

УДК 004.021:004.832.2

## ПРЕИМУЩЕСТВА И НЕДОСТАТКИ ЭМПИРИЧЕСКИХ МОДЕЛЕЙ ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНЫХ СИСТЕМ ПОДДЕРЖКИ ПРИНЯТИЯ РЕШЕНИЙ В ОБЛАСТИ ЭЛЕКТРОННОЙ КОММЕРЦИИ



**Михальков М.Д.**

*магистрант кафедры программного обеспечения информационных технологий факультета компьютерных систем и сетей БГУИР  
solution.m@mail.ru*

**М.Д. Михальков**

*Окончил Белорусский государственный университет информатики и радиоэлектроники. Область научных интересов связана с анализом и разработкой моделей и алгоритмов построения интеллектуальных систем поддержки принятия решений.*

**Аннотация.** Данная статья посвящена рассмотрению интеллектуальных систем поддержки принятия решений. Произведен анализ основных эмпирических моделей интеллектуальных систем поддержки принятия решений, таких как модели, основанные на нейросетях, модели на основе метода опорных векторов, модели, применяющие генетические алгоритмы. Выявлены преимущества и недостатки каждой из моделей. На основе произведенного анализа моделей отмечены наиболее эффективные в задачах из области электронной коммерции.

**Ключевые слова:** Интеллектуальные системы поддержки принятия решений, эмпирические модели, нейронные сети, метод опорных векторов, генетические алгоритмы.

**Введение.** Под термином «поддержка принятия решений» понимается совокупность процедур (обработка данных измерений, их анализ, формирование списка альтернатив, выбор лучшего решения и т. д.), обеспечивающих лицо, принимающее решения, необходимой информацией и рекомендациями, облегчающими процесс принятия решений [1].

Интеллектуальная система поддержки принятия решений представляет собой программно-аппаратный комплекс, использующий и интегрирующий элементы технологий искусственного интеллекта и информационных систем для обработки значительных объемов объективной и субъективной информации (эмпирические модели), а также теории игр и классического математического моделирования (аналитические модели).

В основу архитектуры интеллектуальной системы поддержки принятия решений положены следующие интеллектуальные способности лица, принимающего решения, и высококвалифицированных специалистов:

– выявлять скрытые закономерности в данных, позволяющих связывать различные факты одного события, относить объект к одному из заранее известных классов, прогнозировать будущие значения величин на основании их фактических значений,

разбивать совокупность объектов на однородные группы и осуществлять поиск существующих структур в данных;

– принимать обоснованные решения, то есть осуществлять поиск, сбор, представление информации о проблемной области в удобном для анализа виде, разработку альтернатив и выбор рационального варианта решения, доведение его до исполнителей, контроль и внесение необходимых корректив;

– обучаться, формировать новый опыт решения задачи в результате использования накопленного опыта решения аналогичных задач;

– адаптироваться к изменяющимся условиям в процессе решения задачи: корректировать очередную попытку решения задачи и осуществлять поиск новых методов ее решения;

– обрабатывать нечеткую, противоречивую, недостаточную или избыточную информацию [2].

В данной статье речь пойдет об эмпирических моделях интеллектуальных систем поддержки принятия решений: модели, основанные на нейросетях, модели на основе метода опорных векторов, модели, применяющие генетические алгоритмы. На основе анализа каждой из моделей будут выявлены их преимущества и недостатки с целью определения эффективности их использования в задачах, связанных с областью электронной коммерции.

**Эмпирические модели интеллектуальных систем поддержки принятия решений на основе метода опорных векторов.** Метод опорных векторов – это набор схожих алгоритмов вида «обучение с учителем», использующихся для задач классификации и регрессионного анализа [3]. Этот метод относится к линейным классификаторам.

Основная идея метода опорных векторов заключается в переводе исходных векторов в пространство более высокой размерности и поиск разделяющей гиперплоскости с максимальным зазором в этом пространстве.

