

# ПРИМЕНЕНИЕ НЕЙРОСЕТИ В ИНФОРМАЦИОННЫХ МОДЕЛЯХ ГИС ДЛЯ РЕШЕНИЯ ЗАДАЧ В СФЕРЕ УПРАВЛЕНИЯ

**С.В. Смирнов**

*Институт проблем управления им. В.А. Трапезникова РАН*

Россия, 117997, Москва, Профсоюзная ул., 65

E-mail: [sapr2006@bk.ru](mailto:sapr2006@bk.ru)

**Ключевые слова:** геоинформационная система (ГИС), оптимальный выбор, объект, прогнозирование, модель, принятие решений, нейросети, обучение, эффективность, алгоритм.

**Аннотация:** Рассматривается проектирование системы, предполагающей применение инструментального и аналитического аппарата ГИС (геоинформационных систем) с интеграцией в нейросеть для цели обеспечения поддержки принятия решений на примере задач формирования системы образовательных услуг. Рассматриваются основные модели и методика решения задач, возникающих перед администрацией органов государственной власти. Задачи формулируются через основные модели, при помощи которых они решаются. Рассмотрены следующие модели: оптимального выбора объекта управления, принятия решений администрацией органов управления, контроля управления объекта, прогнозирования развития и оперативного управления. Приведён выбор наилучшей парадигмы обучения нейросети для разрабатываемой системы: с учителем, без учителя (самообучение) и смешанная (с подкреплением). Представлены дальнейшие возможности и функциональные особенности развития разрабатываемой системы.

## 1. Введение

На сегодняшний день перед органами управления довольно актуальна проблема получения упорядоченной информации классифицированной по каким-либо признакам (параметрам) с возможностью предложить решение исходя из введённого запроса. Одним из решений проблемы информационной упорядоченности с возможностью совета для специалистов органов управления может быть создание справочных информационных систем, наделённых правами систем-советчиков [1]. Такой может по праву являться справочно-советующая геоинформационная система (ГИС) с интегрированной нейросетью, предназначенная осуществлять помощь в управлении. Эта система обеспечивает решение задач, к примеру, в образовательной сфере региона (округа, района) с географической привязкой к местности [2]. Вот лишь некоторые задачи: нахождение оптимального пути между объектами социально-образовательной сферы (для разных целей), инспектирования представителями органов управления, наличие и слабые места педагогического состава по округу и районам, уровень безопасности школ и возможность его повышения, определение аварийности помещений школ с целью их ремонта, оценка развития и регресса образовательного процесса, наличие конфликтов учеников, учителей и родителей с целью их решения и др.

Наибольшую эффективность такого рода ГИС в настоящее время получают при применении нейросетей. Не секрет, что нейросети способны анализировать огромные

массивы данных, выявляя закономерности и тренды, которые могут ускользнуть от человеческого взгляда. Вычислительный принцип, который нейронные сети позаимствовали у своего биологического прототипа головного мозга, распределенная обработка информации независимыми простейшими вычислителями, несомненно, является чрезвычайно эффективным [3].

Нейросети могут предсказывать возможные риски и проблемы, которые могут возникать перед руководителем при управлении в различных сферах, а также рекомендовать оптимальные решения. Кроме того, они могут помочь в распределении ресурсов, определении приоритетов и оптимизации рабочего времени руководителя и подчинённых его подразделения (структуры), автоматизируя многие рутинные процессы. [4]. Далее будет описано моделирование актуальных задач для ГИС, а также выбор одного из методов обучения нейросети с целью их ввода в систему принятия решений.

## 2. Проектирование основных информационных моделей для решения задач управления

Постановка и решение задач, стоящих перед органами управления является сложным процессом, даже при наличии многофункциональной специализированной информационной системы. Эти задачи необходимо переложить на язык самой системы, а для этого необходимо их исследовать [5]. Для проведения исследования задач данного типа необходимо их моделирование. Отметим, что моделирование - построение и изучение моделей реально существующих объектов, процессов или явлений с целью получения их объяснений и прогнозирования.

Процесс моделирования этих задач включает: описание, объяснение и прогнозирование поведения системы. Основными типовыми целями моделирования задач для административного работника будут следующие направления: поиск оптимальных или близких к ним решений, оценка эффективности процесса принятия решений, а также мониторинг и прогнозирование развития объектов управления.

К примеру, в социально-образовательной сфере существует множество актуальных задач, поэтому целесообразно создание общей модели для большинства из них, чем разработка индивидуальной. Преимущества создания общей модели в том, что происходит представление упрощённого образа, который отражает не все свойства прототипа, а только те, которые существенны.

