

## НЕЙРОСЕТЕВЫЕ ТЕХНОЛОГИИ ПРИНЯТИЯ РЕШЕНИЙ УПРАВЛЕНИЯ СЛОЖНЫМИ СОЦИОТЕХНИЧЕСКИМИ СИСТЕМАМИ (ССТС) В РЕАЛЬНОМ ВРЕМЕНИ

*Анализ состояния существующего программного и аппаратного нейросетевого инструментария показал его ограниченные возможности для моделирования сложных социотехнических систем. Представлена математическая схема принятия решений в СППР отражает основные закономерности процессов выработки решений в иерархической системе. Она является основой для синтеза моделей, методов, информационных технологий управления и эксплуатации СППР.*

*Ключевые слова: нейросетевые технологии, принятия решений, сложно социотехническая система, структура ускоряющих процессов.*

Y.B. KOVALENKO

National aviation university, Kyiv

### NEURAL NETWORK TECHNOLOGIES DECISION MANAGEMENT OF COMPLEX SOCIO-TECHNICAL SYSTEMS (STS) IN REAL TIME

*Abstract – Analysis of the existing software and hardware neural network toolkit showed its limited ability to model complex socio-technical systems. A mathematical decision tree in the DSS reflects the basic laws of decision-making processes in a hierarchical system. It is the basis for the synthesis of models, methods, information technology management and operation of the DSS.*

*Keywords: neural network technology, decision-making difficult socio-technical system, the structure of the accelerating processes.*

#### Вступ

Необходимо решать проблему привязки внутрисистемных событий ССТС к моментам времени, когда решение, принятое на предыдущем такте, становится неактуальным. Степень неактуальности решения зависит одновременно от ошибок обучения нейросетевых моделей базовых процессов и их естественной предметной динамики. Поэтому при формализации задачи необходимо обеспечить механизмы синхронного отслеживания этих факторов, сравнения их воздействия на целевую функцию и выбора компромисса на каждом цикле принятия решений. Инструментально это сводится к постоянному мониторингу состояний, временных и информационных ресурсов, синхронизации вычислительных процессов, буферизации потоков данных. Это, в свою очередь, требует использования специализированного программного обеспечения и оборудования (например, операционные системы реального времени и адаптивные таймеры).

Системы поддержки принятия решений реального времени (СППР РВ) – это программно-аппаратные комплексы, предназначенные для помощи лицам, принимающим решения (ЛПР), при управлении сложными объектами и процессами различной природы в условиях жестких временных ограничений.

Реальное время – режим работы СППР в управлении ССТС, при котором учитываются ограничения на временные характеристики реализации базовых функций процесса принятия решения и превышение этого времени эквивалентно потере продуктивности работы СППР.

#### Аналіз досліджень та публікацій

Значительный вклад в развитие информационных технологий управления сложными социотехническими объектами внесли отечественные и зарубежные учёные В.М. Глушков, А.А. Морозов, М.З. Згуровский, Г.С. Теслер, В.В. Литвинов, А.М. Резник, И.Б. Сироджа., Т. Саати, Я. Такахара и другие. Результаты исследований этих учёных создали основу развития технологии внедрения искусственного интеллекта на основе обучающих процедур [1–3]. Эффективным инструментом реализации принятия решений в условиях неопределенности при построении автоматизированных систем различного назначения являются искусственные нейронные сети.

#### Постановка задачі

Анализ принятие решений в управлении сложными социотехническими системами, происходит в условиях многофакторности, многокритериальности, различной степени неопределенности при ограниченном временном ресурсе. Так как в основе построения адекватных моделей базовых процессов ССТС лежат процедуры обучения, математическая интерпретация задачи приобретает вид процесса минимизации функции невязки в пространстве некоторого множества входных факторов. Особенностью обучения двойственных нейронных сетей является их способность быстро вычислять функцию ошибки и её градиент. При этом на вычисления градиента тратится всего в два-три раза больше времени, чем на вычисление самой функции. Именно этот факт придает градиентным методам наибольшую продуктивность при их использовании в СППР РВ для ССТС.

