*УДК 34: 539*

# АЛГОРИТМ АНАЛИЗА ЧРЕЗВЫЧАЙНЫХ СИТУАЦИЙ МЕТОДАМИ ТЕОРИИ ДИНАМИЧЕСКИХ СИСТЕМ

Ю.И. БОХАН[1],
А.Н. ТОЛОЧКО[2]

[1]*УО «Витебский государственный университет им. П.М. Машерова», 33, Московский пр., 210038, Витебск, Беларусь*
[2]*Ленинское РУВД г. Минска*

Рассмотрены методологические подходы к анализу чрезвычайных ситуаций, основанные на использовании теории динамических систем и позволяющие учитывать малые возмущения, приводящих к неустойчивости систем и, как следствие, появление критических ситуаций. Дан краткий обзор методов теорий динамических систем, нейронных сетей, распознавания и перколяции. Предложен алгоритм моделировании чрезвычайной ситуации, который может быть применен к различным технологическим объектам.

**Ключевые слова:** чрезвычайные ситуации, моделирование, теория динамических систем.

**Введение.** Современное общество, стремясь установить свое господство над природой, столкнулось с ситуацией, когда функционирование искусственно созданной «второй природы» – техносферы все чаще стало приобретать критический характер развития, оборачиваться катастрофическими ситуациями. Усиливающийся конфликт между человеческой деятельностью и окружающей средой по ее приспособлению к общественным нуждам стал приводить к природным, экологическим, технологическим, социальным катастрофам. В общем, самом широком смысле слова, под катастрофой понимается переход, скачок из одного состояния развития социальной системы в другое. Как правило, общество и общности, попадая в катастрофические ситуации, имеют несколько возможных путей изменения: от распада до устойчивого развития. Свершившиеся катастрофы приводят к нарушению нормального экономического, социального, политического, духовного развития общества или его части, сопровождаются большими людскими и материальными потерями. Природные катастрофы (наводнения, землетрясения, засухи, ураганы, смерчи и т.п.) вызываются действием стихийных сил природы. Человеческое общество пока не в состоянии их полностью предотвратить. Но своей деятельностью, например, по их предсказанию – научному прогнозу, оно может минимизировать потери, и напротив, своей бездеятельностью или необдуманными действиями (уничтожение лесов, источников воды, загрязнение среды обитания и т.п.) может многократно усилить имеющийся у природы разрушительный потенциал. Экологические катастрофы вызываются локальными или планетарными дисфункциями биосферы. Чаще всего они вызываются воздействием социума на среду обитания, использованием, потреблением природно-ресурсного потенциала. Растущее давление человека на природу подрывает восстановительную способность биосферы, ее основных звеньев и, в конечном счете, вызывая локальные катастрофы, готовят условия для катастрофы глобальной. Технологические (техногенные) катастрофы также в своей основе имеют социальные причины, т.к. технические системы создаются людьми, управляются ими и функционируют в обществе. Энергетические, ядерные, транспортные, инфраструктурные аварии и катастрофы вызываются рассогласованием взаимодействия элементов человеко-машинных систем. В этом типе катастроф по мере развития техники огромную роль начинает играть человеческий фактор в своих проявлениях инженерных ошибок, просчетов персонала, неэффективной помощи спасательных служб. Возрастание размеров и мощи технических систем ведет к увеличению масштабов людских, материальных и экологических потерь. Социальные катастрофы вызываются непродуманной или сознательной целенаправленной деятельностью по разрушению социальных общностей и государственных систем, изменению социально-политического строя, уничтожению народов, стран, политических союзов, цивилизаций. Этот тип катастроф ведет к огромным человеческим потерям, деградации демографической и социальной структур общества, разрушению духовных основ жизни и проявляется в войнах, конфронтационных противостояниях, бунтах, революциях, контрреволюционных переворотах и целиком детерминирован социальными (экономическими, политическими, психологическими и иными) факторами. В современных условиях многие из них носят латентный характер и очень трудны для распознавания и измерения. Разработка мер по предотвращению чрезвычайных ситуаций производится с обязательным учетом результатов анализа процессов их возможного развития. В свою очередь, анализ этих процессов является наиболее эффективным в тех случаях, когда он осуществляется математическими методами, предполагающими использование определенных количественных показателей.

