

ного поля, оно уведомляло пользователя о нахождении объекта. Для вычисления общего значения магнитного поля использовалась следующая формула:

$$total_{\mu T} = \sqrt{\mu T^2_x + \mu T^2_y + \mu T^2_z},$$

где $total_{\mu T}$ – общее значение магнитного поля; $\mu T^2_{x, y, z}$ – значения компонент магнитного поля.

Эта формула позволяет вычислить результирующее значение магнитного поля на основе его отдельных компонент, измеряемых магнитометром по трём осям.

Также для фиксации изменения магнитного поля при обнаружении металлических объектов использовалась формула: $\Delta B = B_{\text{объект}} - B_{\text{фон}}$, где: ΔB – разница в магнитном поле (мкТл), $B_{\text{объект}}$ – измеренное значение магнитного поля в присутствии металлического объекта (мкТл), $B_{\text{фон}}$ – фоновое значение магнитного поля без объекта (мкТл).

Результаты эксперимента показали следующее:

Место обнаружения	$B_{\text{фон}}$ (мкТл)	$B_{\text{объект}}$ (мкТл)	Разница (мкТл)
Стена без объектов	30	30	0
Стена с арматурой	30	75	45

Таким образом, при нахождении металлического объекта ($B_{\text{объект}} = 75$ мкТл), разница в магнитном поле составила 45 мкТл по сравнению с фоновым значением ($B_{\text{фон}} = 30$ мкТл).

Заключение. В ходе исследования были разработаны мобильные приложения, использующие акселерометр, гироскоп и магнитометр для решения практических задач в строительстве, спорте и научных исследованиях. Приложения успешно демонстрируют точность в измерении вибраций, углов наклона, высоты прыжков и изменений магнитного поля. Программа для обнаружения геомагнитных аномалий и детектор скрытых металлических объектов показали высокую эффективность, что подтверждает возможность их использования в различных сферах.

1. Умрихин, Е.А. Разработка Android-приложений на C# с использованием Xamarin / Е.А. Умрихин. – М.: ДМК Пресс, 2018. – 336 с.

2. Android Developer Documentation [Электронный ресурс] / Google. – Режим доступа: <https://developer.android.com/docs>. – Дата доступа: 04.09.2024.

3. Анищенко, Н.Ю. Проектирование и реализация мобильного приложения с использованием датчиков смартфона / Н.Ю. Анищенко // XVII Машеровские чтения: материалы междунар. научно-практ. конф. студентов, аспирантов и молодых ученых, Витебск, 20 октября 2023 г.: в 2 Т. / ВГУ имени П.М. Машерова; редкол.: Е.А. Аршанский (гл. ред.) [и др.]. – Витебск: ВГУ имени П.М. Машерова, 2023. – Т.1. – С. 4–6.

МОДЕЛИРОВАНИЕ ОБЪЕМА ПРОДАЖ С ПРИВЛЕЧЕНИЕМ ТЕОРИИ НЕЧЕТКИХ МНОЖЕСТВ

Буданчикова Д.Ю.,

студентка 4 курса БГУ, г. Минск, Республика Беларусь

Научный руководитель – Капусто А.В., канд. физ.-мат. наук, доцент

Ключевые слова. Нечеткие множества, маркетинг, нечеткая линейная регрессия, объем продаж.

Keywords. Fuzzy sets, marketing, fuzzy linear regression, sales volume.

Использование нечетких множеств позволяет учитывать неопределенность в данных, что делает моделирование более гибким и универсальным. Наличие нечетких чисел позволяет адекватно интерпретировать результаты применения знаний о свойствах нечетких множеств и подмножеств, а также определить оптимальные значения для параметров модели.

В классическом регрессионном анализе ставится цель: на основе наблюдений за влияющими факторами построить математическую модель, описывающую поведение

объясняемой переменной. Предполагается, что при решении этой задачи выполняются определенные условия, однако на практике они не всегда могут быть соблюдены. Поэтому требуется разработка специальных методов построения уравнений регрессии, учитывающих, какие именно предположения нарушены.

