

Раздел I. Искусственный интеллект и нечеткие системы

Ю.В. Чернухин, А.А. Приемко

МЕТОД ОТОЖДЕСТВЛЕНИЯ ПОДВОДНЫХ ОБЪЕКТОВ НА ОСНОВЕ НЕЧЕТКОЙ ЛОГИКИ

В настоящее время весьма актуальна проблема оперативного слежения за подводной обстановкой в автоматическом режиме с целью обнаружения объектов искусственного происхождения, представляющих навигационную опасность для корабля в процессе его плавания в заданной акватории. Данная проблема связана с необходимостью решения следующих задач:

1. Обнаружение объектов искусственного происхождения.
2. Идентификация и классификация этих объектов по степени их опасности для корабля.
3. Отождествление объектов - выяснение того, соответствует ли набор данных объекта, обнаруженного гидроакустической станцией (ГАС) уже известному либо новому объекту. При этом информация об известных объектах искусственного происхождения хранится в базе данных, составляемой при первичном сканировании акватории при помощи ГАС.

Задачи 1 и 2 могут решаться существующими судовыми ГАС, поэтому основной проблемой является разработка методов формализации задачи отождествления объектов. В данной работе рассматривается метод, основанный на применении нечеткой логики. Его суть состоит в том, что задача отождествления решается на основе комплексного сравнения параметров объекта, хранящегося в базе данных и объекта, обнаруженного ГАС. При этом используются такие параметры, как вероятность верной классификации объекта (P); математическое ожидание координаты X объекта (MO_x); среднеквадратическое отклонение величины MO_x (SKO_x); математическое ожидание координаты Y объекта (MO_y); среднеквадратическое отклонение величины MO_y (SKO_y); математическое ожидание координаты Z объекта - MO_z ; среднеквадратическое отклонение величины MO_z (SKO_z); глубина обнаружения объекта (H).

Для формализации задачи предлагается ввести следующий набор лингвистических переменных: степень схожести двух объектов (ΔP), разность глубин обнаружения объектов (ΔH), разность координат X (PKX), разность координат Y (PKY), разность координат Z (PKZ) объектов. Значение лингвистической переменной ΔP определим как разность вероятностей правильной классификации объекта, информация о котором получена из базы данных (БД) и объекта, обнаруженного ГАС:

$$\Delta P = |P_{БД} - P_{ГАС}|. \quad (1)$$

Разобьем все множество значений, принимаемых данной переменной, на три нечетких множества: “Высокая”, “Средняя”, “Низкая”. Пусть нечеткому множеству значений “Высокая” соответствует диапазон значений в интервале $[0,20]$, нечетко-

му множеству значений “Средняя” - диапазон значений [15,35], а нечеткому множеству значений “Низкая” - диапазон [30,100].

Лингвистическую переменную ΔH определим как разность глубин обнаружения объекта из БД и объекта, обнаруженного ГАС:

$$\Delta H = |H_{БД} - H_{ГАС}|. \quad (2)$$

Область значений данной переменной разобьем на два нечетких множества “Малая” и “Большая”. Нечеткому множеству “Малая” будут соответствовать значения ΔH из диапазона $[0, MO_{bz} + 0.5SKO_{bz}]$, а нечеткому множеству “Большая” - значения из диапазона $[MO_{bz}, H_{\max}]$. Здесь H_{\max} - максимальное значение глубины моря.

Переменные РКХ, РКУ, РКЗ определяют насколько соответствующие координаты вновь обнаруженного объекта удалены от одноименных координат того же объекта из базы данных, для которого выполняется тест отождествления. Область значений этих переменных разобьем на два нечетких множества: “Малая” и “Большая”. Ввиду того, что разность координат может быть как положительной, так и отрицательной, нечетким множествам “Большая” каждой из переменных будут соответствовать два диапазона значений.

Данные диапазоны для переменной РКХ определяются как $\left[0, MO_{x_{БД}} - \frac{4}{5}SKO_{x_{БД}}\right]$, $\left[MO_{x_{БД}} + \frac{4}{5}SKO_{x_{БД}}, X_{\max}\right]$, где X_{\max} - максимально возможная координата x объекта. Диапазоны для переменной РКУ определяются как $\left[0, MO_{y_{БД}} - \frac{4}{5}SKO_{y_{БД}}\right]$, $\left[MO_{y_{БД}} + \frac{4}{5}SKO_{y_{БД}}, Y_{\max}\right]$, где Y_{\max} - максимально возможная y - координата объекта. Диапазоны для переменной РКЗ определяются как $\left[0, MO_{z_{БД}} - \frac{4}{5}SKO_{z_{БД}}\right]$, $\left[MO_{z_{БД}} + \frac{4}{5}SKO_{z_{БД}}, Z_{\max}\right]$, где Z_{\max} - максимально возможная z-координата объекта.

