

УДК 004.032.26:339.137:334.722.8

Методы оценки конкурентоспособности компании с использованием нейронных сетей

А.В. КЛИМЕНКО¹, М.В. ЯЦКОВЕЦ¹, Ю.С. КАРАСЬ²

Дано краткое определение нейронным сетям и конкурентоспособности. Рассматриваются преимущества использования нейронных сетей в решении таких задач, как анализ и прогнозирование данных. Приводится обоснование необходимости автоматизации процесса определения уровня конкурентоспособности. Приведены математические формулы расчета частных, общих и интегральных индексов.

Ключевые слова: конкурентоспособность, методы оценки конкурентоспособности, НС, нейронные сети.

A brief definition of neural networks and competitiveness is provided. The advantages of using neural networks in solving problems such as data analysis and forecasting are considered. The rationale for automating the process of determining the level of competitiveness is given. The mathematical formulas for calculating the partial, general and integral indices are given.

Keywords: competitiveness, methods for evaluating competitiveness, NN, neural networks.

Введение. Конкурентоспособность компании – это его преимущество по отношению к другим компаниям определенного сегмента рынка. Конкуренция, как было доказано многими исследователями, является движущей силой рынка, именно она мотивирует маркетологов искать рыночные окна, а производителей создавать товары более качественные и дешевые.

По мере того как компания переходит к рынку, получая экономическую самостоятельность, сама определяет, какую продукцию, где, когда, какого качества производить, кому, на каких условиях и по какой цене производить и продавать. Поэтому одной из наиболее важных характеристик услуг и товаров компаний является их конкурентоспособность.

В рыночной экономике конкурентоспособность является основным фактором коммерческого успеха компании в целом. В свою очередь, зависит не только от качества менеджмента, но и конкурентоспособности выпускаемой продукции, то есть от того, насколько она лучше аналогов.

Конкурентоспособный товар должен обладать определенными конкурентными преимуществами. Чаще всего конкурентное преимущество делится на два вида: дифференциация товаров и более низкие издержки. Низкие издержки отражают способность компании разрабатывать, выпускать и продавать сравнимый товар с меньшими затратами, чем конкуренты. Дифференциация – это способность обеспечить покупателя уникальной и большей ценностью в виде нового качества товара, особых потребительских свойств или послепродажного обслуживания.

Анализ и оценка конкурентоспособности услуги должна включать решение следующих проблем:

- организация мониторинга рынка с целью сбора информации об условиях сбыта услуги, компаниях и товарах-конкурентах;
- изучение предпочтений и запросов потенциальных потребителей;
- разработка единой системы показателей качества товара;
- формирование общих подходов к оценке конкурентоспособности товара;
- создание обобщенной модели исследуемой проблемы, в том числе формирование множества параметров и факторов продукции, влияющих на конкурентоспособность, и определение их взаимосвязей;
- разработка частных методов, процедур и алгоритмов решения задач, относящихся к данной проблеме.

Существует множество методов оценки конкурентоспособности: матрица БКГ, матрица Портера, оценка конкурентоспособности продукции на основе группы характеристик и многие другие. Но эти методы довольно сложные для реализации, специалисту необходимо провести исследования, чтобы собрать информацию, выбрать подходящие данные и проанализировать их, провести все вычисления. Основная проблема – сложность «добычи» информации, ее легко можно найти в интернете, но человеку для этого понадобится в сотни раз больше времени, чем нейронной сети, также стоит учесть тот факт, что в отличие от НС человек может упустить определённую часть информации, которая необходима для точного анализа. Также нелинейность и нестационарность потребительского спроса создает множество проблем для исследователя.

Достижения в разработке нейронных сетей за последние 10–15 лет открыли новые возможности перед экономистами и маркетологами. Изначально нейронные сети умели распознавать образы, позже «научились» идентифицировать свойства, состояния объектов и различать эмоции.

Порядок оценки уровня конкурентоспособности продукции компании при помощи многослойного обобщённого перцептрона. Принцип работы перцептрона основан на математической модели восприятия информации мозгом.

Многослойный обобщённый перцептрон – нейронная сеть, состоящая из сенсорного (входного), эффекторного (выходного) и расположенных между ними ассоциативными слоями нейронов, часто называемых скрытыми.

Модель состоит из: входного слоя, шести внутренних скрытых слоев и выходного слоя. Элементы скрытых слоев имитируют поведение нейрона. При этом нейроны соединены с элементами предыдущего слоя перекрестными связями. Работу этой нейронной сети можно сравнить с мануфактурным производством, каждый слой выполняет свою предопределённую функцию. На первом этапе происходит сбор данных о спросе, конкуренте, а также конъюнктуре рынка [1, с. 217].

Сенсорный слой выполняет сразу 3 функции:

1. Выбор продукта-эталона и формулирование требований к нему.
2. Определение перечня параметров, подлежащих оценке.
3. Анализ цены распределения.

