

лансированного гармоничного развития социальных, экологических и экономических общественных процессов в городах и областях.

Это обуславливает необходимость синтеза уникальных систем идентификации характеристик, способных с достаточной степенью адекватности описать состояние социально-экономической системы (СЭС) любого уровня, как объекта организационного управления. Такие системы принято называть системами комплексного мониторинга (СКМ).

Переход к практической реализации концепции устойчивого развития мировой СЭС требует создания комплексной, территориально и иерархически распределенной системы организационного управления. В такой системе СКМ играет роль измерительно-идентификационного информационно-аналитического блока, т.е. выполняет роль измерения, накопления, хранения, трансформации формы и обработки информации.

Для характеристики устойчивого развития имеется ряд показателей, которые можно рассматривать на разных иерархических уровнях: глобальном, национальном, региональном, локальном, отраслевом, даже для отдельных населенных пунктов.

Социально-экономическое благосостояние города определяется взаимодействием не только факторов внешней и внутренней среды города, но и качеством управления его социально-экономического развития. В конечном итоге социально-экономическое развитие должно быть направлено на повышение благосостояния населения, которое возможно на основе устойчивого экономического развития города при объединении усилий всех подсистем.

Предметом исследования является множество факторов обеспечивающих устойчивое социально-экономическое развитие крупных населенных пунктов с позиций обеспеченности населения объектами городской инфраструктуры.

- обеспеченность детскими учреждениями;
- оценка торгового обслуживания (потребительского рынка);
- обеспеченность культурно-массовыми услугами;
- оценка обеспеченности медицинским обслуживанием;
- условия труда;
- транспорт;
- криминогенная обстановка.

Каждый из перечисленных факторов является комплексным и зависит от пересекающихся подгрупп параметров. Зависимость параметров вносит существенные искажения в общее множество случайно (дублирование информации из разных источников, сложные вычисляемые показатели, строящиеся на основе уже существующих простых) либо же преднамеренно, для искажения конечной оценки. Таким образом, необходимо формирование множества независимых параметров оценки показателей устойчивого развития минимальной мощности с сохранением репрезентативности.

Дашкевич О.О., Шубин И.Ю.

ИНФОРМАЦИОННЫЕ ТЕХНОЛОГИИ ПОСТРОЕНИЯ СИСТЕМ УПРАВЛЕНИЯ ОБУЧЕНИЕМ НА ОСНОВЕ ТЕХНОЛОГИИ "BIG DATA"

Системы управления обучением (Learning Management System, LMS) имеют важное значение для обеспечения высокого качества и наиболее эффективного обучения студентов — особенно когда речь идет о повышении уровня владения и развитии навыков.

LMS является инфраструктурой, которая обеспечивает и управляет учебным контентом, идентифицирует и оценивает индивидуальное и групповое обучение или подготовку целей. Кроме того, она отслеживает прогресс на пути достижения этих целей, а

также собирает и представляет данные для контроля за процессом обучения группы в целом [1].

Важными аспектами системы управления обучением являются выполнение студентом базовых действий для работы, понимание рабочего процесса, предоставление онлайн контента, ведение системы оценок, управления непрерывного профессионального образования, совместного обучения и управления ресурсами обучения.

Данные платформы предоставляют большие наборы данных (Big Data) в процессе обучения, что дает развивать исследования в области аналитических инструментов, известных как учебно-интеллектуальный анализ данных (Educational Data Mining, EDM), академической и образовательной аналитики. Они помогают лучше понять процесс обучения студентов и улучшить образовательный опыт.

Анализ больших данных позволяет ускорить решение научных, исследовательских и педагогических проблем. Изучая статистику, можно работать и с индивидуальными траекториями, и с глобальными образовательными системами.

LMS автоматически сохраняет онлайн-взаимодействие инструктора и ученика, собранные как часть природной учебной деятельности. Повышение доступности этих наборов данных в сочетании с Big Data и методами образовательного интеллектуального анализа данных предлагают уникальные возможности для исследований в области изучения понимания и обучения в системе высшего образования.

EDM широко используется в педагогических исследованиях: прогнозирование, кластеризация, установление связей и ассоциаций, трансформация данных от человеческого суждения и нахождение среди них математических моделей.

