

Паршин Дмитрий Яковлевич, доктор технических наук, профессор, профессор кафедры «Электротехника и автоматика» Ростовского государственного строительного университета, т.: 89185086649, e-mail: d.parshin@mail.ru;

Огородний Денис Николаевич, аспирант кафедры «Электроника и автоматика» Ростовского государственного строительного университета, т.: 89081939894, e-mail: ogorodden@yandex.ru;

Шишова Рита Гучипсовна, старший преподаватель кафедры строительных и общепрофессиональных дисциплин ФГБОУ ВПО «Маикопский государственный технологический университет».

ИНТЕГРАЦИЯ СИСТЕМ УПРАВЛЕНИЯ СТРОИТЕЛЬНЫХ ХОЛДИНГОВ НА ОСНОВЕ НЕЙРОСЕТЕВОЙ КООРДИНАЦИИ

(рецензирована)

В статье рассмотрены вопросы интеграции систем технологического управления строительных холдингов с непрерывным циклом переработки и производства мелкосерийных и индивидуальных изделий. В рамках единой системы управления холдингом описывается информационное представление подразделений с разным уровнем автоматизации, распределенных территориально. Предлагаются алгоритмы реконфигурации управляющих систем технологического оборудования по результатам оперативного контроля состояния. Рассмотрены вопросы интеграции локальных систем подразделений в распределенную систему управления холдинга с интеллектуальным и прогнозирующим управлением на основе нейросетевой координации.

Ключевые слова: автоматизированная система управления, строительные холдинги, нейросетевая координация, синхронизация технологического оборудования, риск бизнес-процесса.

Parshin Dmitry Yakovlevich, Doctor of Technical Sciences, professor, professor of the Department of Electrical Engineering and Automation, Rostov State University of Civil Engineering, tel: 89185086649, e-mail: d.parshin@mail.ru;

Ogorodniy Denis Nicholaevich, post graduate student of the Department of Electronics and Automatics of Rostov State University of Civil Engineering, tel.: 89081939894, e-mail: ogorodden@yandex.ru;

Shishova Rita Guchipsovna, senior lecturer of the Department of Construction and General Professional Disciplines of FSBEI HPE "Maikop State Technological University".

INTEGRATION OF BUILDING HOLDINGS CONTROL SYSTEMS BASED ON NEURONET COORDINATION

(reviewed)

The article deals with the integration of the technological control systems of building holdings with a continuous cycle of processing and production of small series and individual products. As part of a unified system of holding management information view of units with varying levels of automation, distributed geographically has been described. Algorithms for reconfiguration control systems of technological equipment as a result of operational monitoring have been offered. The problems of integration of the local units in a distributed holding control system with intelligent and predictive control based on neural network coordination have been considered.

Keywords: automated control system, building holdings, neural coordination, synchronization of technological equipment, business process risks.

Переход к холдинговой организационной структуре позволяет динамично расширять производственные возможности, решать межфункциональные проблемы производства, управлять в единых рамках разнородными по объемам и видам бизнес-процессами. При такой структуре создаются условия для оперативной модернизации и внедрения автоматизированных и информационно-управляющих систем, гибких автоматизированных линий мелкосерийного производства. Однако в иерархической структуре управления возникают встречные последовательно-параллельные информационные потоки, которые не синхронизированы во времени и принятия решений производится локально без учета глобального критерия эффективности.

Учитывая современное развитие компьютерных технологий, предлагается в информационно-управляющую систему автоматизации холдинга интегрировать программные модули многослойной

нейронной сети, которые позволяют исключить неопределенные состояния, выбирать в реальном масштабе времени конфигурационные параметры оборудования. Кроме того, кольцевые последовательно-параллельные нейронные структуры позволяют синхронизировать информационное представление систем управления. В программных модулях многослойной нейронной сети системы автоматизации холдинга используется векторный перцептрон. Для повышения вероятности выбора состояния системы управления из нескольких потенциально-возможных используются следующие типы векторов: $W^{1,1}$ – текущий вес вектора входных состояний I^p компонентов p управляющей системы, b^1 – фиксированный вес соответствующего компонента p управляющей системы, определяемый его техническими характеристиками, a^1 – вектор активизации компонента p , входящего в выбранное состояние. Выбор активного состояния производится по максимальному значению a^1 для параллельных алгоритмов: $a^1 = \max(I^p \cdot W^{1,1} + b^1)$. В случае слабой различимости максимума выбирается минимальное a^1 : $a^1 = \min(I^p \cdot W^{1,1} + b^1)$.