В настоящее время накоплен большой объем разнообразных методов математического моделирования критических ситуаций. В тоже время теория динамических систем предлагает существенно более разнообразный подход к описанию таких явлений [1–5]. Основой подхода динамических систем является учет малых возмущений, приводящих к неустойчивости системы и, как следствие, появление критической ситуации. Настоящая статья посвящена рассмотрению методологических подходов к анализу чрезвычайных ситуаций с помощью методов теории динамических систем, позволяющей описывать разнообразные критические явления.

**Общие методы теории динамических систем**. Задачу прогноза временной динамики некоторого объекта можно сформулировать следующим образом. Пусть одну из характеристик интересующего нас объекта мы измеряем в моменты τ, 2τ, 3τ,.... Это дает ряд наблюдений $h_1, h_2, h_3, \ldots$ Как по множеству $h_1, \ldots h_n$ предсказать $h_{n+1}, h_{n+2}$ и т.д.? Эту задачу называют проблемой прогноза или задачей построения *предиктора* (от английского to predict – предсказывать). Один из вариантов этого метода — авторегрессия. В этом методе предполагают, что

$$h_{m+n} = a_m h_{n+m-1} + a_{m-1} h_{n+m-2} + \ldots + a_1 h_n \qquad (1)$$

Здесь $a_m, \ldots a_1$ — постоянные коэффициенты. Если заданы $h_1, \ldots, h_N$ то по формуле (1) можно найти $h_{N+1}, h_{N+2}$ и т.д. Коэффициенты $a_1, \ldots, a_m$ также надо найти на основе имеющихся измерений $h_1, \ldots, h_N$ . Исходя из них же, следует разумно выбрать величину *m.* Этот подход широко применяется и в статистике, в техническом анализе и в экономике. Общее решение такого уравнения хорошо известно и имеет вид

$$x_n = \sum A_k e^{\gamma k} = \sum A_k q_k^n \ .$$

Величины $q_k = exp(\gamma_k)$ являются корнями многочлена степени $m$ с коэффициентами $1, -a_m, -a_{m-1}, \ldots, -a_1$ Если все величины $\gamma_k$ — чисто мнимые числа, то решение будет суммой гармонических колебаний, в противном случае оно будет содержать возрастающие или убывающие составляющие.Таким образом, формула (1) определяет элементарный предиктор. Иногда он дает неплохие предсказания на небольшое число шагов. Однако долговременные прогнозы обычно не удаются и, более того, часто не улавливаются даже многие качественные эффекты. Ведь, по существу, описанным методом, мы можем получить в качестве прогноза только простейшие колебания с постоянной, растущей или падающей амплитудой. Поэтому во многих случаях приходится исходить из более общей и глубокой гипотезы. Предположим, что интересующий нас объект описывается некоторой динамической системой

$$\frac{dx}{df} = f(x) + g(x) + \varepsilon(x,t), \qquad (2)$$

$$x(t) = (x_1, x_2, ..., x_p), x(0) = x_0.$$

Здесь член $f(x)$ определяет динамику самого объекта, $g(x)$ — управляющие воздействия, $\varepsilon(x,t)$— шум, связанный с влиянием процессов, находящихся на других уровнях организации, на изучаемый объект, $p$ — размерность фазового пространства (число переменных, характеризующих состояние исследуемого объекта), $x(0)$ — начальные данные.

Предположим также, что существует некоторый прибор, описываемый функцией F, который и определяет результаты измерений

$$h_i = h(\tau_i) = F(x(\tau_i)) \qquad (3)$$

Если по величинам $h_1, ..., h_N$ удается восстановить систему (2), используя, возможно, дополнительную информацию, то мы получаем предиктор, дающий настолько полное и точное описание объекта, насколько это позволяют имеющиеся данные наблюдений. Иначе говоря, найти по множеству $h_1, ..., h_N$ систему (2) — это, по существу, построить феноменологическую модель изучаемого процесса. Однако при анализе многих объектов даже знание величины $p$ может оказаться очень важным.