Нечетким множествам “Малая” соответствуют диапазоны значений

$$\left[MO_{x_{БД}} - 3SKO_{x_{БД}}, MO_{x_{БД}} + 3SKO_{x_{БД}}\right] \text{ для РКХ,}$$

$$\left[MO_{y_{БД}} - 3SKO_{y_{БД}}, MO_{y_{БД}} + 3SKO_{y_{БД}}\right] \text{ для РКУ}$$

и

$$\left[MO_{z_{БД}} - 3SKO_{z_{БД}}, MO_{z_{БД}} + 3SKO_{z_{БД}}\right] \text{ для РКЗ,}$$

определяемые по “правилу трех сигм”, согласно которому величина ошибки при измерениях с вероятностью 97% не превышает по модулю величины трех среднеквадратических отклонений. Функции принадлежности для множеств “Большая” имеют трапецеидальный вид, а функции принадлежности для множеств “Малая” являются гауссовскими с центрами в точках $MO_{x_{БД}}$, $MO_{y_{БД}}$, $MO_{z_{БД}}$ и среднеквадратическими отклонениями $SKO_{x_{БД}}$, $SKO_{y_{БД}}$, $SKO_{z_{БД}}$, значения ко-

торых выбираются из списка параметров того объекта из БД, для которого выполняется процедура проверки на отождествление.

Пусть лингвистическая переменная СО определяет степень отождествления объектов, т.е. меру того, насколько вновь обнаруженный объект и объект из БД можно считать одним и тем же. Эта переменная может принимать значения из диапазона $[0,100]$. На данном интервале определим три нечетких множества: “Малая”, “Средняя”, “Высокая”, соответствующие вероятности отождествления, для которых диапазоны значений принимают следующий вид: $[0,65]$, $[60,85]$, $[80,100]$. Функции принадлежности для данных множеств являются трапециевидными. Все описанные выше диапазоны значений нечетких множества вместе с функциями принадлежности имеют вид, показанный на рис.1,а-е.

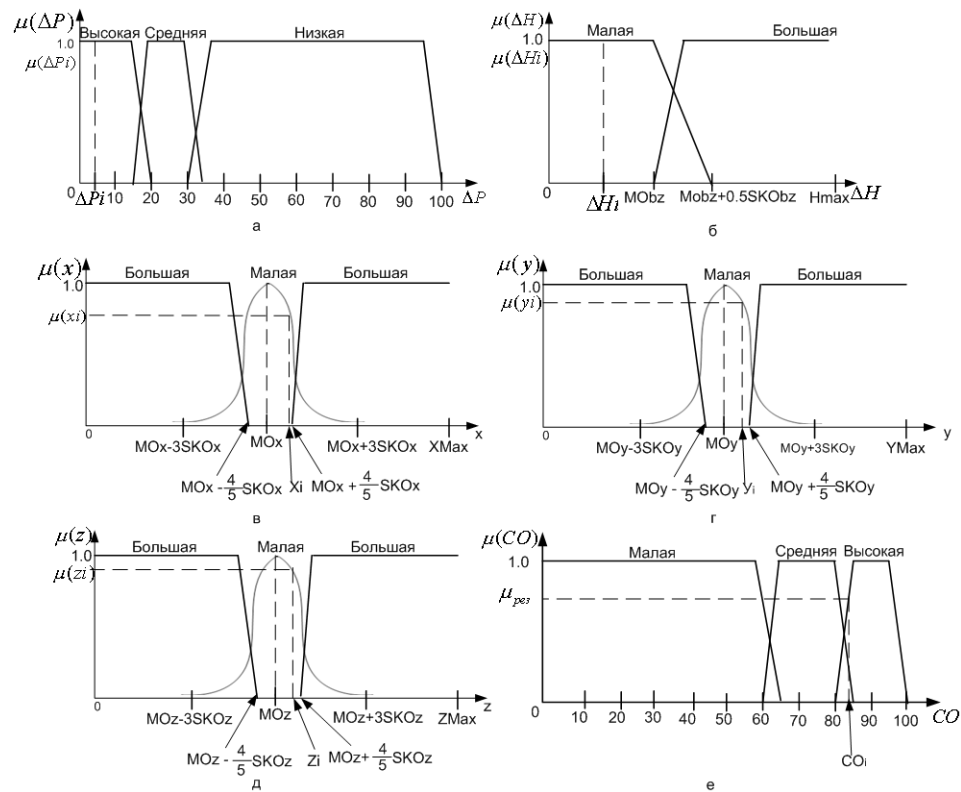


Рис.1. Функции принадлежности для нечетких переменных

После определения лингвистических переменных и множества их значений необходимо задать базу правил (БП) нечеткого логического вывода, предварительно определив общее количество элементов этой базы как произведение множеств значений всех лингвистических переменных, определенных выше. В данном случае количество правил равно 48. Каждое правило вывода имеет следующий вид (в скобках указаны возможные значения переменных):