Для клиент-серверной реализации применяется многослойная сеть перцептронов, выполняемых каждым клиентом: $S^1 = K$. Для этого организуется синхронная передача входного вектора состояния i с равным для всех текущим весом $w^{1,1}$. Выбор состояния в этом случае осуществляется как: $a^1 = \max(i \cdot w^{1,1} + b_s^1) \Big|_{a_s^1 = a_s^s}$, где b_s^1 – фиксированный для клиента S вес соответствующего компонента p управляющей системы, a_s^1 и a_s^s – векторы выбора состояний всех клиентов S .

Далее рассмотрим способы решения задач интеграции территориально-распределенных локальных систем управления технологическими линиями строительных холдингов в комплексную автоматизированную систему управления. В частности рассмотрим методы и алгоритмы оперативного управления холдингом с прогнозированием операций, ускорения операций контроля оборудования при синхронизации по текущему состоянию, интеграции локальных систем управления в распределенную сеть с нейросетевой координацией, информационного представления восстановления технологического процесса.

Управление с прогнозированием операций. Система управления строительным холдингом с непрерывным циклом переработки и производства мелкосерийных и индивидуальных изделий базируются на регламентированных нормативными документами технологиях. Основными функциями системы оперативного управления являются согласование последовательно работающих установок, перераспределение сырья между линиями изготовления продукции, переключение накопителей установок для выполнения требований качества. Однако, в известных системах оперативного управления указанные ситуации не находят разрешения.

Предлагается для прогнозирования выполнения операций использовать самоорганизующуюся нейронную сеть Хэмминга, в которой весовые коэффициенты нейронов задаются на основе априорной информации о топологии технологических линий. Результатом ассоциативного итерационного прогноза является единственный вариант включения и синхронизации установок и линий. Нейронная сеть контура оперативного управления образуется набором статических нейронов:

$$x(k) = [1, x(k), x(k-1), \dots, x(k-(N-1)), y(k-P), y(k-P+1), \dots, y(k-1)],$$

соответствующих k установкам предприятия с N задержками; набором динамических нейронов $y(k-P)$, соответствующих линиям с P задержками; матрицей обратных связей статических нейронов $W = [W_{kl}]$, отражающих взаимосвязь установок; матрицей обратных связей динамических нейронов $T = [T_{ij}]$, отражающих текущую производительность; матрицами перекрестных связей $H^x = [H_{ik}^y]$, $H^y = [H_{ki}^x]$, $H_{ik}^y = H_{ik}^x$ между наборами нейронов x и y , отражающих результативность или квалификацию оператора. Динамика полученной нейронной сети описывается как:

$$Y_k = \sum_{j=1}^N H_{kj}^x \cdot V_j - I_k^x + \sum_{l=1}^{N-P} W_{kl} \cdot V_l^x, \quad dU_i/dt = -U_i/S + \sum_{j=1}^N T_{ij} \cdot V_j - I_i^y + \sum_{i=1}^{N-P} H_{il}^y \cdot V_l^x,$$

где Y_k и U_i – соответственно, продукция линии y и объем подготовленного сырья установки k ; V_i^s – функция активизации статических нейронов; V_j – модель дискретного времени выходов динамических нейронов, определяемая за длительность производственной смены S .

При выборе количества задержек $N=P=3$ для каждой установки и линии производства рассчитывается полученный объем продукции из подготовленного сырья, прогнозируемый объем продукции из загруженного сырья и прогнозируемый объем сырья для требуемого объема продукции.

Программные модули прогнозирующей обработки выполняются на языке программирования C++ и дополняют специализированную библиотеку математического расширения системы управления предприятием.

Синхронизация технологического оборудования. Рассмотрим решение задачи ускорения операций контроля технологического оборудования при синхронизации по текущему состоянию. Исходный технологический процесс относится к квазипараллельным с фиксированным интервалом дискретизации управления локальным контроллером. Временная диаграмма контроля качества производства по трем параметрам показана на рисунке 1.