На первом скрытом слое происходит определение частных и общих показателей конкурентоспособности продукции по нормативным параметрам (I_n), техническим параметрам (I_t), экономическим параметрам (I_e). Правильное определение данных параметров даёт возможность их корректного расчета, а в последствии и уровня конкурентоспособности (CR).

К техническим параметрам относят:

- классификационные, определяющие принадлежность изделия к определенному техническому классу;
- эргономические параметры;
- нормативные, показывающие соотношение продукции к стандартам, нормам, техническим условиям (могут принимать значение 0 или 1);
- конструктивные, отражающие технико-конструктивные решения, воплощенные в продукции;
- эстетические;
- экологические.

Основным экономическим параметром является не цена продажи, а цена потребления, которая характеризуется следующими параметрами:

- эксплуатационные расходы;
- транспортные затраты;
- послегарантийный сервис;
- стоимость монтажа;
- послевыработочная утилизация и т. д.

На втором скрытом слое происходит расчет частных и общих показателей конкурентоспособности продукции по нормативным параметрам (I_n), техническим параметрам (I_t), экономическим параметрам (I_e). Если хотя бы один из частных показателей равняется нулю, то

общий показатель тоже будет равен нулю, что говорит о неконкурентоспособности продукции на целевом рынке компании [2, с. 311].

Для этого используются следующие формулы:

$$\Pi_T = \sum_{i=1}^n D_i g_i,$$

где D_i – коэффициент значимости параметра, n – количество оцениваемых технических параметров, g_i – технический уровень оцениваемого изделия относительно товара-аналога ($g_i = P_{\text{оцен}} / P_{\text{конк}}$), $P_{\text{конк}}$ – величина параметра изделия-аналога, $P_{\text{оцен}}$ – величина параметра оцениваемого изделия.

$$\Pi_3 = S_{\text{потр.оцен.}} / S_{\text{потр.конк.}}$$

где $S_{\text{потр.конк.}}$ – цена потребления изделия-аналога, $S_{\text{потр.оцен.}}$ – цена потребления оцениваемого изделия.

$$\Pi_H = \sum_{k=1}^m n_k,$$

где n_k – частный показатель конкурентоспособности продукции по k -тому нормативному параметру; m – число нормативных параметров.

На третьем скрытом слое, используя значения частных и общих показателей, рассчитывается интегральный показатель конкурентоспособности продукции (CR).

$$CR = \Pi_T * \Pi_3 * \Pi_H$$

На четвёртом слое нейронная сеть делает вывод об уровне конкурентоспособности и разрабатывает комплекс мер по повышению уровня конкурентоспособности продукции.

Принцип работы нейронной сети изображён на рисунке 1.

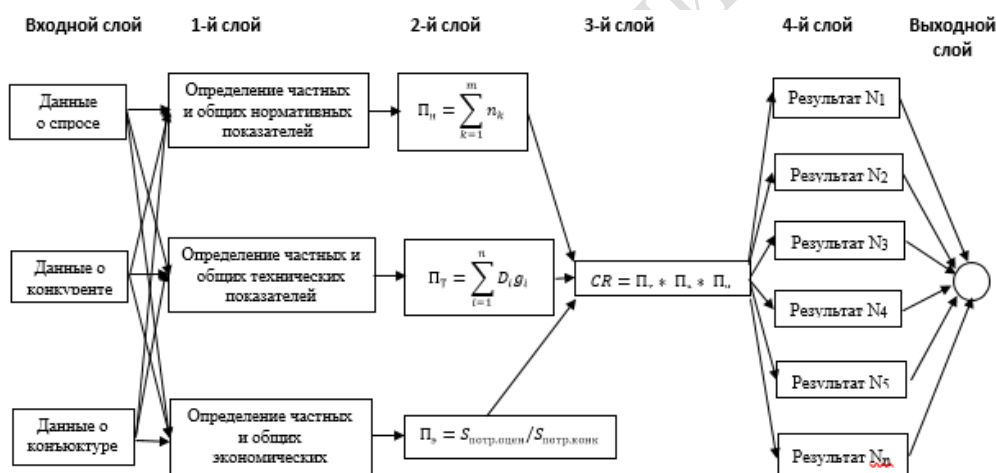


Рисунок 1 – Принцип работы нейронной сети

Основным преимуществом нейросетей над обычными алгоритмами вычисления является их возможность обучения. В общем смысле слова обучение заключается в нахождении верных коэффициентов связи между нейронами, а также в обобщении данных и выявлении сложных зависимостей между входными и выходными сигналами. Фактически, удачное обучение нейросети означает, что система будет способна выявить верный результат на основании данных, отсутствующих в обучающей выборке. Существуют три вида обучения нейронной сети: «с учителем», «без учителя» и смешанная. В первом случае нейронная сеть располагает правильными ответами на каждый выбранный пример. Веса настраиваются так, чтобы сеть производила ответы как можно более близкие к известным правильным ответам. Усиленный вариант обучения с учителем предполагает, что известна только критическая оценка правильности выхода нейронной сети, но не сами правильные значения выхода. Обучение без учителя предполагает, что на данный момент правильных ответов не существует или они не известны. В этом случае раскрывается внутренняя структура данных или корреляции между примерами в системе данных, что позволяет распределить примеры по категориям по определенным признакам. При смешанном обучении часть весов определяется посредством обучения с учителем, в то время как остальная получается с помощью самообучения. Данная

