**Анализ применения нейронных сетей в e-government**

***Гусейнов Рустам Ровшан оглы***

студент, магистр, Азербайджанский государственный университет нефти

и промышленности, Азербайджан, г. Баку

Статья рассматривает современные тенденции и проблемы применения нейронных сетей в сфере электронного правительства (e-Government). Электронное правительство является ключевым компонентом цифровой трансформации государств и обеспечивает более эффективное государственное управление, участие граждан и экономическое развитие. Анализируется влияние электронного правительства на социально-экономические показатели, описывается концепция прогностической аналитики в электронном правительстве и ее потенциал в принятии решений.

*Ключевые слова: Электронное правительство, Нейронные сети, Прогностическая аналитика*

**Введение**

Электронное правительство является важным примером применения цифровых технологий в области государственного управления. Фактически, используя электронное правительство, можно предложить гражданам набор услуг, которые эволюционировали и могут значительно улучшить благосостояние населения. Проблема создания системы электронного правительства широко распространена в развитых странах. Однако, решение этой проблемы задача нетривиальная, поскольку применение модели электронного правительства требует инвестиций в набор смежных отраслей и структур, таких как, например, развитие IT экосистемы. Из этого следует, что возможность государств осуществлять экономическую политику в отношении электронного правительства требует предрасположенности к более широким вмешательствам, которые влияют на общий уровень цифровизации страны. Анализ DESI-Digital Economy Society Index dataset (Набор данных индекса общества цифровой экономики) показывает, что страны, которые более эффективно внедрили электронное правительство, также испытывают рост потенциала государственного управления, сокращение коррупции, более активное вовлечение граждан и более быстрое экономическое развитие. С помощью анализа индекса электронного участия и индекса электронного правительства было подтверждено, что Великобритания, Испания и Франция (анализ велся на выборке из стран Европы) имеют самый высокий уровень электронного правительства в Европе, который может быть использован в качестве абсолютной величины для соответствующих сравнений с другими странами. Наиболее актуальными видами деятельности с точки зрения электронного правительства являются создание порталов электронных услуг, вовлечение граждан посредством распространения информации о деятельности государственного управления, осуществляемой через Интернет.[1]

**Прогностическая** **аналитика в электронном правительстве**

Прогностическая аналитика — это область статистического анализа, которая фокусируется на извлечении информации из данных для прогнозирования будущих тенденций и моделей поведения. По своей сути, прогностическая аналитика основана на выявлении связей между объясняющими факторами и будущими результатами на основе прошлых событий, используя эти знания для прогнозирования будущих результатов. Эта дисциплина включает в себя множество методов, основанных на статистике и интеллектуальном анализе данных, которые включают изучение текущих и исторических данных для составления "прогнозов" о будущих событиях. Эти прогнозы обычно проявляются в виде вероятностей, а не окончательных утверждений, представляющих вероятность того, что конкретное событие или поведение произойдут в будущем.[2]

Прогностическая аналитика позволяет предугадывать вероятные вектора развития событий, изучая прошлые данные. Если определенные наборы признаков приводили к определенному результату в прошлом, алгоритм делает вывод, что сопоставимые комбинации, вероятно, приведут к аналогичным результатам в будущем. Такой подход может применяться в различных областях, начиная от моделирования последствий реализаций различных политических альтернатив и заканчивая активизацией государственного вмешательства с помощью систем раннего предупреждения.

Приведем более конкретные примеры применения прогностической аналитики в электронном правительстве:

1. Управление дорожным движением: прогнозирование заторов на дорогах и дорожно-транспортных происшествий путем анализа данных в режиме реального времени с дорожных камер, датчиков и GPS-устройств.
2. Прогнозирование преступной деятельности: может помочь правоохранительным органам им более эффективно распределять ресурсы и предотвращать преступления.
3. Образование: выявление студентов, подверженных риску отчисления, путем анализа их успеваемости и посещаемости.

И т.д.

Проанализируем эти задачи в разрезе более узких проблем.

**Прогнозирование ДТП и заторов**

В 2021 году среднестатистический водитель в Нью–Йорке потратил около 102 часов на преодоление пробок на дорогах – ситуация до пандемии была еще хуже. Такие приложения, как Google Maps и Waze, предоставляют приблизительное время в пути, рассчитывают ожидаемое время прибытия и предлагают наилучший маршрут с учетом текущих дорожных условий и предполагаемой схемы движения. Многие логистические компании в значительной степени зависят от точности этих вычислений.

Задача трафика может быть задачей регрессии, но она также может быть задачей классификации или временных рядов, в зависимости от конкретной постановки задачи и того, как мы хотим анализировать и предсказывать данные о движении.