Если ΔP = Значение (Высокая/Средняя/Низкая) и ΔH = Значение (Малая/Большая) и PKX = Значение (Малая/Большая) и PKY = Значение (Малая/Большая) и PKZ = Значение (Малая/Большая), то CO = Значение (Высокая/Средняя/Низкая);

Левую часть каждого правила, содержащую значения лингвистических переменных ($\Delta P, \Delta H, \dots, PKZ$), назовем посылочной, а правую, содержащую значения выходной переменной CO , заключительной. База правил (БП) при этом формируется так, чтобы в предпосылочную часть правил входили все возможные комбинации значений входных переменных, а в заключительную - все возможные значения выходной переменной, которые формируются на основе анализа сумм значений оценок входных переменных. Так для переменной ΔP значению “Высокая” соответствует оценка 1.0, значению “Средняя” – оценка 0.5, а значению “Низкая” – оценка 0.0. Для переменной ΔH значению “Малая” соответствует оценка 1.0, значению “Большая” – оценка 0.0. Для переменных PKX, PKY, PKZ значениям “Малая” и “Большая” соответствуют те же значения оценок, что и для переменной ΔH . Выходная переменная CO принимает значение “Низкая”, если сумма оценок значений всех переменных для данного правила лежит в диапазоне $[0,3]$, значению “Средняя” соответствует сумма оценок из диапазона $[3,4.5]$, а значению “Высокая” соответствует сумма оценок из диапазона $[4.5,5.0]$.

После задания БП необходимо выбрать алгоритм нечеткого вывода. В настоящее время наибольшее распространение получили следующие алгоритмы [1]: Мамдани, Ларсена, Цукамото, Такаги-Сугэно и др., отличающиеся по степени вычислительной сложности. В данной работе использован алгоритм Цукамото, отличающийся особенностями которого являются: невысокая, по сравнению с другими алгоритмами, сложность вычислений, а также непрерывность при определении четкого значения выходной переменной (метод приведения к четкости является непрерывным, если малое изменение значения любой входной переменной не приводит к резкому изменению значения выходной переменной).

Этапы вывода решения с помощью данного алгоритма проиллюстрируем на примере. Пусть в результате обнаружения искусственного объекта и сравнения его параметров с параметрами объекта из БД были получены значения лингвистических переменных $\Delta Pi, \Delta Hi, xi, yi, zi$ (см. рис.1,а-д). Тогда на первом этапе алгоритма определяются нечеткие множества, к которым принадлежат входные переменные, а также степени принадлежности этих переменных к определенным множествам. В рассматриваемом случае значению ΔPi соответствует множество, ассоциируемое со значением “Высокая”, а значениям переменных $\Delta Hi, xi, yi, zi$ соответствуют множества, ассоциируемые со значениями “Малая”. Значения функций принадлежности к этим множествам обозначены как $\mu(\Delta Pi), \mu(\Delta Hi), \mu(xi), \mu(yi), \mu(zi)$ и показаны на рисунке (см. рис.1,а-д). На втором этапе определяется, какие из правил, содержащиеся в БП, активны (правило называется активным, если значения входных лингвистических переменных совпадают со значениями, указанными в правиле). Если правило активно, то для него рассчитывается значение функции принадлежности как минимальное из всех значений функций принадлежности предпосылок. Анализируя рисунок (см. рис.1,а-е), находим, что минимальным является значение $\mu_i = \mu(xi)$. Далее находится четкое значение выходной переменной с использованием заключительную часть активного правила. В рассматриваемом случае это правило имеет вид:

Если $\Delta P = \text{Высокая}$ и $\Delta H = \text{Малая}$ и $PKX = \text{Малая}$ и $PKY = \text{Малая}$ и $PKZ = \text{Малая}$, то $CO = \text{Высокая}$;

По графику функции принадлежности для значения СО “Высокая” (см. рис.1,е) и найденного значения μ_i находим четкое значение CO_i , равное 85.