При выполнении контроллером P1 программного модуля SM последовательно вводятся значения аналого-цифровых преобразователей датчиков Input A – Input C, вычисляется текущие

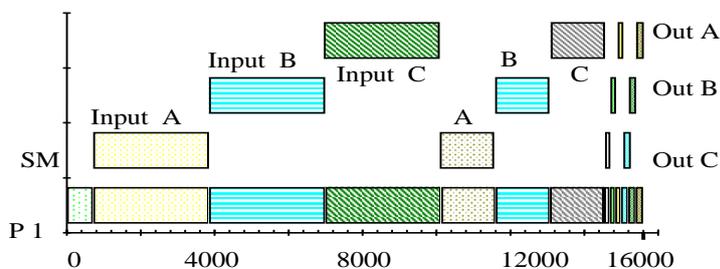


Рис. 1 – Временная диаграмма контроля качества производства

значения параметров и формируются управляющие воздействия Out A – Out C.

Учитывая наличие контроллеров в каждой установке и технологическую диаграмму контроля качества возможно параллельное выполнение указанных операций тремя контроллерами при введении точек синхронизации перед управляющими воздействиями, для чего производится замена существующего модуля SM на модуль синхронизации PM (рис. 2).

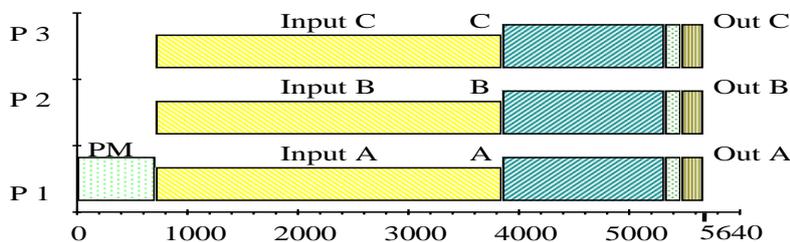


Рис. 2 – Временная диаграмма контроля качества производства с модулем синхронизации

Следует отметить, что основные вычислительные модули алгоритмически остаются неизменными, а модуль PM отличается от модуля SM дополнительным интервалом дискретизации.

Учитывая прямо пропорциональную потребность во времени квазипараллельного выполнения операций от их количества, можно утверждать, что в предлагаемом последовательно-параллельном режиме дополнительный сегмент синхронизации потребует незначительного дополнительного ресурса времени и получаемое ускорение выполнения операций будет сравнимо с теоретически достижимым коэффициентом ускорения: $k_t = t_{sm} / t_{pm} = P = 3$, где t_{sm} , $t_{pm} = t_{sm} / P$ – длительности выполнения операций в исходном и предлагаемом вариантах; P – количество контроллеров.

Реально достигнутый коэффициента ускорения выполнения операций линии из трех технологических установок определяется по временной технологической карте системного монитора в интервалах дискретизации управления:

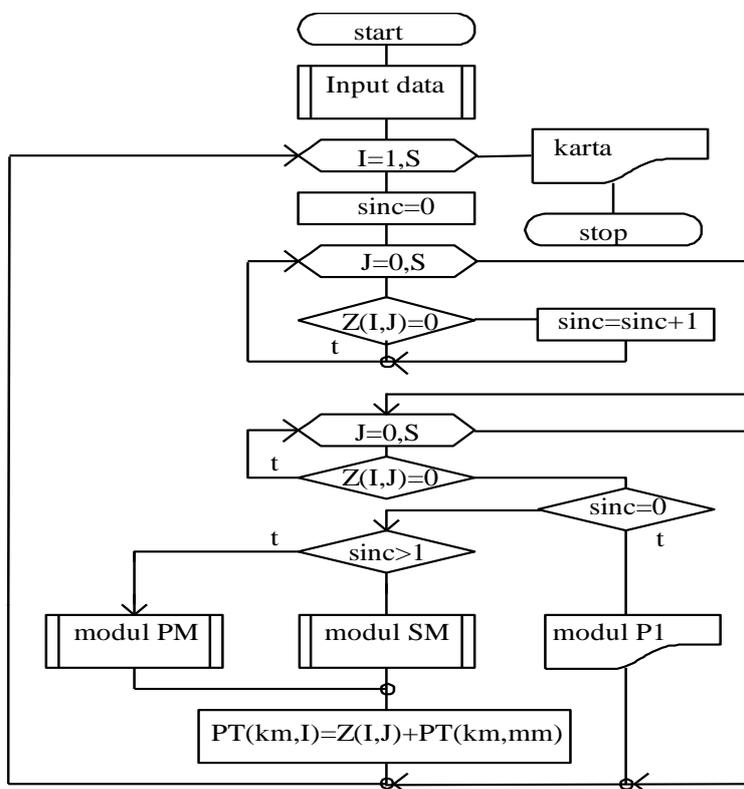
$$k_r = \frac{t_{sm} - t_{sc}}{t_{p1} - t_{sc} + t_{pc}} = \frac{15600 - 710}{5640 - 710 - 80} = 2.97,$$

