

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Тертышная (Коджа) Т.И., Гогунский В.Д. Алгоритм оценки уровня знаний на основе методов нечеткой логики // Комп'ютерне моделювання та інформаційні технології в науці, економіці та освіті. – Кривий Ріг: Видавничий відділ КДПУ, 2001. – Т. 2. – С. 255 – 262.
2. Ноздренков В.С., Лебединский И.Л., Романовский В.И. Модуль нечеткого логического вывода итоговой оценки знаний обучаемого «QWESTER-RESULTS» // Восточно-Европейский журнал передовых технологий.- 2005. - №5/2 (17).- С. 137-140.
3. Сетлак Г. Интеллектуальные системы поддержки принятия решений // Киев: Изд-во Логос.- 2004.- С. 252.
4. Положения про модульно-рейтингову систему організації навчального процесу та оцінювання успішності навчання студентів. – Суми, 2005.
5. Кофман А. Введение в теорию нечетких множеств.-М.: Радио и связь.- 1982.- 432 с.
6. А.П. Рыжов. Элементы теории нечетких множеств и ее приложений. – Москва: Диалог-МГУ, 2003.
7. Ротштейн А.П. Интеллектуальные технологии идентификации.- Винница: Универсум.-1999. – С. 300.

Поступила в редакцию 10 июля 2006 г.

УДК 621.165:51.380

ОГРАНИЧЕННОСТЬ ОДНОУРОВНЕВЫХ АДДИТИВНЫХ МОДЕЛЕЙ ОЦЕНИВАНИЯ

Р.И. Мухамедиев, канд. техн. наук

Институт информационных систем менеджмента, Рига, Латвия

Рассматриваются недостатки одноуровневой аддитивной модели оценивания. Подобные модели часто используются в тестовых системах и других системах оценивания. Это простой вариант оценивания, однако одноуровневая аддитивная модель не способна реализовать линейно неразделимые функции. Для преодоления указанного недостатка предлагается использовать многослойную нейронную сеть или продукционную систему.

Одноуровневые аддитивные модели оценивания широко используются на практике. Основной признак такого способа оценивания заключается в том, что суждение о результате выносится на основании суммы полученных баллов. Простота метода обеспечила его широкое распространение. Примеров такого рода систем множество. Один из самых распространенных - это тестовые системы оценки знаний, где результатом служит набранная сумма баллов за правильные или неправильные ответы. К этому же классу относятся многочисленные тестовые системы определения психологического портрета или состояния [1]. Еще один вариант - это системы накопления штрафных баллов, например, система службы государственных доходов, где аудиторская проверка назначается, если предприятие относится к группе «рискованных», «набрав» достаточно большую сумму штрафных баллов.

Во всех перечисленных системах основной принцип работы заключается в расчете суммы баллов. Количество баллов за каждый показатель, или, другими словами, вес показателя, назначается экспертом. Полученная оценка (аддитивная свертка) и является отражением текущего состояния тестируемого объекта. В случае одноуровневой аддитивной системы оценивания имеем

$$T = w_1 x_1 + w_2 x_2 + \dots w_n x_n, \quad (1)$$

где T – набранная сумма баллов; w_i – вес показателя (количество баллов); x_i – i -й показатель или ответ.

Недостатки таких систем, часто ощутимые на интуитивном уровне, заключаются в ограниченной выразительности модели одноуровневого аддитивного оценивания. Например, при оценке знаний экзаменуемых (студентов, школьников) часто критичным является знание отдельных ключевых вопросов. То есть корректно построенная система должна давать отрицательный результат тестирования при неправильном ответе на такого рода вопрос. В одноуровневой модели такое выполнить сложно, так как отрицательный ответ перекрывается другими положительными. Отметим, что в частном случае этот недостаток можно исключить, если присваивать штрафные баллы, например, в размере потенциальной суммы положительных баллов. Однако существуют и более сложные варианты, когда этот подход не сработает, например, когда оценка выносится из сочетания ответов. В приведенном выше примере со службой государственных доходов существуют ситуации, когда важным может быть не суммарный риск, вычисленный простым сложением штрафных пунктов, а показатели по отдельным пунктам или их особое сочетание. В частности, если по некоторой группе важных показателей предприятие можно считать рискованным, то оно подлежит проверке даже если общая сумма штрафных пунктов мала.