Две параллельных гиперплоскости строятся по обеим сторонам гиперплоскости, разделяющей классы. Разделяющей гиперплоскостью будет гиперплоскость, максимизирующая расстояние до двух параллельных гиперплоскостей. Чем больше расстояние между этими параллельными гиперплоскостями, тем меньше будет каждый объект данных представлен как вектор (точка) в пространстве (последовательность чисел). Это типичный случай линейной разделимости. Гиперплоскостей может быть довольно много, но необходимо найти такую гиперплоскость, чтобы расстояние от нее до ближайшей точки было максимальным. Расстояние между двумя ближайшими точками, расположенными по разные стороны гиперплоскости, является максимальным. Существование такой гиперплоскости вызывает наибольший интерес, ее называют оптимальная разделяющая гиперплоскость, а соответствующий ей линейный классификатор – оптимальный разделяющий классификатор [4].

Пример разделяющей гиперплоскости АВ для некоторого множества точек представлен на рисунке 1. Ближайшие к параллельным гиперплоскостям точки называются опорными векторами.

Проблема построения оптимальной разделяющей гиперплоскости сводится к минимизации перпендикуляра к разделяющей гиперплоскости. Это задача квадратичной оптимизации, методы решения которых проработаны. Среди них можно выделить, последовательное квадратичное программирование, метод Ньютона, метод сопряженных направлений.

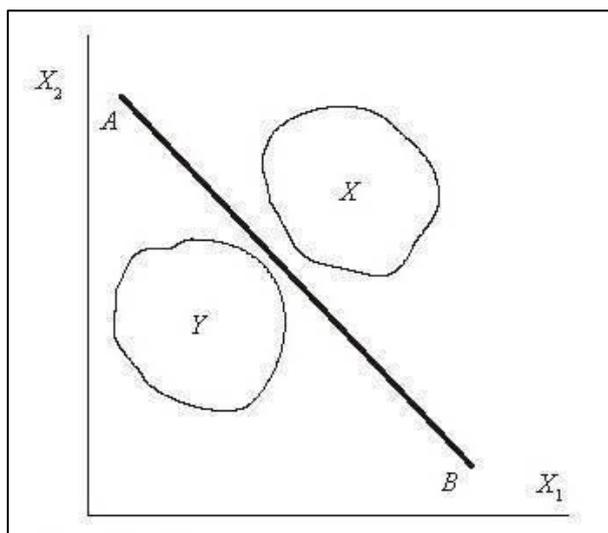


Рисунок 1. Пример разделяющей гиперплоскости АВ.

Основной идеей метода опорных векторов является перевод исходных векторов в пространство более высокой размерности, что накладывает некоторые ограничения на максимально допустимую размерность вектора исходных данных. Данная идея берет свое начало из предположений, что не все исследуемые множества данных являются линейно разделимыми, что требуется для применения метода разделения гиперплоскостями. При изначально высокой размерности исходного вектора перевод его в еще более высокоразмерное пространство ведет к усложнению алгоритмов анализа данной системы и требует больших вычислительных мощностей.

Подводя итог по методу опорных векторов, можно выделить следующие преимущества моделей на его основе:

- хорошо работает с пространством признаков большого размера;
- хорошо работает с данными небольшого объема;
- алгоритм максимизирует разделяющую полосу, которая позволяет уменьшить количество ошибок классификации;
- так как алгоритм сводится к решению задачи квадратичного программирования в выпуклой области, то такая задача всегда имеет единственное решение (разделяющая гиперплоскость с определенными гиперпараметрами алгоритма всегда одна).

К недостаткам моделей, основанных на методе опорных векторов, можно отнести следующие:

- долгое время обучения для больших наборов данных;
- неустойчивость к шуму: выбросы в обучающих данных становятся опорными объектами-нарушителями и напрямую влияют на построение разделяющей гиперплоскости;
- не описаны общие методы построения ядер и спрямляющих пространств, наиболее подходящих для конкретной задачи в случае линейной неразделимости классов.

**Эмпирические модели интеллектуальных систем поддержки принятия решений, основанные на нейросетях.** Искусственные нейронные сети – математические модели, и их программные или аппаратные реализации, построенные по принципу организации и функционирования биологических нейронных сетей (сетей нервных клеток живого организма, в том числе человека) [5].

Искусственные нейронные сети представляют собой систему соединённых и взаимодействующих между собой простых процессоров (искусственных нейронов). Такие процессоры обычно довольно просты. Каждый процессор подобной сети имеет дело

только с сигналами, которые он периодически получает, и сигналами, которые он периодически посылает другим процессорам.