где t_{sc} , t_{pc} – длительности модулей SM и PM, соответственно; t_{p1} – длительность ожидания точки синхронизации.

Распределение операций, вычисление длительностей модулей и подготовку технологической карты выполняется по алгоритму рисунке 3. Входные данные подготавливаются в виде матрицы пространства состояний установок с указанием потенциально возможных операций. Алгоритм включает-ся в состав контура оперативного управления производственной линии или оборудования с несколькими установками, оснащенных программируемыми контроллерами. В результате при изменении состояния или производительности не требуется переналадка и остановка технологических линий.

Рис. 3 – Алгоритм вычисления длительностей модулей и подготовки технологической карты

Интеграция локальных систем управления. При интеграции локальных систем управления в



распределенную сеть для сохранения линейной зависимости скорости обработки операций ограничивается количество активных технологических линий с удаленным мониторингом. Необходимость сохранения производительности бизнес-процессов при отказах и сбоях установок приводит к дополнительному резервированию или простоя оборудования. Создающиеся обходные или резервные информационные потоки требуется проверять на корректность во всем пространстве состояний. Такая задача является полиномиальной и для комплексной системы автоматизации строительного холдинга становится неразрешимой в реальном масштабе времени. Эвристические алгоритмы по методу ветвей и границ или динамического программирования, дают приближенное решение только в подмножестве пространства состояний без учета всех параметров используемого технологического процесса. В результате может быть использована установка с неустойчивым отказом, что приведет к неустойчивости управления всего бизнес-процесса в целом.

Рассмотрим модель интеграции с прогнозирующим управлением на основе самоорганизующейся нейронной сети Хопфилда, в которой весовые коэффициенты нейронов задаются на основе априорной информации о топологии локальных систем управления. Сеть состоит из двух слоев, каждый слой имеет по m нейронов, соответствующих установкам технологического оборудования (рис. 4).

Нейроны первого слоя имеют x_n входов, на которые подается информация о количестве успешных использований установок в активном бизнес-процессе. Нейроны второго слоя связаны между собой ингибиторными синаптическими информационными потоками. При опытной эксплуатации оборудования весовым коэффициентам первого слоя и порогу активационной функции присваиваются следующие значения:

$$w_{ik} = 0,5x_i^k, \quad i = 0, n-1; \quad k = 0, m-1; \quad T_k = n/2.$$

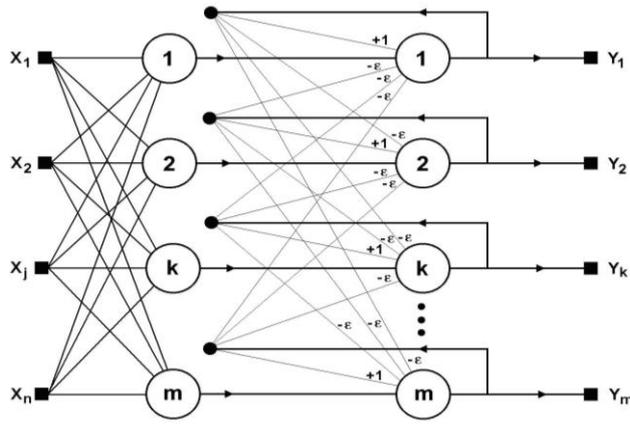


Рис. 4 – Самоорганизующаяся нейронная сеть

Здесь x_i^k – i -ый элемент k -ой установки технологического оборудования. Весовые коэффициенты ингибиторных входов второго слоя равны обратной величине наработки на отказ моделируемой нейроном установки. При первом пуске технологической линии в исходный вектор параметров установок заносятся их паспортные характеристики: $X = \{x_i : i = 0, n-1\}$. Исходные состояния первого и выходы второго слоев нейронов равны:

$$y_j^{(1)} = s_j^{(1)} = \sum_{i=0}^{n-1} w_{ij} x_i + T_j ; j = 0, m-1 ; y_j^{(2)} = y_j^{(1)} .$$