Сформулируем основные модели, при помощи которых решаются задачи. Это следующие модели: оптимального выбора объекта, принятия решений и контроля управления объектами социально-образовательной сферы, а также прогнозирование развития и оперативного контроля сферы управления [6].

1) *Модель оптимального выбора объекта.* Множество вариантов  $\{\Phi\}$  определено, и принцип выбора  $H$  строго формализован. Для решения задач при помощи этой модели применяются следующие методы: аналитические, исследования операции и специальные, применяемые для оптимального выбора.

2) *Модель принятия решений.* Множество вариантов  $\{\Phi\}$  может дополняться и видоизменяться, а принцип выбора  $H$  не формализован. Задача, решаемая при помощи этой модели, позволяет изменять решение управленцу при обнаружении нового варианта. Формально модель общей задачи принятия решения выглядит следующим образом:

$$(1) \quad \gamma = \{\varphi_1, \varphi_2, \varphi_3, \varphi_4, \varphi_5, \varphi_6\},$$

где  $\gamma$  – множество модели общей задачи принятия решений;  $\varphi_1$  – цель принятия решения,  $\varphi_2$  – исходные данные для образования вариантов,  $\varphi_3$  – множество образованных вариантов,  $\varphi_4$  – выбранный вариант,  $\varphi_5$  – правило образования вариантов и  $\varphi_6$  – правило выбора наилучшего (оптимального варианта).

3) *Модель контроля управления объекта.* Частными задачами будут: наблюдение (мониторинг) и классификация объектов управления.

Решение *задачи наблюдения объекта* заключается в отыскании такого отображения, которое каждой наблюдаемой реализации выходных характеристик  $R$  ставит в однозначное соответствие внутреннее состояние объекта управления  $\lambda$ :  $\rho : R \rightarrow \lambda$ .

Это говорит о том, что для установления контроля необходимо обеспечить потенциальное наблюдение внутренних состояний объекта управления по признакам внешней среды. Решение *задачи классификации объектов* состоит в отыскании такого отображения, которое обеспечивает разбиение всего множества возможных реализаций выходных характеристик  $R$  на ограниченное число классов  $\lambda_2$ , обладающих теми или иными общими свойствами:  $\lambda_1 : R \rightarrow \lambda_2$ .

Определённые ранее общие свойства являются своего рода эталонами для распознавания реальных состояний объекта в процессе его контроля.

4) *Модель прогнозирования развития сферы управления* [7]. Решение задач при помощи этой модели может основываться на предположениях о будущих качественных изменениях системы или на сохранении существующих закономерностей развития. Задачи решаются при помощи экспертных методов, если дело касается долгосрочных прогнозов, а также методов экстраполяции, если они краткосрочные.

5) *Модель оперативного управления социально-образовательной сферой.* Решение задач при помощи этой модели заключается в жёстком выполнении заранее составленной и введённой в систему последовательности управляющих воздействий  $\{v_i\}$ ,  $i=1,2,\dots,m$ , заданных на весь период достижения поставленной цели принятия решения  $\varphi_1$ . Эти воздействия выдаются объекту управления через определённые интервалы времени  $\Delta t_i$ ,  $i=1,2,\dots,m$  без учёта его фактического состояния.

Решение этого и вышеуказанных типов задач целесообразно проводить с помощью ГИС, путём автоматизированного процесса извлечения необходимой графической информации при помощи нейросети, выделяя отдельные слои, представляющие однородную семантическую информацию.

### 3. Выбор наилучшей парадигмы обучения нейросети для разрабатываемой ГИС

В настоящее время технология нейросетей применяются везде, где невозможно построить чёткий алгоритм решения задачи: при выделении отдельных элементов изображения и звуковых сигналов, распознавании текста, предсказании погоды, движении акций на бирже, сочинении музыки, терапии заболеваний, создании самообучающихся систем и т.д, где раньше применение машины было немислимо или крайне затруднено. [8].

Самым важным свойством нейронных сетей является их способность обучаться на основе данных окружающей среды и в ходе этого повышать свою производительность. Как утверждает автор в работе [9] обучение нейросети – это процесс, в котором свободные параметры сети настраиваются посредством моделирования среды, в которую она встроена. Тип обучения определяется посредством подстройки этих параметров. Существуют большой выбор алгоритмов (способов) обучения нейросетей.

Приведём лишь, некоторые из них: обучение, основанное на коррекции ошибок и на основе памяти, конкурентное, метод Хебба, сеть Хопфилда, машина Больцмана и др. Однако существует три парадигмы обучения нейросети: с учителем, без учителя (самообучение) и смешанная (с подкреплением). Рассмотрим их кратко и определим, какой способ отвечает обучению поставленным выше задачам. Далее рассмотрим основные парадигмы обучения нейросети для того, чтобы выбрать наиболее приемлемы для разработки ГИС с нейросетевым участием.

