluting emissions from industrial plants is the constant research and forecasting, the emission concentrations using the control system of ecological safety, which is part of the process control industrial enterprise. This is urgent to create a model of the system of operational control, taking into account the dynamics of changes in the parameters, the values of the time series prediction of pollutant emissions and geo-information display with location.* ***Methods.*** *During the research applied the methods of wavelet transformation, neural processing methods and forecasting data.* ***Results.*** *The work carried out research and development of models, methods and algorithms for predicting the data on levels of concentrations pollutant emissions in automated information systems for monitoring adverse impact on the environment of an industrial enterprise. Forecasting and*

presenting data is carried out using a combination algorithm based on the wavelet transform and artificial neural network technology.

Key words: algorithms for processing, environmental monitoring, time series, the combined prediction, artificial neural networks, wavelet transform.

Information about Authors

Kropotov Yurij Anatolievich – Dr. habil. of Engineering Sciences, Professor, Head of the Department of «Electronics and Computer Science» Murom institute (branch) of the «Vladimir State University named after Alexander and Nickolay Stoletovs». Field of research: telecommunication information and control systems. Ph.: +7-49234-77272. E-mail: kaf-eivt@yandex.ru

Proskuryakov Alexander Jurievich - Ph.D. of Engineering Sciences, Associate Professor at the Department of «Electronics and Computer Science» Murom institute (branch) of the «Vladimir State University named after Alexander and Nickolay Stoletovs». Field of research: telecommunications monitoring and forecasting system, information processing. Ph.: +7-49234-772-72. E-mail:kaf-eivt@yandex.ru

Belov Alexey Anatolievich – Ph.D. of Engineering Sciences, Docent, Associate Professor at the Department of «Electronics and Computer Science» Murom institute (branch) of the «Vladimir State University named after Alexander and Nickolay Stoletovs». Field of research: telecommunications monitoring and forecasting system, information processing. Ph.: +7-49234-772-72. E-mail: kaf-eivt@yandex.ru

Kolpakov Aleksandr Anatolievich - Senior Lecturer of Department «Electronics and Computer Science» Murom institute (branch) of the «Vladimir State University named after Alexander and Nickolay Stoletovs». Field of research: parallelization of computing processes, information processing. Ph.: +7-49234-772-72. E-mail: kaf-eivt@yandex.ru

Address: Russia, 602264, Murom, Orlovskaya street, 23.