* **Регрессия:** если основная цель - предсказать непрерывные числовые значения, такие как скорость движения на дороге или плотность трафика, то это задача регрессии. В этом случае модель стремится предсказать численное значение, которое может быть, например, дробным числом.
* **Классификация:** если интересует более качественная информация, такая как классификация трафика на "плотный" и "свободный" или определение типа дорожной ситуации (например, "затор" или "нет затора"), то это становится задачей классификации. В этом случае модель пытается отнести данные к определенным категориям или классам.
* **Временные ряды:** когда задача заключается в предсказании, какие изменения в движении будут происходить в течение времени, например, на основе предыдущих данных о трафике, это становится задачей временных рядов. Мы можем использовать прошлые временные данные, чтобы предсказать будущие значения трафика.

**Выявление мошенничества**

Рассмотрим прогнозирование преступной деятельности в контексте выявления мошенничества.

К числу первых и самых активных пользователей методов предотвращения мошенничества относятся телекоммуникационные компании, страховые компании и банки.[5] Ярким примером анализа данных в банковской сфере является система оценки мошенничества Falcon, которая опирается на структуру нейронной сети. Розничная торговля, особенно в точках продаж (POS), сталкивается с проблемами мошенничества, и некоторые супермаркеты объединяют данные видеонаблюдения с данными POS для выявления уязвимых транзакций.

Рост числа онлайн-транзакций вызвал обеспокоенность. Исследование, проведенное в 2002 году, показало, что мошенничество с онлайн-транзакциями встречается примерно в 12 раз чаще, чем мошенничество в магазине. Мошенничество охватывает такие области, как мобильные телефоны, налоговые декларации и операции с кредитными картами, создавая серьезные проблемы для правительств и бизнеса. Выявление и предотвращение такого мошенничества является сложной задачей, требующей специализированных методов анализа данных. С точки зрения нейросетей проблему обнаружения мошеннических транзакций можно рассматривать как проблему классификации.[3] Задача классификации – получение категориального ответа на основе набора признаков. Задача имеет конечное количество ответов (как правило, в формате «да» или «нет»): есть ли на изображении автомобиль, заражен ли человек коронавирусом и т.д. [4]

В нашем контексте цель состоит в том, чтобы классифицировать транзакции или случаи на две категории: "мошеннические" и "не мошеннические" на основе различных характеристик и данных, связанных с каждой транзакцией. В качестве этих характеристик могут выступать сумма транзакции, местоположение, время, поведение пользователя и т.д.

**Прогнозирование в образовании**

Задачу "выявление студентов, подверженных риску отчисления, путем анализа их успеваемости и посещаемости" можно отнести к задаче бинарной классификации. В данном случае, мы пытаемся классифицировать студентов в две категории: "подверженные риску отчисления" и "не подверженные риску отчисления". Таким образом, это задача классификации, где нейронные сети могут быть применены для предсказания, к какой из двух категорий относится каждый студент.

Однако, задача классификации не является средством для всех задач в этой сфере:

Персонализированное обучение:

* *Задача*: Рекомендация образовательных материалов для студентов в соответствии с их уровнем знаний и интересами.
* *Метод*: Модели рекомендаций, такие как рекомендательные системы на основе рекуррентных нейронных сетей (RNN).

Оценка знаний:

* *Задача:* Автоматизированная оценка знаний студентов на основе их решения задач и тестов.
* *Метод:* Обработка естественного языка (NLP) и глубокие нейронные сети могут использоваться для анализа письменных ответов студентов и определения их понимания материала.

**Заключение**

В сфере электронного правительства существует множество задач, таких как прогнозирование дорожно-транспортных происшествий, выявление банковского мошенничества и анализ образовательных данных, и все они могут быть эффективно решены с помощью применения методов машинного обучения и нейронных сетей.

Тем не менее, важно понимать, что одна и та же задача может быть сформулирована по-разному в зависимости от ее уникальных характеристик и целей. Например, в области прогнозирования трафика задача может быть истолкована как задача регрессии, где основной целью является прогнозирование числовых значений, таких как скорость движения или плотность трафика. Такой подход оказывается ценным для оптимизации продолжительности поездок.

И наоборот, ту же задачу можно рассматривать как задачу классификации, с акцентом на категоризацию данных по таким группам, как "перегруженный трафик" или "плавный поток". Это помогает в создании систем, способных прогнозировать тип сценария дорожного движения и предупреждать водителей о потенциальных задержках.

Следовательно, гибкость методов машинного обучения и нейронных сетей позволяет нам находить оптимальные решения для широкого спектра задач электронного правительства. Крайне важно подходить к каждой задаче с пониманием ее уникальных характеристик и целей, чтобы выбрать наиболее подходящий метод и извлечь максимальную выгоду из анализа данных и прогнозной информации.

**Список литературы**

1. Леогранде, Анджело. “Подход к машинному обучению в Европе”. Research Gate (2022)
2. Танудж Нандан. “Применение аналитики в электронном управлении - следующий уровень”. Research Gate (2007)
3. Ифэй Лу. “Глубокие нейронные сети и обнаружение мошенничества”. DiVA - Academic Archive (2017)
4. Г.Алексеев. “Введение в машинное обучение”. Habr (2019)
5. Сувендра Кумар Джаясингх, Анил Кумар Суэйн. “Нейронная сеть в выявлении мошенничества”. MDPI (2022)