Обучение с учителем (*supervised learning*) предполагает наличие полного набора размеченных данных для тренировки модели на всех этапах ее построения [10]. Именно наличие полностью размеченного обработанного и структурированного массива данных (датасет) означает, что каждому примеру в обучающем наборе соответствует ответ, который алгоритм и должен получить. Таким образом, размеченный датасет из различных компонентов обучит нейронную сеть, где изображены какие либо предметы (объекты или др.), с целью их классификации и решения какой-либо связанной с ними задачи. Когда сеть получит некоторый объект из заданного набора, она сравнит его с примерами из обучающего датасета, чтобы предсказать ответ. Иными словами, здесь вы выступаете в роли учителя а нейросеть в роли ученика.

Как пример, нейронная сеть, предсказывающая выбор школы с необходимым набором предпочтительных параметров (местоположения, доступности общественного транспорта, отзывов учеников, укомплектованность педагогическими кадрами, отзывом учащихся и их родителей). Алгоритм выполняет работу эксперта, который рассчитывает необходимый результат исходя из набора введенных данных.

Таким образом, обучение с учителем больше всего подходит для задач, когда имеется внушительный набор достоверных данных для обучения алгоритма. Но так бывает не всегда. Именно недостаток данных является наиболее распространённой проблемой в машинном обучении. Примеры обученных с учителем [11]: СППВР (система поддержки принятия врачебных решений), внедрённая правительством Москвы в лечебные учреждения города, разработка для *МВД под шифром «Зеркало» («Верблюды»)*, позволяющая выявлять признаки внутрикадрового монтажа видеоизображений и др.

Машинное обучение без учителя (*unsupervised learning*) — менее популярный формат развития навыков нейросетей [12]. Из названия понятно, что оно предполагает самостоятельное совершенствование модели. У модели есть набор данных, и нет явных указаний, что с ним делать. Нейронная сеть пытается самостоятельно найти корреляции в данных, извлекая полезные признаки и анализируя их. Отличие этого способа от приведённого выше в том, что модели заранее не известен «правильный ответ» и его необходимо найти. Для поиска следует проанализировать все данные и обнаружить в них общие структуры для классификации, которую она проводит без явного руководства.

К примеру, модель, натренированная таким образом, легко справится с задачей мониторинга тысячи объектов (школьные объекты, детские сады и т.д.) в плане первоочередной ремонт и составление их сметы, в зависимости от отремонтированных ранее помещений с указанием стоимости работы.

Основной плюс – простота в обучений, а минус - это то, что отсутствие контроля человека при тренировке моделей увеличивает вероятность ошибок. Самостоятельный анализ данных может привести к неверному объединению или группировке.

Смешанное обучение (или обучение с подкреплением - *reinforcement learning*) – применяется, когда нужно обучить нейросеть задаче с чёткими результатами. Данный формат подготовки работает так: система получает неразмеченные данные и обрабатывает их случайным образом, в ответ на что получает отзывы (они могут быть

положительные или отрицательные). Этот способ ещё называют методом стимула: нейросеть получает за каждое действие оценку-стимул (награду или наказание), и анализируя реакцию, обучается поступать в дальнейшем верно. Можно также сказать, что в основе обучения с подкреплением лежит Марковский процесс принятия решений [13].

Принцип работы этого формата легко понять на примере компьютерных игр. Нейросеть неограниченное число раз играет случайным образом, отмечая, к какому результату приводит каждая стратегия, а затем анализирует стратегии, находя со временем ту, что уверенно гарантирует выигрыш. Как это ни парадоксально, но нейросети, подготовленные к самостоятельной работе таким способом, могут в дальнейшем управлять транспортом в качестве автопилота или выступать техподдержкой, получая положительную обратную связь за каждый верно решенный запрос.

Для обучения с подкреплением не нужен полный контроль человека или заранее и полностью размеченный набор данных — важно сформулировать задачу и оценить те решения, которые предпримет система. Этот метод особенно полезен, когда трудно извлечь из данных важные признаки или разметить все объекты – трудоёмкая задача. Однако, для эффективного применения обучения с подкреплением важно тщательно настраивать параметры и обеспечивать стабильность обучения. В сложных системах, если в будущей работе нейросеть столкнется с незнакомой ситуацией, то реакция будет непредсказуема.

Из вышеописанного обзора парадигм обучения нейросети целесообразно будет сделать вывод, что обучение с «учителем» наиболее отвечает взаимодействию эффективному с представленными выше информационными моделями ГИС для решения задач управления на примере социально-образовательной сферы.