Материал и методы. Проведенный анализ основан на условно-усредненных данных о потенциальных объемах продаж СОАО «Коммунарка» за период с 2000 по 2022 год [1]. В качестве исходных данных использованы 23 наблюдения, включающие следующую информацию: Sales – объем продаж в тысячах тонн (зависимая переменная); Advertising – расходы на рекламу в тысячах рублей; Market Share – доля предприятия на рынке в процентах. С помощью метода наименьших квадратов получено уравнение, описывающее взаимосвязь рассматриваемых данных:

$$\text{Sales} = 4,484 + 0,0402 \times \text{Advertising} + 0,151 \times \text{Market_Share}.$$

Результаты и обсуждение. На протяжении последних лет фабрика демонстрирует стабильный рост ключевых показателей, что подтверждает её стремление к совершенству и постоянному развитию. Увеличение объемов продаж и модернизация производственных мощностей помогают компании уверенно двигаться вперед. Эффективность этого роста можно увидеть на графике ниже (рис. 1).

В начале периода значения объема продаж составляли около 16–17 тыс. тонн, с некоторыми колебаниями до 19 тыс. тонн. Это связано с тем, что в тот период фабрика находилась на этапе стабилизации производства и тестирования новых продуктов. С 2012 года наблюдается резкий рост объема продаж, что свидетельствует о значительном успехе компании на рынке. Такому результату способствовали запуск новых продуктов, расширение доли рынка за счёт выхода на новые рынки сбыта, а также активное привлечение клиентов. В последние годы компания демонстрирует стабильное развитие, «Коммунарка» успешно закрепила на рынке.



Рисунок 1 – Объем продаж СОАО «Коммунарка», тыс. тонн
Примечание – составлено автором на основе данных источника [1]

Из уравнения выше видно, что автономный уровень объема продаж без учета внешних факторов достаточно мал в сравнении с действительностью, поскольку за исследуемый период его значения не опускались ниже 15 тыс. тонн.

Нечеткое число – это нечеткое подмножество универсального множества действительных чисел. Среди всех нечетких чисел наиболее простыми являются треугольные нечеткие числа. Особенность каждого из них заключается в том, что оно определяется тремя величинами: первой, меньше которой не может быть, второй, больше которой не может быть, и, наконец, третьей, определяющей максимальный уровень принадлежности.

Сделаем допущение, что коэффициенты при переменных в модели A_0 (свободный член), A_1 (Advertising), A_2 (Market Share) – симметричные треугольные нечеткие числа вида $A = (a_i - p_i; a_i; a_i + p_i)$, где p_i является величиной отклонения от оптимального значения.

Тогда уравнение регрессии можно записать в виде:

$$Y = A_0 + A_1 \times \text{Advertising} + A_2 \times \text{Market_Share},$$

при этом показатель объема продаж будет являться нечеткой величиной. Для конкретизации искомым чисел внедрим понятие отклонений от оптимальных модальных значений, идентифицирующее величину нечеткости:

$$y_{\min} = a_0 + \sum_{i=1}^2 a_i x_i - (p_0 + \sum_{i=1}^2 p_i x_i);$$

$$y_{\text{opt}} = a_0 + \sum_{i=1}^2 a_i x_i;$$

$$y_{\max} = a_0 + \sum_{i=1}^2 a_i x_i + (p_0 + \sum_{i=1}^2 p_i x_i).$$

где a_i – коэффициенты при переменных, а p_i является величиной отклонения от оптимального значения.

Добавив в уравнения каждому наблюдению отклонения

$$p_j = p_0 + \sum_{i=1}^2 p_i x_i,$$

мы заранее придали нашим регрессиям определенную степень размытости.

Переход к задаче линейного программирования заметно упростит будущие вычисления, при условии выполнения условия, где $\mu_{y_j}(y_j) \geq h$,

$$p = \sum_{j=1}^{23} p_j = 23 p_0 + \sum_{j=1}^{23} \sum_{i=1}^2 p_i x_{ij} \rightarrow \min.$$

$$y_j \geq a_0 + \sum_{i=1}^2 a_i x_i - (1-h)[p_0 + \sum_{i=1}^2 p_i x_i];$$

$$y_j \leq a_0 + \sum_{i=1}^2 a_i x_i + (1-h)[p_0 + \sum_{i=1}^2 p_i x_i];$$

$$p_j \geq 0; \quad j = \overline{1, 23}; \quad i = \overline{1, 2}.$$

Подставляя полученные значения при наблюдениях, получаем целевую функцию вида:

$$p = 23 p_0 + 8079 p_1 + 584 p_2 \rightarrow \min,$$

коэффициенты при переменных равняются количеству наблюдений и их сумме за весь рассматриваемый период соответственно.