Текущие состояния и значения выходов нейронов второго слоя вычисляются как:

$$s_j^{(2)}(p+1) = y_j(p) - \varepsilon \sum_{k=0}^{m-1} y_k^{(2)}(p), k \neq j, j = 0, m-1 ; y_j^{(2)}(p+1) = f[s_j^{(2)}(p+1)] j = 0, m-1 .$$

В процессе проверки изменения выходов нейронов второго слоя порог активационной функции $f[s]$ координируется срабатыванием нейронов, образующих информационный поток активной технологической линии бизнес-процесса. С целью минимизации ошибки прогнозирования состояния оборудования используется алгоритм Кохонена для входных параметров нейрона, поступающих с выходов предыдущего слоя $y_j^{(n-1)}$, и его весовых коэффициентов, соответствующих текущим относительным коэффициентам сбоя установок технологического оборудования:

$$w_{ij}(t) = w_{ij}(t-1) + \alpha \cdot [y_i^{(n-1)} - w_{ij}(t-1)] ,$$

где $y_j^{(n-1)}$ – выходное значение нейрона i слоя $(n-1)$, $y_j^{(n)}$ – выходное значение нейрона j слоя n ; $w_{ij}(t)$ и $w_{ij}(t-1)$ – весовые коэффициенты выхода, соединяющего эти нейроны, на итерациях t и $t-1$ соответственно; α – коэффициент скорости обучения.

Рассмотренная нейросетевая координация и метод обучения ориентированы на выделение установок с минимальными коэффициентами сбоя. В процессе функционирования технологических линий весовые коэффициенты $w_{ij}(t)$ загружаются в контур оперативного управления комплексной автоматизированной системы холдинга для принятия решения о модернизации или замене оборудования и возможности его использования для расширения производства.

Для выявления оборудования с фактически истекающим ресурсом и предаварийным состоянием вводится третий скрытый слой нейронов по типу нейросетей Хемминга. Текущие состояния и значения выходов нейронов этого слоя вычисляются как:

$$s_j^{(3)}(p+1) = y_j(p) + \varepsilon \sum_{k=0}^{m-1} y_k^{(3)}(p), k \neq j, j = 0, m-1 ;$$

$$y_j^{(3)}(p+1) = f[s_j^{(3)}(p+1)] j = 0, m-1, \sum_j y_j^{(3)} \in N .$$

Результаты третьего слоя нейронов используются для прогнозирования технологических рисков, оценки и расчета потерь бизнес-процессов.

Информационное представление восстановления процесса. Для восстановления технологического процесса без приостановки бизнес-процесса между локальными системами управления необходимо создать избыточные информационные потоки. Наименьшей избыточностью дополнительного оборудования обладают кольцевые структуры. Процесс восстановления осуществляется путем перебора доступных информационных потоков и носит логико-временной характер. Для устранения NP-полного перебора предлагается проводить восстановление по накапливаемой в процессе функционирования информации об установках с нестабильным временем операций. Для этого в локальные системы управления вводится функция восстановления $rstn$ с нелинейной зависимостью переключения FN , эквивалентная элементарному нейрону (рис. 5). В результате осуществляется динамический выбор потенциально надежной установки, т.е. производится оптимизация структуры тех-нологического процесса