Важнейшее свойство нейронных сетей, свидетельствующее об их огромном потенциале и широких прикладных возможностях, состоит в параллельной обработке информации одновременно всеми нейронами. Благодаря этой способности при большом количестве межнейронных связей достигается значительное ускорение процесса обработки информации. Во многих ситуациях становится возможной обработка сигналов в режиме реального времени. Очень большое количество межнейронных соединений приводит к тому, что сеть становится нечувствительной к ошибкам, возникающим в отдельных контактах. Функции поврежденных соединений принимают на себя другие элементы, в результате в деятельности сети не наблюдаются заметные нарушения. Это свойство используется, в частности, при поиске оптимальной архитектуры нейронной сети путем разрыва отдельных связей.

Другое не менее важное свойство нейронной сети состоит в способности к обучению и к обобщению полученных знаний. Сеть обладает чертами так называемого искусственного интеллекта. Натренированная на ограниченном множестве обучающих выборок, она обобщает накопленную информацию и вырабатывает ожидаемую реакцию применительно к данным, не обрабатывавшимся в процессе обучения.

При решении задач прогнозирования роль нейронной сети состоит в предсказании будущей реакции системы по ее предшествующему поведению [6].

Рассмотрим методику построения модели на основе нейронной сети. В качестве модели искусственной нейронной сети с прямой связью, отображающей набор входных данных в набор выходных данных, был выбран многослойный персептрон (MLP).

Многослойный персептрон состоит из линейной функции активации во всех нейронах, то есть имеет простой механизм включения-выключения, позволяющий определить, сработает ли нейрон. Отличительной особенностью MLP является то, что каждый нейрон использует нелинейную функцию активации. Это позволяет смоделировать механизм действия биологических нейронов мозга. Данная функция имеет множество видов с единственным требованием – должна быть нормализуемой и дифференцируемой.

Многослойный персептрон состоит из одного входного и одного выходного слоя с одним или несколькими скрытыми слоями нелинейно-активирующих узлов. Каждый узел в одном слое соединяется с определенным весом для каждого другого узла в следующем слое. Система формирует модель на основе построения алгоритма, основанную на зависимости значений одних показателей от определенного ряда других параметров.

Как и любая нейронная сеть, построенная модель требует обучения (в нашем случае алгоритм обучения применялся к динамически построенной нейронной сети для минимизации ошибки путем непрерывного обучения сети до достижения оптимального уровня эффективности). Обучение происходит в персептроне путем изменения весов соединений (или синаптических весов) после обработки каждого фрагмента данных на основе количества ошибок в выходных данных по сравнению с ожидаемым результатом.

Эффективность выполнения подхода проверяется путем проведения сравнительного исследования, которое включает в себя тестирование динамически построенной сети и представляет сравнительный анализ результатов классификации.

Пример многослойной нейронной сети можно наблюдать на рисунке 2.

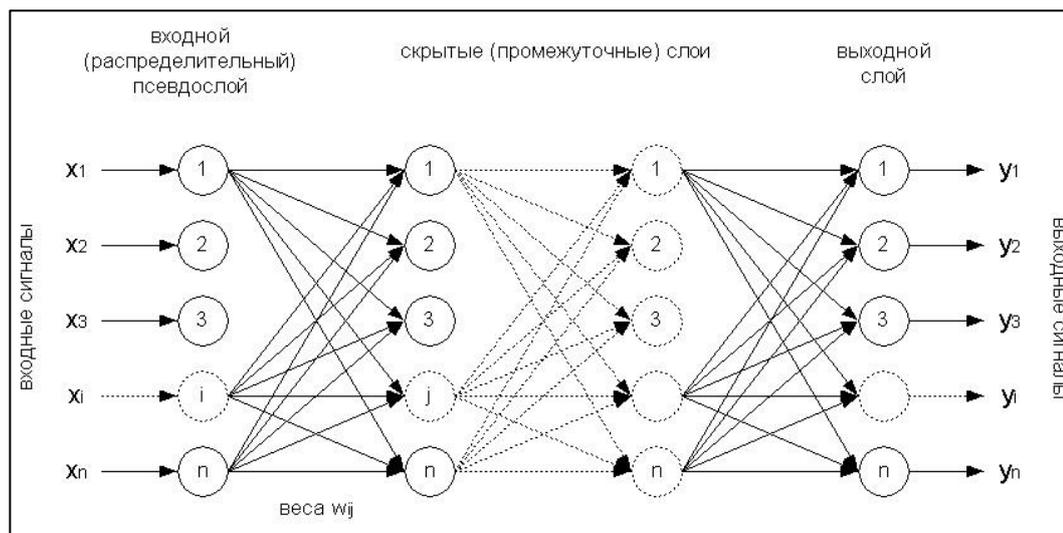


Рисунок 2. Пример многослойной нейронной сети

К преимуществам данной модели относятся:

- обучение без ограничений по сложности на сверхбольших объемах данных;
- возможность обучения без учителя.