Вместе с тем дальнейшее развитие синергетики, нелинейной динамики, опирающееся на широкое использование компьютеров, показало, что многие трудности, связанные с построением предикторов, являются не техническими, а принципиальными. Они связаны с парадоксальными свойствами, которыми могут обладать решения систем обыкновенных дифференциальных уравнений,

$$\frac{dx}{df} = f(x), \; x(0) = x_0 \qquad (4)$$

с явлением *динамического хаоса.* На первый взгляд, кажется очевидным, что если мы будем рассматривать асимптотическое поведение ограниченных решений системы уравнений (4) при $t \to \infty$ (установившиеся режимы, как их называют физики), то решение будет стремиться либо к постоянной, либо к периодической функции. Точно так же, кажется, что, зная предиктор вида (4), мы всегда можем дать прогноз на сколь угодно большое время. Оказалось, что если вектор **x** имеет три или более компонент, то модели (4) могут описывать *детерминированное непериодическое движение.* Математическим образом установившихся режимов являются притягивающие множества в фазовом пространстве — *аттракторы* (от английского to attract — притягивать). Аттракторы, описывающие непериодическое движение, получили название *странных.* Типичным и очень важным свойством странных аттракторов является *чувствительность к начальным данным.* Грубо говоря, это свойство означает, что почти все бесконечно близкие траектории с течением времени экспоненциально разбегаются.

Открытие явления динамического хаоса существенно меняет взгляд на саму процедуру сравнения предсказаний теории с экспериментом, постановку ряда задач управления сложными системами. В самом деле, раньше, если экспериментальная кривая $x(t)$ расходилась с теоретической $y(t)$ , то можно было заключить, что теория не описывает эксперимент. Теперь, после открытия динамического хаоса, стала видна еще одна возможность, — модель хороша, но исходная система обладает чувствительностью к начальным данным. Отсюда следует, в частности, что для того, чтобы выяснить, удовлетворительна ли модель, в этом случае нельзя "поточечно", на одни моменты времени сравнивать траекторию, даваемую моделью, и самим объектом. Нужно сравнивать некоторые функционалы на траектории. Чувствительность к начальным данным означает, что малые воздействия могут существенно изменить траекторию через некоторое, может быть весьма небольшое, время. Малые причины в таких системах могут иметь большие следствия. Развитие этих соображений привело к созданию нового раздела на стыке теории управления, качественной теории дифференциальных уравнений, эргодической теории — *теории управления хаосом* [2].

**Нейронные сети и распознавание образов.** В основе теории нейронных сетей лежит понятие о формальных нейронах как особых вычислительных элементах, которые функционируют аналогично биологическим нейронам – нервным клеткам [6]. Каждый нейрон имеет некоторое множество возбуждающих входов и один выход. При наличии сигналов на возбуждающих входах нейрон способен переходить в возбужденное состояние и выдавать определенный сигнал на выходе. Нейроны благодаря наличию между ними связей образуют нейронные сети. По своей сути нейронные сети представляют собой наборы математических и алгоритмических методов для решения широкого круга задач.

Связи между нейронами характеризуются весами $w_{ij}$. Нейроны могут также получать внешние сигналы $X_i$ с весами $w'_{ik}$ .Таким образом, типичная операция, выполняемая нейроном в сети — это преобразование вида $f(\sum_j w_{ij}x_j+\sum_k w'_{ik}X_k)$. Выходом нейросети служат состояния нейронов (всех или некоторых) по окончании всех промежуточных расчетов.

С точки зрения нелинейной динамики, наиболее интересны общие принципы динамики исследуемой системы. Во-первых, можно сразу разделить все типы нейронных сетей на две большие категории – "функции" и "динамические системы". Динамические системы могут быть *консервативными* или *диссипативными.* Все известные динамические сети являются диссипативными. Диссипация играет важную роль в распознавании образов[7]. Она исключает шум или несущественные детали входных данных и превращает искаженный образ в "правильный". Процедура распознавания образов, таким образом, рассматривается как процесс стремления к аттрактору динамической системы. У консервативных систем аттракторов нет, а потому они не могут работать по этой схеме. Подобные системы могут представлять интерес с точки зрения квантовой обработки информации.

