М.С. КОЛЕДА
БрГТУ, (г. Брест, Беларусь)

ПРОБЛЕМА ВЫБОРА НЕЙРОСЕТЕВОЙ МОДЕЛИ ДЛЯ РЕШЕНИЯ ЗАДАЧ КЛАССИФИКАЦИИ

Проблема распознавания и классификации образа приобрела широкое значение в условиях информационных перегрузок. Метод распознавания опирается на подобие однотипных объектов. Так как все предметы и ситуации имеют свои особенности в некотором смысле, между ними всегда можно найти сходства по некоторому признаку. В связи с этим, рассмотрим понятие классификации. Классификация – это разбиение множества объектов на непересекающиеся подмножества, называемых классами, у элементов которых присутствуют некоторые подобные свойства, которые помогают их отличать от элементов других классов. Следовательно, задача распознавания – это отнесение объектов (явлений) по их описанию к нужным классам.

Существует большое количество математических методов классификации и распознавания образов. Но в сфере развития искусственного интеллекта все большие обороты набирают искусственные нейронные сети.

Искусственные нейронные сети и нейрокомпьютеры в значительной мере заимствуют принципы работы головного мозга. Знания в них не отделены от процессора, а равномерно распределены и существуют неявно в виде сил синаптических связей. Такие знания не закладываются изначально, а приобретаются в процессе обучения [1].

Методы машинного распознавания позволяет увеличить область выполняемых компьютерами задач, причем саму машинную переработку информации сделать более интеллектуальной. Интеллектуальной называется система, моделирующая на компьютере мышление человека [2].

Компьютерные средства используются для распознавания текста, речи, звука и прочего. Многие из этих задач человек решает на подсознательном уровне и довольно быстро, а компьютерные программы решают их лишь в общем виде. Поэтому существующие системы используются только в частных случаях с ограниченной областью применения.

Реализация процесса проводится в три этапа.

1) Распознавание. Некоторый набор объектов относят по определённым признакам к необходимому классу при помощи известных правил классификации. Данный этап представляет собой обучение с учителем. Чтобы система выполняла свою функцию, её применяют на множестве примеров обучающей выборке объектов распознавания.

2) Классификация. Разбиение всего множества объектов на непересекающиеся классы по их характерным признакам. Этот этап представляет собой обучение без учителя. То есть системе не нужно относить входные образы к каким-либо определённым классам, а нужно лишь различать их каким-либо способом по характерным признакам.

3) Реализация. Создание характерного описания признаков объектов, подходящего для использования алгоритмами распознавания.

Нейронные сети считаются довольно эффективным классификатором. Они создают практически множество регрессионных моделей (статистические методы решения задач классификации).

Нейросетевые задачи содержат некоторые проблемы.

1) Сложность. Если сложность нейронной сети окажется очень высокой, может потребоваться сеть с более сложной архитектурой для точной реализации отображения. Известно, что однослойные нейронные сети являются линейным классификатором. В нелинейном случае предпочтение отдается многослойным нейронным сетям, которые позволяют получать решение любой формы и сложности.

2) Выбор количества параметров. Для принятия решения о принадлежности образца к классу потребуется выбрать некоторое количество параметров. Когда входных параметров мало, тогда некоторый набор данных может соответствовать примерам из разных классов. Следовательно, полученную нейронную сеть нельзя обучить, так как система будет работать некорректно. Исходных данных должно быть столько, чтобы не возникали противоречия. Во избежание данной проблемы можно увеличить размерность пространства признаков, что может повлечь ситуацию, когда примеров будет слишком мало для обучения сети. Такая сеть будет работать некорректно, запоминая примеры из обучающей выборки вместо обобщения.

3) Нормировка входных данных. Так как исходные данные могут лежать в произвольной области числовых значений или быть нечисловыми данными, требуется выбрать способ нормировки данных, потому что нейронные сети работают с числовыми данными в пределах 0…1. В простейшем случае будет достаточно линейного преобразования, чтобы попасть в необходимую область числовых значений. А в более сложных задачах может потребоваться многомерный анализ параметров, влияющих друг на друга, и нелинейная нормировка.

СПИСОК ИСПОЛЬЗОВАННЫХ ИСТОЧНИКОВ

1. Ясницкий, Л.Н. Введение в искусственный интеллект: учеб. пособие для студ. высш. учеб. заведений / Л.Н. Ясницкий. – 3-е изд., стер. – Москва: Издательский центр «Академия», 2010. – 176 с.