## 4. Заключение

По основным результатам разрабатываемую ГИС можно рассматривать, как информационно-советующую систему, с помощью которой аналитик (специалист) какого-либо ведомства получает возможность относительно быстрых ответов на интересующие задачи (вопросы), предварительно смоделированные и обработанные нейросетью. Систему необходимо основывать на диалоговой процедуре, которая задаёт команду на поиск и визуализацию графической и текстовой информации. Варьируя параметры в ставящихся вопросах системе, аналитик получает возможность определять тенденции развития, получить зависимости и, в конце концов, сформулировать (сформировать) оптимизационную задачу по интересующему его вопросу. Отметим, что аналитик – это специалист, занимающийся изучением аналитических исследований и обобщений в определенной сфере деятельности, который в совершенстве владеет методами анализа, обычно способен прогнозировать процессы и разрабатывать перспективные программы развития [14].

Функциональные особенности, разрабатываемой ГИС предоставят возможность аналитику из органов управления достаточно просто записать постановку задачи (без программирования) и решить актуальную задачу для управления территориями и объектами. Важное значение имеют следующие свойства:

- 1) Открытость системы для манипуляций с графическими объектами и информационными данными (редактирование карты и изменение информации).
- 2) Возможность увеличения объёма картографической и семантической информации в процессе эксплуатации системы (нанесение новых интересующих объектов, редакция карты, занесение данных семантической информации).

- 3) Наличие в системе средств лингвистического и математического обеспечения.  
 Безусловно большая часть интеллектуальной составляющей в этой системе, как уже указывалось выше ложится на нейросеть, что, собственно, неудивительно.

## Список литературы

1. Смирнов С.В. Проектирование основных задач и аналитической модели тематического слоя электронной карты для специализированной системы с геоинформационной привязкой // Материалы Международной научно-практической конференции «ПРОБЛЕМЫ НАУЧНО-ПРАКТИЧЕСКОЙ ДЕЯТЕЛЬНОСТИ. ПОИСК И ВЫБОР ИННОВАЦИОННЫХ РЕШЕНИЙ» (Омск, 2021). Уфа: OMEGA SCIENCE, 2021. Ч. 2. С. 84-87.
2. Смирнов С.В. Применение информационной системы для мониторинга и поддержки принятия решений // Сборник избранных статей Международной научно-методической конференции «Проблемы управления качеством образования». С.Пб.: ГНИИ «Нацразвитие», 2020. С. 48-52.
3. Аксенов С.В., Новосельцев В.Б. Организация и использование нейронных сетей (методы и технологии) / Под общ. ред. В.Б. Новосельцева. Томск: Изд-во НТЛ, 2006. 128 с.
4. Как нейросети помогут в работе руководителю проектов. <https://gb.ru/posts/neurosetihelp> (дата обращения 30.01.2024).
5. Смирнов С.В. Информационные модели для решения задач в сфере управления государственной власти и оценка сложности автоматизации извлечения графической информации при их решении с помощью ГИС // Евразийский союз ученых. 2020. Т. 5, № 12 (81). С. 50-53.
6. Смирнов С.В., Сизова Л.Н. Программно – технический комплекс «Графика –ТР», как универсальное средство решения инженерных задач в современном мире автоматизации проектирования // Успехи современной радиоэлектроники. 2020. Т. 74, № 6. С. 55-68.
7. Смирнов С.В. Проектирование графических систем со сложной структурой данных. Саарбрюкен: LAP Lambert Academic Publishing, 2011. 176 с.
8. Смирнов С.В. Отдельные примеры практического применения нейронных сетей: сферы и механизм работы // Научно-технические технологии. 2023. Т. 24, № 7. С. 67-78.
9. Хайкин С. Нейронные сети: полный курс / 2-е изд., испр. Пер. с .англ. М.: Вильямс, 2006. 1104 с.
10. Нейронные сети для начинающих. Часть 2. <https://habr.com/ru/articles/313216/> (дата обращения: 26.01.2024).
11. Смирнов С.В. Применение нейронных сетей в России // Материалы Международной научной конференции «Информационные технологии в решении задач инновационного развития» (Сыктывкар, 2023). С.Пб.: ГНИИ «Нацразвитие», 2023. С. 35-39.
12. С учителем и без него: как обучаются нейросети. <https://just-ai.com/blog/s-uchitelem-i-bez-nego-kak-obuchayutsya-nejroseti> (дата обращения 26.01.2024).
13. Reinforcement Learning with Neural Network. <https://www.baeldung.com/cs/reinforcement-learning-neural-network> (дата обращения 30.01.2024).
14. Аналитик. <https://ru.wikipedia.org/wiki/Аналитик> (дата обращения 30.01.2024).