Одной из моделей работы с Big Data является прогноз, где комбинация известных данных позволяет прогнозировать искомое неизвестное. Прогнозируемое может быть числом: например, это время, потраченное на решение, количество использованных подсказок, процент просмотренного видео или результат теста в баллах. Для таких случаев используют метод классификации и разные алгоритмы, например, дерево решений или кластеризацию.

Другой метод, сетевой анализ, рассматривает всех участников учебного процесса как «узлы», соединенные связями, которые могут быть сильнее или слабее в зависимости от интенсивности и частоты общения. Система предполагает разные типы взаимодействия: коллективная работа с одним ресурсом, лидерство, помощь, критика или даже оскорбление. Данные о взаимодействии определяются важными параметрами: плотность, доступность, расстояние, поток, центричность, взаимность и собственный вектор.

Прогнозирование относится к разработке модели, которая может предсказать изменение обратной связи (или результаты), такие как производительность студента, в зависимости от некоторой комбинации значений предикторов. Например, предсказатели степени знаний студента в конце курса включают количество дискуссионных сообщений и вопросов, множество заданий, завершенных до аттестации.

Кластеризация представляет собой метод определения данных, которые имеют общие характеристики, и группировки их по этим признакам в подгруппы. Задача кластеризации решается методами статистической обработки, а также обширным классом методов обучения без учителя.

Перегонка данных для суждения относится к изображению данных, включая визуализацию данных, чтобы позволить студентам быстрее понять материал. На микроуровне могут быть использованы следующие методы визуализации: тепловые карты, графики и диаграммы разброса. На макроуровне, результаты EDM используются для разработки систем мониторинга знаний и навыков студентов, а также создания гибкой контрольной панели, такие как система сигналов курса и активности контекстно-зависимых систем оповещения.

Тем не менее, EDM, в качестве новой дисциплины, заимствовал приемы из других областей, но до сих пор отсутствует стандартный набор инструментов, моделей и процессов для анализа большого набора данных. Выявлено отсутствие стандартов того, как должны быть реализованы процессы анализа, моделирования и обработки полезных данных.

Таким образом, построение архитектуры информационной системы управления обучением строится на применении основных принципов работы с описанными выше методами анализа и обработки данных. Итоги такого исследования способствуют продвижению области EDM путем изучения методов анализа, понимания и моделирования растущего количества данных об использовании LMS в процессе обучения пользователей. Результаты анализа имеющихся решений в области интегрированных информационных систем с обработкой Big Data для целей образования позволяют выделить готовые решения компании Knewton, которая предоставляет образовательным проектам полноценную систему для накопления данных, их анализа и мгновенного применения. Она интегрируется с образовательными приложениями, выдает рекомендации и формирует обратную связь.

Бритик В.И., Карасюк В. В., Кобзев В. Г.

КОГНИТИВНЫЙ ДЕТЕКТОР РАССТОЯНИЯ ДО ЦЕЛИ

Проективные алгоритмы бесконтактного определения расстояния до цели известны относительно давно. В их основу полагались соотношения видимости объекта с различных взаимосвязанных точек с последующим вычислением расстояния. Известны и достаточно давно используются следующие способы:

- глазомерный,
- по угловым величинам целей или местных предметов,
- по дальномерной шкале оптического прицела,
- непосредственным промером местности,
- по звуку.

Предлагаемый алгоритм определения расстояния до цели основан на гипотезе Гибсона, согласно которой информация о расстоянии до цели может быть получена из анализа текстуры рассматриваемого локального фрагмента конкретного изображения [1]. Он указывал, что изображение некоторой текстурной поверхности содержит достаточно информации для получения сведений о расстоянии до точек данной поверхности.

В настоящее время отсутствует общепринятое понятие текстуры. В данной работе под текстурой будем понимать фрагменты изображения, для которых статистические распределения значений яркости (цветности) являются определенной константой [2]. Таким образом, если предварительно создать описание текстуры с достаточной статистикой распределений текстурных элементов изображения цели, можно получить возможность вычислить расстояние до интересующей нас цели.

Экспериментальные исследования показали, что расстояние до цели (объекта) содержится в распределении интенсивности значений яркости в локальном фрагменте, ограничивающем цель. Используя множество фильтров текстурных элементов и представляя результаты распределений текстурных элементов в виде полярограммы удалось вычислить расстояние до цели без каких-либо дополнительных измерений, используемых при проективных методах, но с предварительным обучением.

Расстояние до цели вычисляется по формуле:

$$l = \frac{S_1}{S_2} + k ,$$