Пример 1 Если на предприятии 1 работник и предприятие имеет большой оборот, то сумма штрафных пунктов будет большой и формально предприятие подлежит проверке. Однако если вид деятельности «посредничество», то предприятие может быть изъято из группы риска, так как такое сочетание признаков вполне возможно.

Пример 2 Если предприятие новое (показателей недостаточно для того, чтобы существующая система сделала однозначный вывод), то следовало бы увеличить значимость всех доступных показателей, так как по наблюдениям экспертов именно новые предприятия подвержены наибольшему риску.

В этих примерах требуется сделать вывод на основании сочетания признаков (пример 1) или требуется коррекция показателей в процессе оценивания (пример 2). Очевидно, что коррекцией весов w_i в формуле 1 нельзя добиться решения примеров 1 и 2 (потребуется, как минимум, изменение выражения 1).

Покажем, что примеры 1 и 2 могут быть решены в нейросетевом базисе или в рамках парадигмы продукционных экспертных систем.

Применим нейронную сеть, в которой основным элементом будет паде-нейрон с пороговой функцией активации. Пусть показатели риска и их значения для примера 1 приведены в таблице 1.

Таблица 1 - Показатели риска и их значения (Пример 1)

Обозначение	Показатель	Значение
X_1	Количество работников	1, если 1 работник, 0 в противном случае
X_2	Нетто-оборот	1, если «большой», 0 в противном случае
X_3	Вид деятельности предприятия	1, если «посредничество», 0 в противном случае

Математическая модель паде-нейрона

$$y = f \left(\frac{\sum_{i=1}^n a_i x_i + a_0}{\sum_{i=1}^n b_i x_i + b_0} \right). \quad (2)$$

Пороговая функция активации представляет собой выражение

$$f(g) = \begin{cases} \text{"risk"}, g < 1 \\ \text{"normal"}, g \geq 1 \end{cases} \quad (3)$$

Если принять, что $a_0=b_0=0$, $a_1=a_2=a_3=1$ и $b_1=b_2=1$, $b_3=2$, то нетрудно убедиться, что при $x_3=0$, $x_2=x_1=1$ результат применения выражений 4 и 5 будет

$$f(g) > 1,$$

а при $x_3=x_2=x_1=1$,

$$f(g) < 1,$$

что соответствует условию примера 1.

Если учесть, что пороговая функция (5) эквивалентна правилу

$$\text{If } g < 1 \text{ then "risk" else "normal"},$$

то это, в свою очередь, позволяет перейти в решению примеров 1 и 2 с помощью системы правил (продукций). Покажем, что задача может быть решена с помощью продукционной системы с прямой цепочкой рассуждений.

Обозначим значения показателей как *True* и *False* при 1 и 0 соответственно. Тогда

Rule 1: IF x_1 AND x_2 AND x_3 THEN «normal».

А для решения примера 2 достаточно ввести еще одно правило:

Rule 2: IF x_4 THEN «увеличить вес всех показателей».

где $x_4 = \text{True}$, если предприятие новое, и *False* в противном случае; «увеличить вес всех показателей» - некоторая функция, изменяющая веса показателей.

Может показаться, что применение однослойной нейронной сети эквивалентно продукционной системе с прямой цепочкой рассуждений. Однако это не совсем так. Рассмотрим еще два гипотетических примера.

Пример 3 Пусть имеем систему управления обучением. Система должна решать вопрос о дальнейшем обучении на основании тестирования. В простейшем случае может быть два ключевых вопроса (Q1 и Q2). При этом можно предположить, что если обучаемый дает на оба вопроса положительный ответ(1), то обучение обязательно, если на оба отрицательный(0), то обучение не состоялось. Оба варианта могут свидетельствовать о неэффективности системы обучения (таблица 2).

Таблица 2 - Оценка эффективности системы обучения

	Q1	1	0
Q2			
1		A	B
0		B	A

A – неэффективная система; B – система эффективна

Пример 4 Пусть имеем систему выбора предприятий для аудита. Случаи, когда предприятие имеет малый оборот и много работников или только одного работника и большой оборот, могут повышать риск предприятия и необходимость в аудите. В таблице 3 Тп – оборот (1-низкий; 0 – большой); Е – количество работников (1- много; 0-единственный).