#### Викладення основного матеріалу

Обоснуем функционирование ССТС как реализация набора базовых функций, которые реализуются непрерывными моделями, а моменты принятия решений о её текущем состоянии, прогнозе динамики поведения и выборе управляющих факторов для достижения целевого состояния – дискретными. Исходя из того, что принятие решений при анализе ССТС базируется на этих трех системообразующих процессах, задача моделирования СППР РВ формализуется выражением:

$$\begin{aligned} S_{up} K_E(S, P, X, T_k) \\ R_u(\Delta T) \leq A_0 \\ R_u(\sigma) \leq B_0 \end{aligned} \quad (1)$$

где  $s \in S, S$  – множество текущих состояний ССТС;  
 $p \in P, P$  – множество прогнозов динамики состояний ССТС;  
 $x \in X, X$  – множество входных факторов ССТС;  
 $T_k, k \in \{0, 1, 2, \dots\}$  – моменты времени принятия решений;  
 $K_E$  – критерий продуктивности решения;  
 $\Delta T, \sigma$  – интервал времени на принятие решения и текущая степень адекватности модели, соответственно;

$R_u(\Delta T)$  – ожидаемый ущерб от задержки принятия решения;

$R_u(\sigma)$  – ожидаемый ущерб от степени неадекватности модели;

$A_0$  – допустимый ущерб от принятого решения на границе РВ;

$B_0$  – допустимый ущерб от ошибок на тестовом множестве.

Таким образом, решение задачи вида (1) в интересах СППР РВ возможно при учете следующих особенностей:

- комплексный учет вероятного ущерба от времени принятия решения и степени адекватности моделей ССТС в процессе поиска оптимального решения;
- учет особенностей предметной области ССТС, определяющих систему ограничений в (1);
- использование специализированного программного обеспечения и его адаптация к предметной области ССТС;
- необходимость коррекции и введения дополнительной информации в процессе поиска решения.

Эффективность мониторинга, макродиагностики и оперативной коррекции динамики функционирования критических инфраструктур с целью обеспечения безопасности были и остаются актуальной проблемой [6].

Количественное обоснование границы класса ССТС как отображение пространства факторов на пространство состояний в допустимых границах адекватности должно учитывать допустимый временной ресурс. Тогда соотношение:

$$F : X \rightarrow Y, XR^m, YR^k \quad (2)$$

где  $F$  – функционал преобразования пространства наблюдений (признаков), в пространство состояний (принятых решений);

$X$  – множество выборок признаков объекта  $X^m = \{x_1, x_2, \dots, x_m\}$   $X$

$Y$  – множество состояний объекта  $Y^k = \{y_1, y_2, \dots, y_k\}$   $Y$

$x$  и  $y$  – соответственно, размерность состояний (объем алфавита классов) и размерность факторов (объем словаря признаков), должно выполняться при дополнительном условии, что

$$R(M, O) \geq \delta \geq 0 \quad (3)$$

$$\Delta t \leq \Delta T_0,$$

$$R_{mo} \leq \sigma_{дон}$$

$$\sigma_{адекв.} \geq \sigma_{дон.} \geq 0, \quad (4)$$

$$\tau_{адап.} \geq \tau_{ан.}$$

где  $\sigma_{дон.}$  – допустимая степень неадекватности модели;

$\tau_{ан.}$  – допустимое время адаптации модели;

$R_{mo}$  – расстояние между моделью и объектом в пространстве выбранной метрики. Так как модели базовых процессов ССТС строятся в нейросетевом формате, то степень адекватности моделей оценивалась на основе анализа ошибок их обучения, а оперативность их построения – временем обучения.

Анализ возможностей пакета нейроэмуляторов среды StatSoft в формате модуля Statistika Neural Network позволил выявить потенциальные возможности по ускорению подготовки входных данных, выбору архитектур и методов обучения, верификации принятого решения.