2. Смолин, Д.В. Введение в искусственный интеллект: конспект лекций / Д.В. Смолин. – Москва: ФИЗМАТЛИТ, 2004. – 208 с.

Т. В. КОПАЙЦЕВА

БрГУ им. А.С. Пушкина (г. Брест, Беларусь)

НЕРЕГУЛЯРИЗУЕМОСТЬ ЗАДАЧИ ТИПА НАКЛОННОЙ ПРОИЗВОДНОЙ ДЛЯ ОДНОЙ ЭЛЛИПТИЧЕСКОЙ СИСТЕМЫ ВТОРОГО ПОРЯДКА НА ПЛОСКОСТИ

В настоящей работе приводится пример эллиптической системы двух дифференциальных уравнений с частными производными второго порядка на плоскости, для которой краевая задача типа наклонной производной не является регуляризуемой. Краевая задача называется регуляризуемой, если для нее выполняется условие Я. Б. Лопатинского [1]. Это условие представляет собой дополнительное ограничение на матрицу граничного оператора и обеспечивает нетеровость задачи в широком классе гильбертовых пространств.

Пусть $\Omega \subset \mathrm{R}^2$ ограниченная область, границей которой является гладкая кривая Ляпунова $\partial\Omega$. Задача отыскания решения $u(x,y) = (u_1(x,y),\, u_2(x,y)) \in C^{2,\alpha}(\Omega) \cap C^{1,\alpha}(\overline{\Omega})$ эллиптической системы двух дифференциальных уравнений второго порядка

$$\begin{cases} 2\dfrac{\partial^2 u_1}{\partial x^2} + 2\dfrac{\partial^2 u_1}{\partial x \partial y} + \dfrac{\partial^2 u_2}{\partial x^2} - 2\dfrac{\partial^2 u_2}{\partial x \partial y} - \dfrac{\partial^2 u_2}{\partial y^2} = 0, \\ -\dfrac{\partial^2 u_1}{\partial x^2} + 2\dfrac{\partial^2 u_1}{\partial x \partial y} + \dfrac{\partial^2 u_2}{\partial x^2} + 2\dfrac{\partial^2 u_2}{\partial x \partial y} - 2\dfrac{\partial^2 u_2}{\partial y^2} = 0, \end{cases} \quad (x, y) \in \Omega, \tag{1}$$

удовлетворяющего граничным условиям

$$\left.\frac{\partial u_1}{\partial l}\right|_{\partial\Omega} = f_1, \qquad \left.\frac{\partial u_2}{\partial \nu}\right|_{\partial\Omega} = f_2, \tag{2}$$

называется задачей типа наклонной производной. Здесь ν – единичное поле внутренних нормалей на $\partial\Omega$; l – единичное поле на $\partial\Omega$, составляющее с нормалью ν угол 45^{o} в каждой точке $\partial\Omega$; $f_1, f_2 : \partial\Omega \to \mathrm{R}$ – заданные непрерывные по Гельдеру функции.

Теорема. *Задача* (1) – (2) *не является регуляризуемой.*

Для доказательства устанавливается, что все миноры второго порядка матрицы Лопатинского задачи (1) – (2) обращаются в нуль в той точке границы $\partial\Omega$, в которой нормаль параллельна оси Oy.

СПИСОК ИСПОЛЬЗУЕМЫХ ИСТОЧНИКОВ

1. Агранович, М.С. Эллиптические сингулярные интегро-дифференциальные операторы / М.С. Агранович // Успехи мат. наук. – 1965. – Т. 20, вып. 5. – С. 3–120.

А.Д. КОРАЛЬКОВ, А.В. ИВАШКЕВИЧ, Е.А. БАБАК, Е.М. ОВСИЮК

УО МГПУ им. И.П. Шамякина (г. Мозырь, Беларусь)

АСИМПТОТИЧЕСКИЙ АНАЛИЗ РАДИАЛЬНОГО УРАВНЕНИЯ ДЛЯ ЧАСТИЦЫ СО СПИНОМ 1 ВО ВНЕШНЕМ КУЛОНОВСКОМ ПОЛЕ

До настоящего времени нерешенной является задача об описании квантово-механической частицы со спином 1 во внешнем кулоновском поле – задача была поставлена впервые И.Е. Таммом [1]. В недавней работе [2] был заново исследован вопрос о разных способах выделения независимых решений в радиальных уравнениях для частицы со спином 1 в поле Кулона.