Таблица 3 - Выбор предприятия для аудита

E Tn \	1	0
1	A	B
0	B	A

A – предприятие рискованное; B – нормальный результат

Подбором весов паде-нейрона невозможно разделить ситуации A и B (если не менять функцию активации). В то же время соответствующее правило, например ,

$$IF Q_1 = Q_2 THEN A ELSE B,$$

легко разрешает данную ситуацию.

Отметим, что если изменить пороговую функцию активации паде-нейрона (выражение 3) на

$$f(g) = \begin{cases} A, g = 0 \\ B, g \neq 0 \end{cases}$$

и принять следующие веса нейрона $a_0=0, b_0=1, a_1=1, a_2=-1$ и $b_1=b_2=1$, то нетрудно убедиться, что при $x_2=x_1$ выход нейрона равен 0, иначе больше или меньше нуля (0.5 или -0.5). Однако такое изменение является своего рода отступлением от идеологии нейронных сетей, где принято рассматривать сети с одинаковыми пороговыми функциями, чаще всего сигмоидальными. В противном случае обучение сети представляет собой трудноразрешимую проблему.

На самом деле ситуации, описанные в примерах 3 и 4, принципиально невозможно отразить с помощью одноуровневой аддитивной системы оценивания или однослойной нейронной сети в ее классическом понимании.

В частности, при системе из двух показателей вектор-признак является двумерным. Уравнение для этого случая

$$T = w_1x_1 + w_2x_2, \tag{4}$$

является уравнением прямой (одномерной гиперплоскости). Очевидно, что существуют ситуации, когда прямая (в более общем случае гиперплоскость) не способна разделить классы ситуаций (образы). Если рассматривать две ситуации A и B, которые размещены в прямоугольной системе координат x_1 и x_2 , как показано на рис.1, то ни при каких условиях прямая не может разделить плоскость так, чтобы точки, принадлежащие разным ситуациям (классам), оказались по разные стороны от прямой.

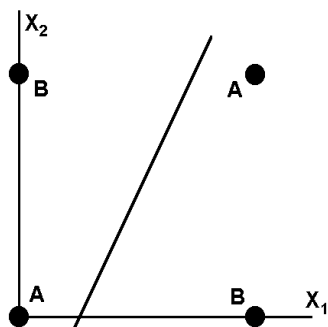


Рисунок 1

Такое, как на рис.1, разбиение на классы реализует логическую функцию исключающего ИЛИ (XOR) для входных сигналов. Данная проблема получила название проблемы исключающего ИЛИ, то есть невозможности моделирования исключающего ИЛИ с помощью линейной функции. Впервые она рассмотрена в связи с изучением однослойного перцептрона [2,3]. Функции, которые не реализуются однослойной сетью, получили название линейнонеразделимых. Таким образом, математическая модель одноуровневой аддитивной модели оценивания (1) эквивалентна перцептрону с

соответствующими ограничениями на класс распознаваемых образов.

Следовательно, **одноуровневая аддитивная модель оценивания не может реализовать линейно неразделимую функцию.**

Эмпирическим выходом из такого положения в тестировании служат многоуровневые системы, в которых рейтинг объекта находится как свертка показателей по разделам, каждый из которых определяется как свертка критериев, которые, в свою очередь, вычисляются как функциональные зависимости по элементарным показателям (исходным данным) [4]. Математическая модель для этого случая может быть, например, следующей:

$$T = f_2 \left(\sum_{i=1}^N w_{2i} f_1 \left(\sum_{k=1}^K w_{1k} x_k \right) \right), \quad (5)$$

где f_1, f_2 функциональные зависимости по элементарным показателям и по разделам соответственно; w – веса; x – значения элементарных показателей; N – количество разделов; K – количество элементарных показателей в разделе.

Можно видеть, что это выражение 5 с точностью до сигнала начального возбуждения и обозначений совпадает с математической моделью двухслойной нейронной сети с прямыми связями [2, с.52]. Двухслойная модель, как показано, например, в [3], разрешает проблему ХОР. Таким образом, решение линейно неразделимых задач возможно при применении 2- и более слойных сетей или сетей с нелинейными синапсами.