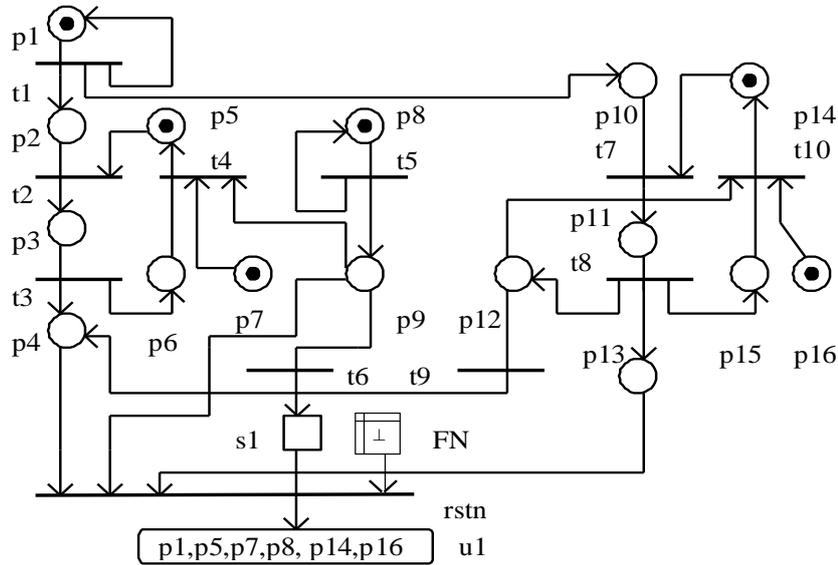


Рис. 5 – Расширенная временная сеть Петри

по критерию максимальной управляемости в реальном масштабе времени.

Учитывая логико-временной характер восстановления, в качестве модели выбрана расширенная временная сеть Петри. Активизация информационного потока из множества доступных выполняется по правилу:

$$AD = (AM \wedge \overline{rstn}) \vee (AR \wedge \overline{AM}) \vee (AS \wedge \overline{AR}),$$

где $rstn$ – функция восстановления, активизирующая информационный поток; $AM = \{t_1, t_2, t_3\}$, $AR = \{t_1, t_2, t_3, t_4\}$, $AS = \{t_1, t_2, t_3, t_4, t_5\}$ – алгоритмы основного, смежного и кольцевого обмена информацией.

Логическая и временная корректность восстановления технологического процесса в предлагаемой модели обеспечивается выполнением следующего алгоритма:

$$\forall S_i \in SPRE(rstn) : (M_g(S_i) \geq 1) \wedge ((t_{\min} \leq \tau_{rstn} \leq t_{\max}) \vee (\tau_{rstn} \geq t_{rstn} + T_{rstn})) : k_{rstn} = 1,$$

где $SPRE(rstn)$ – множество условий управления S_i функции $rstn$; M_g – текущее состояние модели; $\tau_{rstn} = \min(FN)$ – минимальное значение длительности операции $rstn$ для установки с нестабильным временем операций; t_{\min} , t_{\max} , T_{rstn} – минимальное, максимальное время операции и математическое ожидание длительности восстановления; k_{rstn} – признак дальнейшего изменения состояния M_{g+1} в текущей структуре информационного обмена.

Состояние $M_{g+1}(p) = M_{rstn}(p)$ после восстановления вычисляется как:

$$M_{rstn}(p) : (M_{rstn}(p_j) = 0 | p_j \in PPRE(rstn)) \wedge (M_{rstn}(p_l) = O(rstn, p_l) | p_l \in PPOST(rstn) \wedge (M_{rstn}(p) - M_g(p)))$$

$$| p \in PPRE(rstn) \wedge (V_{g+1} \geq V_g + VL((t_{\min} \leq \tau_{rstn} \leq t_{\max}) \vee (\tau_{rstn} \geq t_{rstn} + T_{rstn}))),$$

где $PPRE(rstn)$, $PPOST(rstn)$ – множество входных и выходных условий p_i операции $rstn$; $O(rstn, p_i)$ – функция выходной инцидентности операции $rstn$; V_g , V_{g+1} , VL – значения счетчика реального времени в состояниях M_g , M_{g+1} и функция извлечения временных параметров из логического выражения операции $rstn$.

Таким образом, восстановление технологического процесса осуществляется динамической

однослойной нейросетью из трех нейронов, моделирующей потенциально возможные информационные потоки.

Изложенные методы позволяют выполнить основные требования к системной интеграции: синхронно изменять показатели по всем уровням автоматизации, сократить количество и объем процедур управления, обеспечить устойчивость и непрерывность технологических цепочек бизнес-процессов, создать условия для гибкого расширения и модернизации производственных возможностей холдинга. Предложенные модели и алгоритмы позволяют осуществить нейросетевую координацию, обеспечивающую устранение избыточности и противоречивости встречных информационных потоков в иерархических системах управления, синхронизацию технологических цепочек бизнес-процессов, а также увеличение коэффициента использования оборудования и снижение влиянию ошибок операторов установок.