



Рис. 2. Примерная структура портала «Электронный IT-университет»

С помощью внедрения эффективных моделей аутсорсинга в IT-университет проведение процесса обучения с одной стороны будет как эффективным, полезным, доступным и качественным для обучающихся, а с другой стороны – экономичным, практичным и легко организованным для создания и проведения процесса обучения.

Литература.

1. Морозов И. О. Современные модели управления процессами дистанционного обучения [Текст] // eLearning World - 2007 - №2-3 (18) - С 64-67 (0,2 п л)
2. Картуков К. С., Молнина Е. В. Анализ моделей аутсорсинга для образовательных учреждений Кузбасса // Ползуновский вестник. - 2013 - №. 2. - С. 17-21
3. Молнина Е. В. , Молнин С. А. , Картуков К. С. Реализация комплексной системы формирования информационно-коммуникационной компетентности обучающихся через IT-университет // В мире научных открытий. - 2013 - №. 11.7(47). - С. 120-124

НЕЙРОСЕТЕВЫЕ ТЕХНОЛОГИИ ПРИНЯТИЯ РЕШЕНИЙ

А.М. Корилов, д.т.н., А.В. Тунгусова, асп.

*Национальный исследовательский Томский политехнический университет
Томский государственный университет систем управления и радиоэлектроники
634050, г. Томск, пр. Ленина, 40, тел. (3822)-41-42-79
E-mail: korikov@asu.tusur.ru*

Теория нейронных сетей (НС) и нейросетевые технологии (НСТ) развиваются с 1943 г. [1] в рамках обширнейшей области науки и техники – искусственного интеллекта (ИИ) [2]. В естественных и технических науках, а также в экономике все задачи условно делятся на формализуемые и неформализуемые. Постановка любой задачи заключается в том, чтобы перевести ее словесное, вербальное описание в формальное. В случае относительно простых задач такой переход осуществляется в сознании (естественном интеллекте (ЕИ)) человека. Если полученная формальная модель (математическая зависимость между величинами в виде формулы, уравнения, системы уравнений) опирается на фундаментальный закон или подтверждается экспериментом, то этим доказывается ее адекватность отображаемой ситуации, и модель рекомендуется для решения задач соответствующего класса [3]. Неформализуемые задачи (НФ-задачи) невозможно представить, используя только ЕИ человека, в виде каких-то формальных моделей. С развитием нашей цивилизации количество таких научных и технических НФ-задач постоянно растет. Для решения НФ-задач в различных областях экономики, науки и техники развиваются специальные приемы и методы, обобщенные в теории систем и системном анализе [3], создаются экспертные системы – интеллектуальные системы (ИС), основанные на знаниях [4]. Роль методов ИИ, теории НС и НСТ в реализации методик системного анализа (МСА) и разработке ИС трудно переоценить. Решение НФ-задач осложняется различными ви-

дами НЕ-факторов знаний [4]: неопределенность, нечеткость, неточность, недоопределенность и неполнота знаний эксперта о свойствах проблемной области.

Спектр задач, решаемых на основе НСТ, постоянно расширяется. Некоторое время считалось, что НСТ эффективны при решении трудноформализуемых задач и НФ-задач, для которых необходимо включение в алгоритм их решения процесса обучения на результатах реального эксперимента [1]. В основном это были задачи распознавания образов. В последние годы к ним добавились задачи обработки сигналов и изображений, распараллеливание которых повышает эффективность, например, скорость их решения. Эти задачи не требуют обучения на результатах реального эксперимента, но они хорошо представимы в нейросетевом логическом базисе [1].