Недостатками являются:

- для обучения требуются довольно большие объемы данных;
- для работы необходима мощная аппаратная база.

**Эмпирические модели интеллектуальных систем поддержки принятия решений, применяющие генетические алгоритмы.** Генетический алгоритм был предложен более 20 лет назад Джоном Холландом. Генетический алгоритм реализует метод случайного поиска по аналогии с теорией эволюции Дарвина. Основан на естественном отборе – основном механизме эволюции, работающем по принципу «выживает наиболее приспособленный». Подражая этому процессу, генетический алгоритм дает возможность находить близкие к оптимальным решения задачи [7].

Алгоритм управляет набором представителей, которые могут рассматриваться как возможные решения поставленной задачи. Отобранные на каждом шаге лучшие представители перемешиваются («скрещиваются») между собой, производя «мутантов». От полученных таким образом новых представителей ожидают еще более хороших результатов. Процесс повторяется несколько раз пока не будет достигнуто целевое значение [8].

Пошагово алгоритм выглядит следующим образом.

Шаг 1. Конструирование начальной популяции определенного размера (оператор инициализации).

Шаг 2. Выбор двух родительских хромосом из популяции (оператор селекции).

Шаг 3. Копирование выбранных хромосом и применение генетических операторов для создания новых хромосом (операторы кроссинговера, мутации).

Шаг 4. Отбор и последующее удаление хромосом из популяции для восстановления ее первоначального размера.

Шаг 5. До тех пор, пока не пройдено заданное число шагов, возвращаемся к шагу 2, иначе оканчиваем работу алгоритма.

Графически алгоритм можно представить так, как показано на рисунке 3.

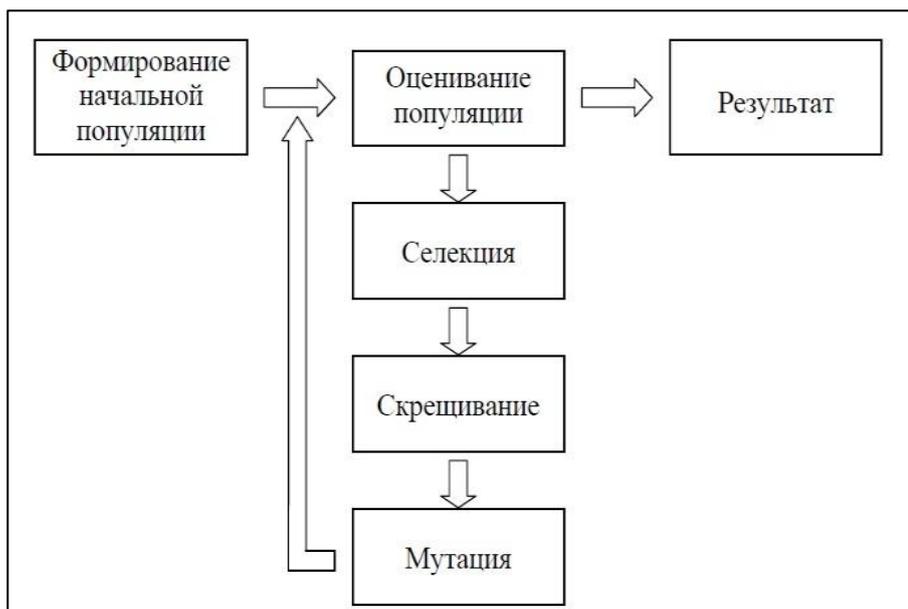


Рисунок 3. Генетический алгоритм

Достоинства применения алгоритма:

- применяется для решения сложных неформализованных задач, для которых не разработано специальных методов;
- имеет преимущества перед другими алгоритмами при очень больших размерах задач и отсутствия упорядоченности в исходных данных;
- алгоритм выполняется существенно быстрее других алгоритмов поиска на большом пространстве значений и значительно экономит память компьютера.