МОДЕРНИЗАЦИЯ СИСТЕМЫ ОЦЕНКИ РИСКОВАННОСТИ ПРЕДПРИЯТИЙ

В качестве приложения для проведенного выше анализа рассмотрим возможную модернизацию системы оценки рискованности предприятий. В настоящее время для оценки степени рискованности предприятий службой госдоходов Латвии применяется система „Eskort” [5].

Система „Eskort” предназначена для выявления предприятий, подлежащих внеплановым аудиторским проверкам. Основу системы составляет поисковая система, которая получает информацию из специальной базы данных предприятий - NIS. Полученные данные анализируются путем оценки отклонения от нормальных показателей и сопоставления, в результате чего формируется общая оценка риска предприятия. По своей сути система представляет набор правил, выполнение каждого из которых дает вклад в сумму штрафных баллов. В соответствии с проведенным выше обзором такая система в принципе может выполнить распознавание рискованных предприятий. Однако, это возможно только при наличии достаточно полной системы правил. Система правил корректируется вручную группой экспертов. Обобщенная схема работы системы представлена на рис.2.

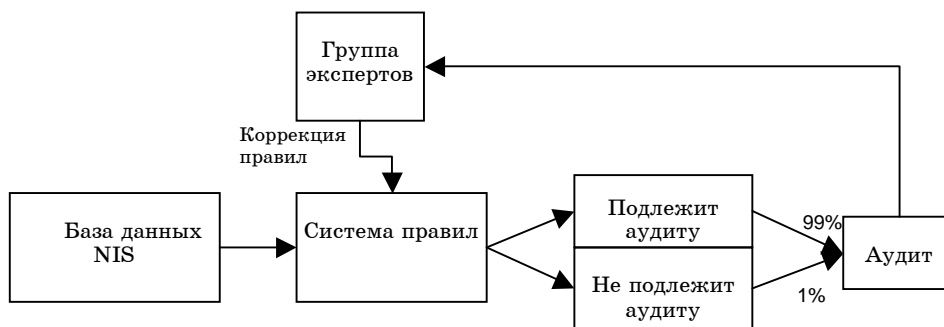


Рисунок 2

Основные недостатки такой системы - аддитивный характер расчёта суммарного риска, предполагающая разработку достаточно изоциренных правил, и мануальная коррекция показателей группой экспертов. Модернизация системы может заключаться в использовании многослойной нейронной сети, обучаемой на базе примеров, полученных в ходе аудиторских проверок (рис. 3).

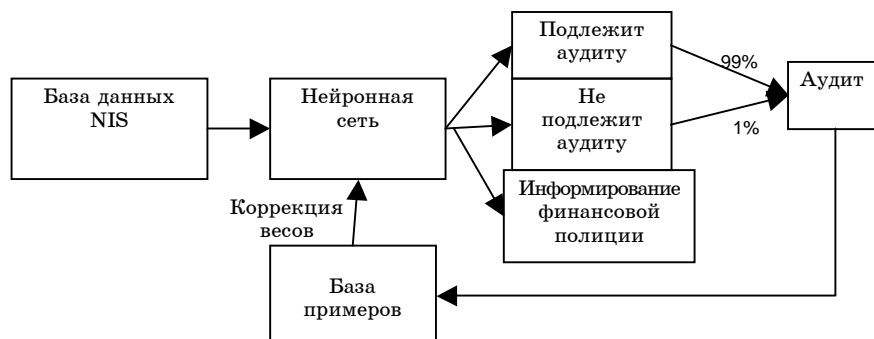


Рисунок 3

ВЫВОДЫ И ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Изложенное выше позволяет сделать следующие выводы:

1 Одноуровневые аддитивные системы оценивания обладают принципиальными ограничениями, связанными с тем, что они не способны реализовать линейно неразделимые функции.

2 Повышение качества систем оценивания заключается в создании таких моделей оценивания, которые могли бы реализовать линейно неразделимые функции. С этой целью можно использовать как многослойную нейронную сеть, так и продукционную систему.

3 Выбор системы оценивания может быть сделан исходя из дополнительных соображений, связанных с условиями функционирования системы. Например, нейронная сеть принципиально способна делать вывод в условиях неполноты исходных данных, однако требует сложного процесса обучения. В свою очередь, продукционная экспертная система не требует обучения, однако чувствительна к неполноте исходных данных.