На всех этапах развития НСТ постоянно возникал вопрос: «Для каких классов задач существует объективная необходимость применения НСТ: представления и решения задач в нейросетевом логическом базисе?» [1]. Из истории НСТ следует, что первое место в этом списке занимают, как правило, задачи распознавания образов и, в частности, задачи классификации образов (изображений). Следующим классом задач являются задачи аппроксимации и экстраполяции, а третьим классом – задачи нейрорегуляции сложными динамическими системами [1]. Эти задачи возникают во многих приложениях НСТ и, в том числе, в экономике, особенно при принятии решений в сфере финансово-экономической деятельности. Перечисленные задачи условно делятся на две группы: адекватные НСТ и использующие НСТ из-за большой размерности и необходимости резкого сокращения времени решения. В [1] утверждается, что НСТ более эффективны при решении любых задач, так как нейросетевой алгоритм решения любой задачи на логическом уровне более параллелен, чем любая его реализация существующими средствами вычислительной техники. Относительно НФ-задач заметим, что их решение практически невозможно без применения МСА, ИС и НСТ.

Задачи принятия решений в математической постановке идентичны задачам классификации объектов. Для многих приложений эти задачи интересны как задачи автоматической классификации объектов. Общий подход к задачам автоматической классификации объектов изложен в [5]. Согласно этому подходу эмпирические данные (такowymi являются, в частности, и данные о финансово-экономической деятельности предприятий) представляются в виде матрицы данных Z , строки которой соответствуют различным наблюдаемым объектам, а столбцы – параметрам (классификационным признакам), описывающим состояние каждого объекта. Если параметры имеют различный экономический (и/или физический) смысл, то осуществляется преобразование матрицы данных Z в стандартизованную матрицу данных X . Формулы преобразования Z в X приведены в [5]. Матрице данных ставится в соответствие корреляционная матрица R , элементами которой являются выборочные коэффициенты корреляции r_{ij} , пропорциональные скалярному произведению двух векторов-столбцов матрицы данных: скалярное произведение i -го вектора-столбца и j -го вектора-столбца. Коэффициент корреляции является удобным показателем «близости» или «связи» между параметрами. На этой основе разработаны многие структурные методы обработки эмпирических данных, в том числе методы автоматической классификации объектов, образов и изображений [5].

Для подобных задач может оказаться полезным понятие матрицы классификационных признаков K , строки которой соответствуют различным наблюдаемым (исследуемым) объектам, а столбцы – классификационным признакам, описывающим каждый класс (тип) объекта. Векторы – строки этой матрицы характеризуют множество исследуемых классов (типов) объектов. В пространстве классификационных признаков два таких вектора характеризуют близость исследуемых объектов друг к другу по своим свойствам. Для матрицы классификационных признаков K , как математического объекта, справедливы теоретические основы, разработанные в [5] для матриц данных Z и X .

В общем виде НС постановка задачи содержит не менее 14 этапов синтеза НС алгоритмов решения различных математических задач [1, с.431–437]. Кратко изложим основные этапы реализации НСТ.

Структура НС определяется особенностями задачи и её сложностью. Известны НС с фиксированной и переменной структурой [1]. Для решения задач принятия решений в сфере финансово-экономической деятельности следует отдать предпочтение НС с переменной структурой – вероятностной модели НС (ВНС). ВНС имеет ряд преимуществ по сравнению с другими типами НС: обучение НС происходит в процессе формирования её структуры; выходной сигнал НС имеет вероятностный смысл, что облегчает его интерпретацию; простая программная реализация. Общая структура используемой нами ВНС представлена в [6]. Образы объектов классифицируются на основе оценок их сходства с эталонными образами. Правилom для классификации является то, что класс с большей

плотностью распределения вероятностей в области неизвестного образа объекта будет иметь преимущество по сравнению с другими классами. ВНС оценивает функцию плотности вероятности посредством ядерной аппроксимации плотности каждого класса в окрестности классифицируемого образа объекта. Входной слой НС служит для приема классификационных признаков классифицируемого объекта. Количество нейронов входного слоя определяется количеством информативных классификационных признаков, применяемых для классификации образов объектов. Слои образов объектов содержат по одному нейрону для каждого образа объекта из обучающей выборки. Образ объекта представляет собой вектор классификационных признаков, рассчитанных по эталонам классифицируемых типов объектов. Размерность этого вектора совпадает с размерностью входного вектора. Слои суммирования содержат количество нейронов, равное количеству классифицируемых типов объектов. Каждый нейрон слоя суммирования имеет связи только с нейронами слоя образов объектов, относящихся к соответствующему классу.