В совокупности решаются следующие задачи:

Оперативный импорт данных, позволяющий ускорить интерактивное формирование обучающего множества в заданном формате представления данных.

Переход от интерактивного, эмпирического выбора архитектуры нейронной сети к интеллектуальному автоматическому, на основе распознавания наиболее точных и надежных моделей и прогнозов.

Использование ансамбля моделей как коллективного эксперта с целью выявления лучшего из нескольких моделей с различными методами обучения, характеристиками и параметрами, что позволяет варьировать технологическими режимами в широком спектре управлять широким спектром технологических режимов.

Построение и применение быстрых алгоритмов обучения с модификацией синаптического пространства в циклах эпох с пилотным отслеживанием текущих ошибок, для автоматического поиска компромисса между надежностью принятого решения и его скоростью.

Применение методов нейрорегуляции в комплексе с принципом двойственности обучения нагруженной нейросети для оперативной адаптации вектора уставки к целевому состоянию ССТС в допустимых пределах заданных уровней качества.

Создание самостоятельных приложений с использованием основного программного кода, предварительно обученных для типовых ситуаций ССТС, требующих лишь окончательного дообучения.

Это также сокращает общее время построения и адаптации модели при принятии решения.

Максимальную автоматизацию принятия решений обеспечивает разработка библиотеки программ (On-Line System Neural Network), позволяющей моделировать и обучать многослойные нейронные сети анализа базовых процессов ССТС в режиме реального времени. Обучение двойственных сетей с точки зрения используемого математического аппарата эквивалентно задаче многомерной оптимизации. В разряд ограничений отводятся: время работы алгоритма и объем требуемых ресурсов. Предлагается следующая структура мер ускорения принятия решений для ССТС:

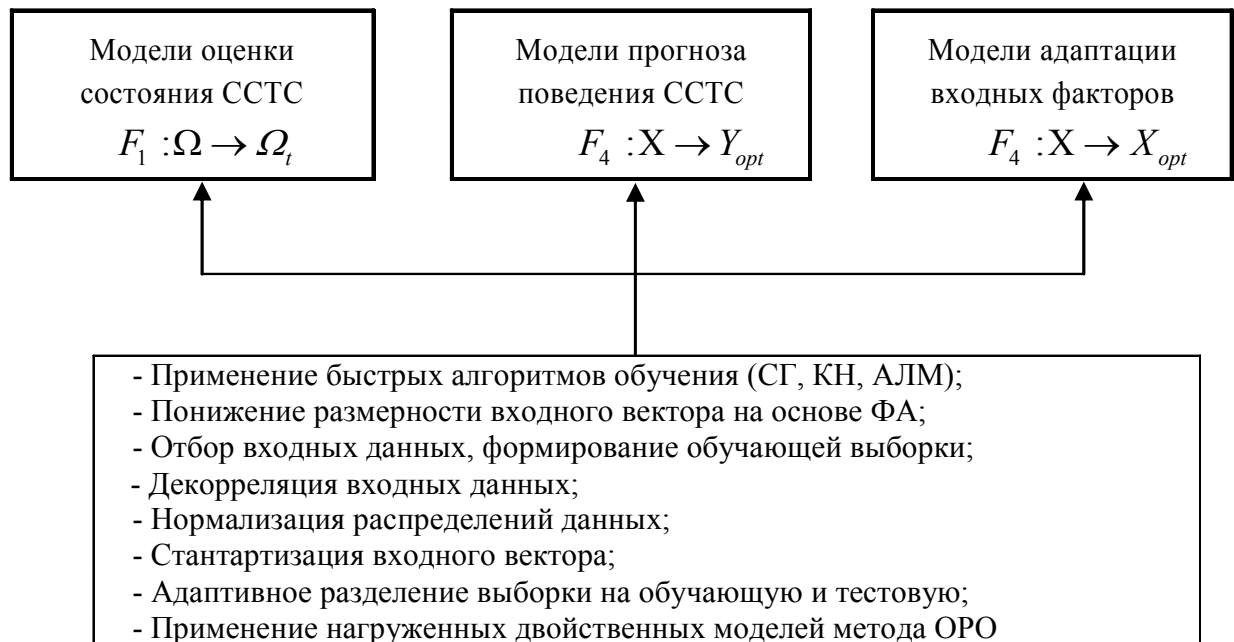


Рис. 1. Структура ускоряющих процессов СППР для ССТС

При такой структуре моделирования базовых процессов ССТС, разрешение проблемы оперативного реагирования при принятии решений для СППР сводится к реализации указанных функций путем создания алгоритмов и программ отображения массива входных данных на состояния и динамику их эволюции под влиянием управляющих факторов с учетом директивного времени. Если эта задача имеет решение, то автоматизированная СППР, оперативно (время принятия решения определяется техническими возможностями вычислителей) идентифицирует состояние объекта, прогнозирует его динамику и определяет управляющие факторы, адекватные целевому (требуемому) состоянию.

Обобщенная архитектура СППР РВ приведена на рис. 2. В отличие от традиционных экспертных систем [8] в СППР РВ необходимо включение дополнительных блоков моделирования и прогнозирования для возможности анализа и оценки последствий принимаемых решений и выбора наилучших рекомендаций. Эти блоки реализуются разработанными алгоритмами [5].

Охарактеризуем основные структурные элементы базовых модулей СППР РВ

База данных (БД) – хранилище информации о ССТС, поступающей с измерителей, датчиков, от подсистемы прогнозирования динамики состояний и экспертной системы. Обновление информации должно быть синхронизировано с окончанием обработки предыдущего состояния. Данные в БД представляют собой совокупность непрерывных и дискретных параметров (индикаторы состояний объекта).



Рис. 2. Обобщенная архитектура СППР РВ

База знаний (БЗ) – содержит экспертные знания, на основе которых проводится анализ состояния ССТС. Вид, в котором представлены знания в БЗ, определяется моделью представления знаний.

БЗ СППР РВ должна удовлетворять ряду требований: наличию знаний, позволяющих проводить анализ состояния объекта при неполной информации; наличию для ЛПР возможности корректировки БЗ в реальном времени. Такая структура СППР в системах реального времени при построении математических моделей базовых процессов позволяет в максимально возможной степени автоматизировать их функционирование. При использовании нейронной сети такая организация позволяет оперативно оптимизировать ее к конкретной предметной области.

Решающий блок (РБ) – реализует алгоритм (стратегию) применения знаний из БЗ к данным из БД. Решатель, как и БЗ, является составной частью МПР.

Блок прогноза (БП) – осуществляет функции прогнозирования динамики ситуаций и последствий изменения входных факторов. Прогнозирование производится по команде ЛПР на основе данных о текущем состоянии управляемого объекта, поступающих из БД, и знаний, хранящихся в БЗ. Управляющее воздействие задается либо ЛПР, либо является рекомендацией, выданной РБ.

Блок коррекции (БК) – направляет действия ЛПР в запланированных переходных режимах. Он срабатывает автоматически (по ситуации) при включении соответствующего режима. Информация о режиме функционирования объекта поступает из БД.

Блок интерпретации и отображения (БИО) – выполняет функции представления информации ЛПР. Исходными данными для него являются данные из БД, результаты оценки состояния объекта, полученные решателем, результаты прогнозов, сделанных блоком прогнозирования, и инструкции, выдаваемые блоком инструктирования.

Информация, с одной стороны, должна отображаться в удобном для быстрого восприятия ЛПР виде и, с другой стороны, должна быть как можно более полной.

Эти требования противоречат друг другу, так как при увеличении объема знаковой информации уменьшается способность человека воспринимать ее.

Устройством отображения информации является дисплей рабочего места.

В режиме принятия решений ЛПР предоставляются средства для выбора, сокрытия, перемещения и изменения размера указанных рабочих пространств.