нейронная сеть будет обучена смешанным методом с подкреплением, данные будет давать учитель, а вывод она будет учиться сама [3, с. 121].

Обучение будет происходить на основе формулы, предложенной Розенблаттом:

$$W_{ij}(t+1) = ax_i t_i,$$

где t_j – эталонное значение j -го выхода сети; $a = \text{const}$ – скорость обучения ($0 < a \leq 1$).

1. Весовые коэффициенты w выбираются случайным образом или равны 0.
2. Входные данные x по очереди передаются из обучающей выборки, которые преобразовываются в выходные сигналы нейронных элементов y .

3. Если реакция нейронной сети y совпадает с эталонным значением t_j ($y_j = t_j$), то весовой коэффициент w_{ij} не изменяет своё значение.

4. Если выходная реакция не совпадает с эталонной ($y_j \neq t_j$), то весовые коэффициенты модифицируются по правилу: $w_{ij}(t+1) = w_{ij}(t) + a x_i t_j$.

5. Алгоритм продолжается до тех пор, пока не станет $y_j = t_j$ для всех входных образов, или не перестанут изменяться весовые коэффициенты [4, с. 60].

Для обучения будут выбраны товары с похожим назначением, производители которых находятся на таком же уровне экономического развития, а также компании с многолетним стажем, которым удаётся удерживать свою позицию. Все данные будут братья из сети Интернет, веса будут рассчитываться до того момента, пока вероятность ошибки не станет минимальной.

Схема обучения нейронной сети изображена на рисунке 2.

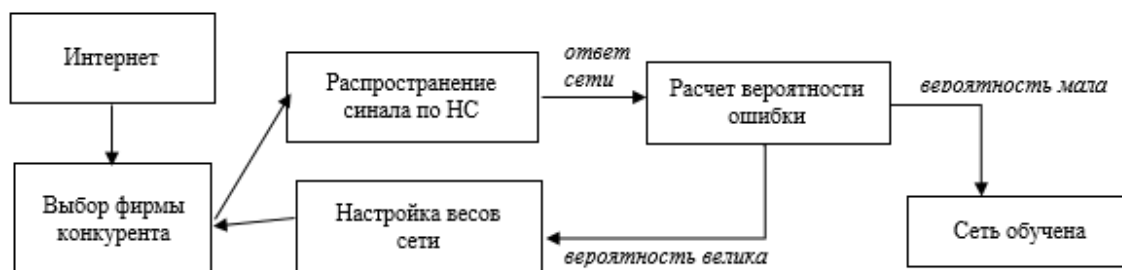


Рисунок 2 – Обучение нейронной сети

Заключение. Безусловно, за последнее десятилетие произошел настоящий бум развития нейронных сетей. В первую очередь это связано с тем, что процесс обучения стал быстрее и проще. Не малую роль в этом сыграло и то, что стали разрабатываться «предобученные» нейронные сети, это позволило ускорить процесс внедрения технологии. На данном этапе развития нейронных сетей пока рано делать вывод: смогут ли они заменить маркетологов или экономистов, но можно сделать вывод, что вместе они будут работать эффективнее. Правильно разработав модель нейронной сети и обучив её, можно не беспокоиться об успехе компании, если за ее работой наблюдает хорошо образованный специалист.

Литература

1. Рутковская, Д. Нейронные сети, генетические алгоритмы и нечеткие системы / Д. Рутковская, М. Пилиньский, Л. Рутковский. – М. : Горячая линия – Телеком, 2006. – 452 с.
2. Экономика и управление на предприятии / А. Агарков, Р. Голов, В. Теплышев, Е. Ерохина. – М. : Дашков и К^о, 2013. – 400 с.
3. Бостынец, Н.Д. Основы экономики : учеб. пособ. / Н.Д. Бостынец. – Мн. : БГУИР, 2015. – 324 с.
4. Юревич, А. Нейронные сети в экономике / А. Юревич. – М. : LAP Lambert Academic Publishing, 2014. – 80 с.

Белорусский государственный университет
информатики и радиоэлектроники

Поступила в редакцию 12.05.2020

РЕПОЗИТОРИЙ ГГУ ИМЕНИ Ф.СКОРИНЫ