Аттракторы динамической системы представляют собой выход Y нейронной сети. Входной сигнал $X$ можно подавать двумя основными способами: как начальные данные либо как параметры динамической системы. Таким образом, нелинейная динамика позволяет предложить классификацию нейронных сетей соответственно способу организации отображения X --> Y.

С точки зрения нелинейной динамики, наиболее интересны такие свойства искусственных нейронных сетей как сложность динамики, устойчивость и предсказуемость. В частности, представляет интерес вопрос, способен ли динамический хаос улучшать работу нейронной сети и способен ли он играть какую-либо существенную роль в обработке информации?

Простейший нейропроцессор (процессор Хопфилда) представляет собой пластину, на которой расположены активные элементы. В простейшем случае это двухпозиционные автоматы, способные находится в двух состояниях. Активные элементы соединены связями. Если связанные элементы находятся в одинаковом состоянии, то ток по связи не идет. Если связанные элементы различны, то каждый стремится переключить другого в «свое» состояние. В предельном случае каждый элемент соединен со всеми другими. Число связей должно быть достаточно большим. Каждая связь обладает важным свойством: сила связи необратимо меняется в зависимости от того, течет ли по ней ток. Распознавание, а точнее запоминание первичного образа происходит следующим образом. В определенный момент времени по определенным внешним связям подаются сигналы, переводящие определенные элементы в активное состояние. В результате возникает картина активных элементов, которая соответствует распознаваемому образу. Такой процессор способен к обучению. Если достаточно долго поддерживать картину стандартного объекта-образца, то связи между элементами ослабевают и после выключения внешнего сигнала уже не меняются. Такую процедуру можно повторить многократно и запомнить достаточное количество образцов образов. Можно усложнить связи между элементами, считая что они срабатывают по достижению определенного порога. Такая задача во многом напоминает задачи теории перколяции [10-11].

Обычно задачи теории перколяции формулируются на решетках типа сетки, используя в качестве примера квадратную решетку (рис. 1). Элементами такой решетки являются узлы и связи Соответственно, различают задачи перколяции по узлам и связям. В случае перколяции по узлам все связи считаются проницаемыми, а узлы делятся на проницаемые и непроницаемые (рис. 1, а). В случае перколяции по связям, наоборот, все узлы считаются проницаемыми, а связи между узлами делятся на проницаемые и непроницаемые (рис. 1, б). Для каждой решетки существует критическая доля проницаемых элементов – порог перколяции $p_c$, определяющий возможность существования перколяционных кластеров. Определение порога перколяции составляет главное содержание задач перколяции.

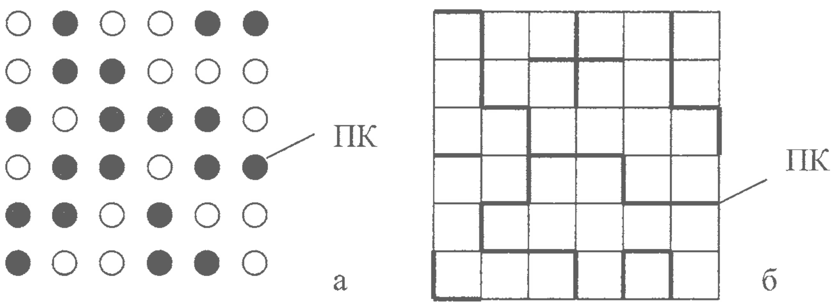


Рисунок 1 – Перколяция на плоской квадратной решетке:
а – перколяция по узлам; б – перколяция по связям;
ПК – перколяционный кластер.

Таким образом уже в простейшем нейропроцессоре Хопфилда можно задать уровень срабатывания связи, поскольку организация процессора во многом подобна задачам перколяции.