Можно предположить, что если известна система правил и предполагается, что система показателей и система правил относительно стабильны, то предпочтительной окажется продукционная система. Такая система оценивания может быть построена в результате опроса экспертов как экспертная система с прямой цепочкой рассуждений. Отметим, что одним из вариантов системы оценивания, который здесь не рассмотрен, является байесовская система логического вывода, которая также способна делать вывод в условиях неполноты исходных данных.

Если же имеется нестабильная система, в которой система показателей еще не устоялась, а с течением времени меняются критерии оценивания, показатели и их вес, или часть показателей недоступна, то более целесообразным будет применение многослойной нейронной сети. Применение нейронной сети может быть целесообразным и в том случае, если эксперты не могут сформулировать все правила. Тогда систему можно последовательно обучить (дообучить) на примерах в процессе эксплуатации.

В заключение отметим, что в настоящем обсуждении мы коснулись отдельных аспектов систем оценивания, рассматривая их по существу как системы распознавания образов. Очевидно, что внимания заслуживает как вопрос оптимизации набора признаков при оценивании,

так и вопрос автоматического распознавания классов ситуаций. Представляется также, что можно выполнить более формальный анализ степени выразительности различных моделей оценивания.

SUMMARY

The weakness of single level additive model of evaluation is considered. The model is frequently used by test systems and other systems of evaluation. It is very simple but the single level additive model of evaluation can't realize linear indivisible function. Multi-layer neural nets and production systems described as method for overcoming of drawback of additive model.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Анастази А., Урбина С. Психологическое тестирование. - Питер, 2003.
1. Нейрокомпьютеры: Учеб. пособие для вузов.- М.: Изд-во МГТУ им. Н.Э. Баумана, 2002. – 320 с.
2. Ясницкий Л.Н. Введение в искусственный интеллект: Уч.пос.для вузов. - М:Академия, 2005.-176с.
3. Багазеева Л.В., Довгань Е.В., Карасева О. А., Монтиле А.И. Многоуровневая система определения рейтинга в образовательной деятельности. http://center.fio.ru/vio/VIO_01/Present/ITO/1999/П/5/5121.html
4. Nodokļu kontroles process.
5. [http://www.vid.gov.lv/default.aspx?tabid=8&id=1005&hl=1\[NL\]\[NL\]](http://www.vid.gov.lv/default.aspx?tabid=8&id=1005&hl=1[NL][NL])

Поступила в редакцию 5 июля 2006 года.

УДК 681.516.72:519.6

ТЕЛЕКОММУНИКАЦИОННАЯ ИНФОРМАЦИОННО- ОБРАЗОВАТЕЛЬНАЯ СРЕДА: МОНИТОРИНГ ДЛЯ АКАДЕМИЧЕСКОЙ И КОРПОРАТИВНОЙ ОРГАНИЗАЦИЙ

В.В. Колос, канд. техн. наук; А.А. Щедрина, аспирант

Международный научно-учебный центр информационных технологий и систем, г. Киев

В статье представлена методика анализа динамики макропеременных телекоммуникационной информационно-образовательной среды (ТИОС) на основе обобщенной информационной модели, представляющей собой автономную динамическую систему первого порядка (ОИМ). Описаны принципы обработки статистических данных, обеспечивающих вычисление значений коэффициентов ОИМ. Апробация разработанных методов проведена на примерах академической и корпоративной ТИОС.

ВСТУПЛЕНИЕ

В современном обществе информационные технологии занимают центральное место в процессе интеллектуализации общества, развитии его системы образования, науке и культуре. Одним из их важнейших применений являются телекоммуникационные информационно-образовательные среды (ТИОС) [1], которые вносят существенный вклад не только в распространение научных идей и результатов, но также позволяют реализовать все категории образовательной деятельности, создавая тем самым условия для воплощения принципа доступности обучения для всех и концепции непрерывного обучения в течение всей жизни. Сегодня во главу угла необходимо поставить уже не накопление и продуцирование информационных ресурсов, а обеспечение их качественной экспертизы, своевременное обновление, классификацию и