Произведя основные расчеты в MS Excel, с помощью параметров поиска решений высчитали три коэффициента и их отклонения при разных значениях h . Рассмотрев уравнение регрессии при $h=0,5$, с помощью параметров поиска решений высчитали коэффициенты и их отклонения. Получили результаты, при которых допустимые отклонения от x_1 и x_2 равны нулям, это противоречит нашему предположению о наличии нечеткости экзогенных переменных и делает их конкретизированными. При $h=0,4$ у нас имеется четкая константа и размытый коэффициент при x_2 , результаты удовлетворяют требованиям.

Итоговая формула для вычисления объема продаж:

$$\text{Sales} = 7,248 + 0,034 \times \text{Advertising} + \langle -0,026; 0,126; 0,278 \rangle \times \text{Market_Share}.$$

Полученное выражение и является уравнением нечеткой линейной регрессии зависимости объема продаж от расходов на рекламу и доли предприятия на рынке в процентном выражении.

Заключение. Уровень продаж СОАО «Коммунарка» действительно находится в достаточно сильной зависимости от различных факторов, в частности, от количества средств, расходуемых на рекламу, и доли предприятия на рынке. При рассмотрении

линейной регрессии эта зависимость строго прямая, при добавлении элементов нечеткости появился вариант обратной зависимости от доли на рынке, поскольку нижняя граница интервала нечеткости имеет отрицательный знак.

Проведенный ретроспективный прогноз является наглядным примером, опираясь на который в дальнейшем, предприятие может планировать свои расходы и потенциально занимаемые позиции на рынке.

1. Официальный сайт кондитерской фабрики «Коммунарка» [Электронный ресурс]. URL: <http://www.kommunarka.by> (дата доступа: 20.04.2024).

2. Вишнякова Е.В., Иванова Е.В., Камалов С.М., Колодяжная Ю.А., Хамидуллина Л.Ф. Нечеткая линейная регрессия в задачах оценки // Научные записки молодых исследователей. – 2015. – №5. – С. 14–21.

СИСТЕМА ДЛЯ РАСПОЗНАВАНИЯ ОБРАЗОВ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ

Волога П.В.,

обучающийся 4 курса Оршанского колледжа ВГУ имени П.М. Машерова,

г. Орша, Республика Беларусь

Научный руководитель – Лаптинская Н.О., преподаватель

Ключевые слова. Нейронные сети, библиотека YOLO, библиотека OpenCV, библиотека SQLite, распознавание объектов, программа «ObjectDetectionApp».

Keywords. Neural networks, YOLO library, OpenCV library, SQLite library, object recognition, «ObjectDetectionApp» program.

В последние годы технологии искусственного интеллекта, в частности нейронные сети, стали ключевым инструментом для решения задач обработки визуальной информации [3]. Системы распознавания образов на изображениях используются в таких сферах, как медицина, безопасность, мониторинг и другие. Одним из передовых методов является использование глубоких нейронных сетей, таких как YOLO (You Only Look Once), которые обеспечивают высокую скорость и точность при анализе изображений и видеопотоков.

Главной целью является создание системы, способной распознавать объекты на изображениях и видеопотоках. Для достижения поставленной цели решались следующие задачи:

- изучение принципов работы нейронных сетей;
- разработка архитектуры программного модуля для анализа изображений;
- создание интерфейса, позволяющего работать с видео и изображениями в реальном времени.

Материал и методы. Программа «ObjectDetectionApp» была разработана с использованием языка программирования Python. В основе программы лежит модель нейронной сети YOLO, которая широко используется для детекции объектов на изображениях и видеопотоках. YOLO работает по принципу однократного анализа изображения, что значительно ускоряет процесс распознавания по сравнению с другими методами [2].

Для обработки изображений и видеопотоков использовалась библиотека OpenCV. Она обеспечивает взаимодействие с видеокамерой и позволяет обрабатывать кадры в реальном времени. Также программа использует SQLite для хранения данных о распознанных объектах и истории анализов.

Визуальная часть программы реализована через удобный интерфейс, позволяющий загружать изображения, запускать анализ видеопотоков, а также сохранять результаты. Интерфейс был протестирован на реальных пользователях для оценки его удобства и функциональности.

Программа «ObjectDetectionApp» состоит из нескольких модулей:

- модуль обработки изображений распознаёт объекты на изображениях, загруженных пользователем, с использованием нейронных сетей;