Математически модель уже обученного нейропроцессора Хопфилда имеет вид:

$$\frac{du_i}{dt} = f(u_i) + \sum\nolimits_{j \neq i} w_{ij} u_j \tag{5}$$

Где $f(u_i)$ описывает свойства «нейрона». В простейшем случае «нейрон» - бистабильный симметричный элемент и :

$$f(u_i) = u_i - u_i^3 \tag{6}$$

Внешние воздействия, необходимые для переключения из одного состояния в другое, т.е. пороги переключения одинаковы. В случае, когда пороги не одинаковы

$$f_i(u_i) = u_i + b_i u_i^2 - u_i^3 \tag{7}$$

Где параметр $b_i$ порог переключения i-го элемента. Модель , описывающая процесс обучения, имеет вид:

$$\frac{dw_{ij}}{dt} = w^0 \left( 1 - \frac{1}{2} \int_0^\tau (1 - u_i u_j) \varphi(t) dt \right) \tag{8}$$

Где φ(t) – положительная, монотонно падающая функция, такая, что:

$\int_0^\infty \varphi(t) dt \leq 1,$ τ – время обучения, которое может быть своим для каждой области автолокализации.

В процессоре Гроссберга реализован принцип локализации образа. Это происходит в специальной пластине, где «нейроны» обладают свойствами активировать самих себя и подавлять окружающих Простейшая математическая модель, соответствующая этому принципу имеет вид:

$$\frac{du_i}{dt} = f(u_i) + \alpha v_i \sum_{j \neq i} w_{ij} u_j$$

$$\frac{dv_i}{dt} = \frac{1}{\tau}(u_i - v_i) \tag{9}$$

Последний член первого уравнения описывает взаимное подавление элементов. Коэффициенты $w_{ij}$ изменяются в процессе обучения, так же как и в процессоре Хопфилда. Второе уравнение описывает самоактивацию.

В процессоре Хопфилда образ распределен. В процессоре Гроссберга образ «собирается» и предстает в виде одного возбужденного «нейрона», т.е. происходит его автолокализация. Где именно локализуется образ, до обучения неизвестно. Однако после обучения место локализации фиксируется и далее не изменяется. Иными словами исходное необученное состояние процессора Гроссберга неустойчиво и выбор места локализации образа происходит случайно. Состояние, в котором образ уже локализован, устойчиво, и это упрощает процесс модификации внимания к нему. Для этого достаточно изменить порог возбуждения одного «нейрона».

**Алгоритм моделирования чрезвычайной ситуации.** Исходя из изложенного выше, алгоритм построения модели чрезвычайной ситуации представляется следующим. Пусть у нас есть некоторое предприятие, на котором возникла чрезвычайная ситуация-пожар. Естественно, что способность к возгоранию у каждого строения на предприятии будет своя. Между ними существуют связи(коммуникации и т.п.), которые могут служить каналом проникновения возгорания. Необходимо определить, исходя из свойств каждого объекта, интенсивности возгорания стратегию тушения пожара. Промоделируем эту ситуацию. Выберем некоторое расположение на плоскости анализируемого объекта.