Недостатки алгоритма:

- генетический алгоритм не гарантирует, что найденное решение будет оптимальным (приемлем для поиска «достаточно хорошего» решения задачи за «достаточно короткое время»);
- в случаях, когда задача может быть решена специально разработанным для неё методом, практически всегда такие методы будут эффективнее генетического алгоритма как по быстродействию, так и по точности найденных решений;
- неэффективен на небольшом пространстве поиска.

**Заключение.** На основе проведенного анализа основных эмпирических моделей интеллектуальных систем поддержки принятия решений можно сделать следующий вывод об эффективности их использования в задачах, связанных с областью коммерции.

Первая модель (на основе опорных векторов), несмотря на свои очевидные преимущества, будь то наглядность процедуры классификации, или простота в использовании, соответственно, не подходит для решения задач из области электронной коммерции, в первую очередь из-за своих ограниченных возможностей по работе с большими объемами входной выборки (многокритериальность, количество входных векторов).

Модели на основе нейросетевой классификации и генетических алгоритмах видятся более подходящими для решения подобного подмножества задач. Оба эти метода сводятся к решению задач оптимизации, для решения которых имеется большое количество численных и итерационных методов. Кроме того, нейронные сети решают проблему анализа линейно неразделимых пространств увеличением количества слоев сети.

Соответственно, для решения задач в области электронной коммерции среди основных эмпирических моделей наибольший интерес представляют именно модели, основанные на нейросетях.

### **Список литературы**

- [1] Лазарсон Э.В. Формализация знаний и интеллектуальная поддержка принятия решений в задачах выбора // Интеллектуальные системы в производстве. 2006. № 2. С. 4-14.
- [2] Аксенов, К.А. Моделирование и принятие решений в организационно-технических системах: учебное пособие. В 2 ч. Ч.1 / К.А. Аксенов, Н.В. Гончарова. – Екатеринбург: Изд-во Урал. ун-та, 2015. – 104 с.
- [3] Ларин Р.М., Плясунов А.В., Пяткин А.В. Методы оптимизации. Примеры и задачи: Учеб. пособие. Новосибирск, 2003.
- [4] Burges C.J.C. A Tutorial on Support Vector Machines for Pattern Recognition., Boston, 1998.
- [5] Зайченко Ю.П. Нечеткие модели и методы в интеллектуальных системах; под общ. ред. М.З. Згуровского. Киев: Изд. дом «Слово», 2008. 333 с.
- [6] Авдеев А.С. Разработка программного комплекса нейропрогнозирования [Текст]/ А.С. Авдеев, О.И. Пятковский // Программные продукты и системы. – Тверь, 2010. – №1. С. 106-109.
- [7] Панченко Т.В. Генетические алгоритмы: учебно-методическое пособие / под ред. Ю.Ю. Тарасевича. Астрахань: Издательский дом «Астраханский университет», 2007. 87 с.
- [8] Рутковская Д., Пилиньский М., Рутковский Л. Нейронные сети, генетические алгоритмы и нечеткие системы / Пер. с польск. И.Д. Рудинского. М.: Горячая линия - Телеком, 2006. 452 с.

### **Авторский вклад**

**Михальков Максим Дмитриевич** – анализ эмпирических моделей интеллектуальных систем поддержки принятия решений с целью определения их эффективности при использовании в задачах из области электронной коммерции.

## **ADVANTAGES AND DISADVANTAGES OF EMPIRICAL MODELS OF INTELLIGENT DECISION SUPPORT SYSTEMS IN THE FIELD OF E-COMMERCE**

***M.D. Mikhalkov***

*PhD student at the Department of  
Information Technology Software,  
Faculty of Computer Systems and  
Networks, BSUIR*

**Abstract.** This article is devoted to the consideration of intelligent decision support systems. An analysis of the main empirical models of intelligent decision support systems, such as models based on neural networks, models based on the support vector machine, and models using genetic algorithms, is carried out. The advantages and disadvantages of each model are revealed. Based on the analysis of the models, the most effective ones in issues from the field of e-commerce were noted.

**Keywords:** Intelligent decision support systems, empirical models, neural networks, support vector machines, genetic algorithms.