Блок моделирования (БМ) – воспроизводит поведение объекта. Он может выступать как агент данных о состоянии объекта на этапе тестирования системы и на этапе принятия решений для сравнения с данными, поступающими от датчиков.

Блок моделирования также может быть использован совместно с блоком.

### Висновки

Итак, математическая схема принятия решений в СППР должна отражать основные закономерности процессов выработки решений в иерархической системе. Она является основой для синтеза моделей, методов, информационных технологий управления и эксплуатации СППР. Основные закономерности принятия решений сформулируем в виде фундаментального принципа последовательного разрешения неопределенности (ПНР). Согласно принципу ПНР процесс принятия решения должен представлять собой движение от обобщенного представления о целях, иерархическом характере деятельности, условиях функционирования многоуровневой управляемой системы, о показателях ее рационального поведения в целом до детального представления задач, условий, механизмов и критериев работы всех подсистем и элементов СППР.

Следовательно, поставленная задача сводится к установлению на языке формальной схемы взаимно однозначных отображений математических языков нижнего, среднего и верхнего уровней описания СППР, а также к выбору однозначных операторов для реализации этих отображений.

Для решения этой задачи формализуем сначала необходимые условия информационного единства многоуровневого формального описания СППР и построения системы ее моделей. Представим лингвистическую структуру многоуровневого модельного описания системы в виде взаимосвязанных языков трех уровней: нижнего –  $L_1$ , среднего –  $L_2$  и верхнего –  $L_3$  как множеств словарей исходных понятий на соответствующих уровнях. Элементами этих множеств являются параметры описания СППР:

$$L1 = \{\alpha_i\}, L2 = \{\beta_j\}, L3 = \{\gamma_k\}, \quad (5)$$

где  $i \in I_\alpha, j \in J_\beta, k \in K_\gamma,$

$I_\alpha, J_\beta, K_\gamma$  – число параметров, описывающих систему на каждом уровне обобщения.

Язык  $L1 = \{\alpha_i\}$  реализует наиболее подробное описание системы и называется базовым языком.

Языки других уровней описания системы являются производными от базового языка в том смысле, что любое понятие вышестоящего уровня опирается на понятия нижестоящего уровня или базового языка. В межуровневых отношениях языков моделирования эта зависимость выступает в виде формальных правил вычисления значений параметров по числовым значениям группы параметров нижестоящего уровня.

Выразим эту зависимость в виде операторных отображений  $F_{L2}$  и  $F_{L3}$ :

$$F_{L2} : L_1 \rightarrow L_2, F_{L3} : L_2 \rightarrow L_3 \quad (6)$$

Предполагается, что существуют также операторы обратного отображения языка верхнего уровня на язык нижних уровней описания СППР:

$$\bar{F}_{L1} : L_2 \rightarrow L_1, \bar{F}_{L3} : L_3 \rightarrow L_2 \quad (7)$$

Из (6) и (7) следует, что и элементы языков различных уровней должны однозначно соотноситься друг с другом. Тогда оператор  $F_{\beta\gamma}$  формирования понятий элементов языка  $L_2$  из элементов языка  $L_1$  и оператор  $F_{\gamma k}$  формирования элементов языка  $L_3$  из элементов языка  $L_2$  описывают соответствующие взаимно однозначные отображения:

$$F_{\beta j} : \{\alpha_{ij}\} \rightarrow \beta_j, F_{\gamma k} : \{\beta_{jk}\} \rightarrow \gamma_k \quad (8)$$

Аналогично операторы  $\bar{F}_{\beta k}$  и  $\bar{F}_{\alpha j}$  задают обратные отображения элементов вышестоящих языков в соответствующие множества элементов языков нижестоящих уровней:

$$\bar{F}_{\beta k} : \gamma_k \rightarrow \{\beta_{jk}\}, \bar{F}_{\alpha j} : \beta_j \rightarrow \{\alpha_{ij}\}, \quad (9)$$

где  $\{\alpha_{ij}\} \subset \{\alpha_i\}$  и  $\{\beta_{jk}\} \subset \{\beta_j\}$ .