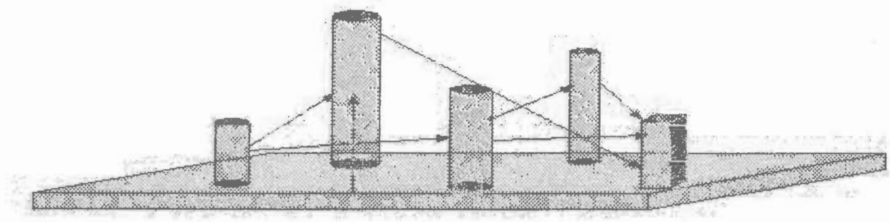

Рисунок 2 – Пространственная модель объекта со связями

Составные части объекта могут быть представлены точками на плоскости или некими столбиками разной высоты. При этом высота столбика будет характеризовать определенные свойства элемента. Основная задача состоит в том, чтобы, подавая определенный сигнал на входы объекта, получить картину (образ) объекта, который можно идентифицировать как неработоспособный. Здесь появляется, в некотором смысле, обратная задача теории распознавания. Необходимо запомнить – обучить нейрокомпьютер – распознавать по входным сигналам состояние, которое приводит к разрушению работоспособности системы. Одновременно с распознаванием нейрокомпьютер должен запомнить и, желательно, локализовать определенные образы как реакцию на внешний сигнал. Затем происходит определение наиболее вероятных сценариев развития хаоса в системе по мере получения определенных входных сигналов. Методами теории перколяции оценивается критический порог протекания по связям, приводящий к появлению конкретной ситуации. Анализ устойчивости появляющегося образа методами нелинейной динамики позволит оценить горизонт прогноза для развития данного процесса. Если при этом использовать анализ динамики процесса методами временных рядов[8,9], то можно оценить время запоминания, которое в конкретном случае будет оценкой времени развития процесса. Обученный таким образом к распознаванию нейропроцессор будет иметь достаточно большую базу образов состояния объекта. Можно назвать такую базу библиотекой катастроф. Далее моделирование происходит по уже достаточно стандартным процедурам. Подавая на вход нейрокомпьютера определенным образом заданные сигналы, которые могут быть промоделированы в зависимости от структуры объекта, его расположения, характеристик элементов, связей между элементами, можно получить оценку вероятности появления определенного сценария развития процесса. Наиболее быстро это произойдет, если такому образу нейрокомпьютер уже обучен. Если в библиотеке катастроф нет похожего образа, система может оценить вероятность приближения моделирующегося процесса к имеющемуся или определить возможные сценарии его развития. При этом будет пополнена библиотека катастроф. Затем, варьируя входные сигналы, можно оценить степень воздействия последних на состояние системы и предложить методы для того, чтобы избежать катастрофы. Фактически можно создать достаточно обширную библиотеку, которая может быть использована для различного рода объектов и типов внешних воздействий.

**Заключение.** Предложенный в настоящей работе алгоритм моделирования чрезвычайных ситуаций методами нелинейной динамики представляется достаточно общим и может быть применен к различным технологическим, экологическим и другим объектам. Использование современных методов анализа и моделирования позволит оценить не только результат воздействия, но и указать пределы допустимости прогноза, т.е. определить горизонт прогноза.

## Литература

1. Малинецкий Г.Г., Курдюмов С.П. Нелинейная динамика и проблемы прогноза// Вестник РАН. 2001. Т71, №3, с.210-232.

2. Малинецкий Г.Г. Хаос. Структуры. Вычислительный эксперимент. Введение в нелинейную динамику. М.: Эдиториал УРСС, 2002.

3. Капица С.П., Курдюмов С.П., Малинецкий Г.Г. Синергетика и прогнозы будущего. М.: Едиториал УРСС,2003. 288с.

4. Чернавский Д.С. Синергетика и информация. (Динамическая теория информации). М.: Едиториал УРСС,2004. 288с.

5. Малинецкий Г.Г., Потапов А.Б., Подлазов А.В. Нелинейная динамика. Подходы, результаты, надежды.М.: КомКнига, 2006. 280с.

6. Осовский С.Нейронные сети для обработки информации.(Пер.с польского). М.: Финансы и статистика. 2002. 344с.

7. Ту Дж., Гонсалес Р. Принципы распознавания образов. М.: Мир. 1978, 414с.

8. Безручко Б.П., Смирнов Д.А. Математическое моделирование и хаотические временные ряды. Саратов.: ГосУНЦ «Колледж», 2005. 320с.

9. Махов С.А., Посашков С.А. Анализ стратегических рисков на основе математического моделирования Препринт ИПМ им. М.В.Келдыша РАН.2007г.

10. Эфрос А.Л. Физика и геометрия беспорядка. М.: Наука, 1982. 176 с.

11. Тарасевич Ю.Ю. Перколяция: теория, приложения, алгоритмы. М.: Едиториал, 2002. 112 с.

*Поступила в редакцию 10.04.2008*

**Yu.I. Bokhan, A.N. Tolochko**

**ALGORITHM OF ANALYSIS OF EXTRAORDINARY SITUATIONS BY DYNAMIC SYSTEM THEORY METHODS**

Methodological approaches to analysis of extraordinary situations basing on the use of dynamic system theory are considered. The approaches allow taking into account small disturbances leading to system instability and as a consequence appearance of critical situations. Brief characterization of methods of dynamic system theory, neuron net theory, recognition theory, and percolation theory is given. Algorithm of modeling extraordinary situations which can be applied to different technological objects is suggested.