В [7] проведена оценка размерности пространства архитектур НС и сделан вывод о том, что «проклятие размерности» не позволит реализовать прямой перебор архитектур НС. Единственный способ построения НС состоит в применении некоторой эвристики перебора моделей НС. При этом возможны два подхода к выбору архитектуры НС: конструктивный и эволюционный. Конструктивные методы осуществляют выбор архитектуры НС путем итеративного изменения выбранной модели НС (в нашем случае – ВНС). Итерации осуществляются так, чтобы добавление новых нейронов (связей) на каждом этапе гарантированно уменьшало значение ошибки работы НС. Основное преимущество этого подхода состоит в небольшом времени работы. Недостаток – в том, что поиск осуществляются только среди смежных архитектур A_i в пространстве архитектур A . Т. е. можно рассчитывать на попадание в ближайший минимум, который может оказаться локальным. Следовательно, результаты будут существенно зависеть от выбора начальных параметров алгоритма (обучающей выборки). Эволюционные методы (генетические алгоритмы) обеспечивают глобальный поиск в пространстве архитектур A , т.е. охватывают все классы архитектур A , а не только смежные, но требуется весьма значительное время для получения результата. В этом состоит основной недостаток эволюционного подхода. Т.е. оба подхода имеют и достоинства, и недостатки. Конструктивные алгоритмы осуществляют выбор архитектуры НС, незначительно отличающуюся от оптимальной, за небольшое время работы, поэтому выбор конструктивного подхода к построению НС (ВНС) для многих задач является вполне логичным. Относительно выбора параметров НС заметим, что ВНС имеет единственный управляющий параметр обучения, значение которого выбирается пользователем, — степень сглаживания (отклонение σ гауссоиды [6]). Выбор слишком малых отклонений σ приводит к «острым» аппроксимирующим функциям и неспособности ВНС к обобщению, а при слишком больших отклонениях σ могут быть потеряны детали текстуры. Значение σ определяется экспериментально: σ подбирается таким, чтобы ошибка работы НС была наименьшей. В заключение отметим, что созданная программная система, реализующая ВНС, апробирована на задачах принятия решений, имеющих научно-практический интерес.

Литература.

1. Галушкин А.И. Нейронные сети: основы теории. – М.: Горячая линия – Телеком, 2010. – 496 с.
2. Рассел С., Норвиг П. Искусственный интеллект: современный подход. – М.: Вильямс, 2006. – 1408 с.
3. Кориков А.М., Павлов С.Н. Теория систем и системный анализ: учеб. пособие. – М.: ИНФРА-М, 2014. – 288 с.
4. Рыбина Г.В. Основы построения интеллектуальных систем: учеб. пособие. – М.: Финансы и статистика; ИНФРА-М, 2010. – 432 с.
5. Браверман Э.М., Мучник И.Б. Структурные методы обработки эмпирических данных. – М.: Наука. Физматлит, 1983. – 464 с.
6. Евсюткин Т.В., Тунгусова А.В. Применение вероятностной нейронной сети для классификации типов облачности на основе спутниковых снимков // Современные техника и технологии: сборник трудов XIX Международной научно-практической конференции студентов, аспирантов и молодых ученых. В 3-х т. Т. 2. Томск, 15-19 апреля 2013 г. – Томск: Изд-во Томского политехнического университета, 2013 – С. 371-372.
7. Аксенов С.В., Новосельцев В.Б. Организация и использование нейронных сетей (методы и технологии). – Томск: Изд-во НТЛ, 2006. – 128 с.