Поскольку каждому понятию вышестоящего языка соответствует свой оператор прямого и обратного отображения, то операторы взаимно однозначного отображения языков представляют собой множества:

$$F_{L2} = \{F_{\beta j}\}, F_{L3} = \{F_{\gamma k}\}, \quad (10)$$

$$\bar{F}_{L2} = \{\bar{F}_{\beta k}\}, \bar{F}_{L1} = \{\bar{F}_{\alpha j}\}$$

На основании соотношений (6) – (10) заключаем, что для соблюдения принципа информационного единства каждому описанию конкретного состояния системы на языке нижестоящего уровня должно соответствовать единственное значение параметров описания этого состояния на вышестоящем уровне.

**Литература**

1. Сироджа И.Б. Квантовые модели и методы инженерии знаний в задачах искусственного интеллекта // Искусственный интеллект. – 2002. – № 3. – С. 161-171.
2. Сироджа И.Б. Квантовые модели и методы искусственного интеллекта для принятия решений и управления. – К.: Наук. думка, 2002. – 490 с.
3. Сироджа И.Б. Математическое и программное обеспечение интеллектуальных компьютерных систем: Учебн. пос. – Х.: ХАИ, 1992. – 100 с.
4. Aleksander I., Morton H. An Introduction to Neural computing. – London: Chapman & Hall, 1990. – 386 p.
5. Feigenbaum E.A. The arts of Artificial Intelli-gence, Thom end Case Studies of Knowledge Enginee-ring // IJCA – 15. – 1977. – P. 52-91.
6. Haykin S. Neural Network. A Comprehensive Foundation. – New York: Macmillan College Publi-shing Company, 1994. – 691 p.
7. Holland J.H. Adaptation in natural and artificial systems. An Introductory analysis with application to biology, control, and artificial intelligence. – London: Bradford book edition, 1994. – 211 p.
8. Sirodzha I. Analysis and synthesis of Knowledge– Based models and system for Pattern Recognition // USA Acad., Sov. Jorn. In Eng transl. Pattern Recognition and Image Analysis: Advanced in Mathematical Theory and Applcations in USSR. – 1991. – V.1, №1. – P. 129-132.

**References**

1. 1. Syrodzha I. B. Kvantovye models and engineering methods known in intelligence yskusstvennoho problems // Artificial Intelligence. – 2002. – № 3. – P. 161– 171.
2. 2. Syrodzha IB Kvantovye models and methods for Adoption yskusstvennoho intelligence solutions and management. – K .: Science. opinion, 2002. – 490 p.
3. Syrodzha IB Matematycheskoe and prohrammnoe yntellektualnyh Provision of computer systems: Training. Ref. - H .: HAY, 1992. - 100 p.
4. Aleksander I., Morton H. An Introduction to Neural computing. – London: Chapman & Hall, 1990. – 386 p.
5. Feigenbaum E.A. The arts of Artificial Intelli-gence, Thom end Case Studies of Knowledge Enginee-ring // IJCA – 15. – 1977. – P. 52-91.
6. Haykin S. Neural Network. A Comprehensive Foundation. – New York: Macmillan College Publi-shing Company, 1994. – 691 p.
7. Holland J.H. Adaptation in natural and artificial systems. An Introductory analysis with application to biology, control, and artificial intelligence. – London: Bradford book edition, 1994. – 211 p.
8. Sirodzha I. Analysis and synthesis of Knowledge– Based models and system for Pattern Recognition // USA Acad., Sov. Jorn. In Eng transl. Pattern Recognition and Image Analysis: Advanced in Mathematical Theory and Applcations in USSR. – 1991. – V.1, №1. – P. 129-132.

Рецензія/Peer review : 2.2.2016 p. Надрукована/Printed : 25.3.2016 p.