После определения множества значений функций принадлежности μ_i и множества четких значений выходной переменной CO_i каждого из активных правил, соответствующее данным значениям, определяется единственное значение выходной переменной по формуле:

$$CO_0 = \frac{\sum_{i=1}^n \mu_i \times CO_i}{\sum_{i=1}^n \mu_i}. \quad (3)$$

Здесь CO_0 - четкое значение выходной переменной, n - количество активных правил. В рассматриваемом случае активным является только одно правило. Поэтому значение выходной переменной $CO_0=85$. Полученное значение определяет вероятность того, что набор параметров из БД и набор параметров, полученных от ГАС, описывают один и тот же объект. Для принятия окончательного решения об отождествлении необходимо ввести порог отсеечения. Если полученное значение CO_0 выше порогового, то объекты тождественны, иначе они различны.

Для экспериментальной проверки описанного метода была синтезирована программная модель, главное окно которой показано на рис.2.

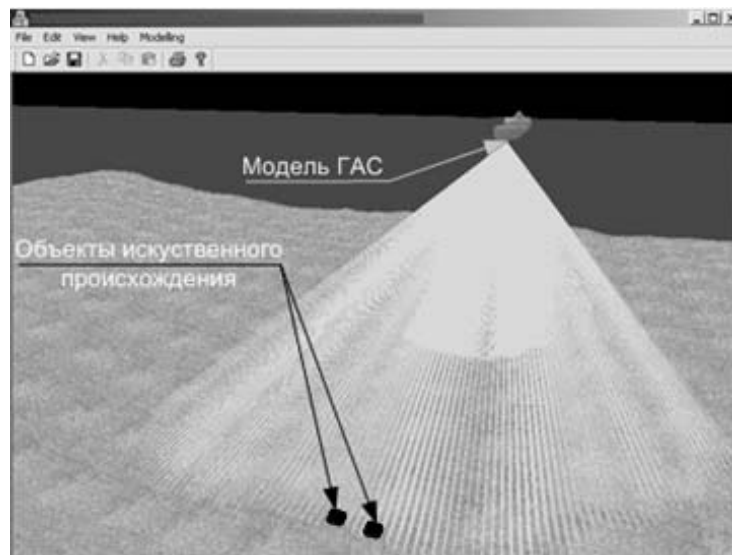


Рис.2. Главное окно программной модели

Программная модель содержит редактор, позволяющий задавать количество и местоположение объектов искусственного происхождения, а также определять курс корабля и модель двухъярусной ГАС. Модель ГАС выполняет идентификацию искусственных объектов на основании карты глубин и диаграмм интенсивности отраженного сигнала, а также производит расчет параметров объектов, исполь-

зуемых при отождествлении. Результаты расчета параметров объекта и теста их отождествления выводятся в окне, показанном на рис.3.

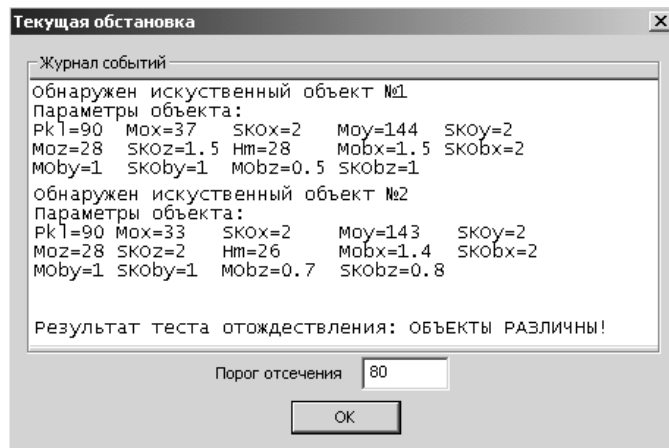


Рис.3. Окно отображения параметров объектов и результата теста отождествления

С использованием данной модели были проведены эксперименты, подтвердившие работоспособность предлагаемого метода отождествления подводных объектов на основе нечеткой логики.

БИБЛИОГРАФИЧЕСКИЙ СПИСОК

1. Осовский С. Нейронные сети для обработки информации. – М.: Финансы и статистика, 2002. – 344 с.

А.П. Рыжов

О КАЧЕСТВЕ ПОИСКА ИНФОРМАЦИИ ПО НЕЧЕТКИМ ОПИСАНИЯМ

Применение аппарата теории нечетких систем в задачах поиска информации переживает в настоящее время период бурного роста. Причин сложившейся ситуации несколько. Их можно разделить на "внутренние" и "внешние". К первым можно отнести накопившийся к настоящему времени опыт (как позитивный, так и негативный) разработки и использования таких систем. Именно в рамках такого опыта могли возникать вопросы типа: "Можно ли предложить такое правило описания реальных объектов, чтобы человек – источник информации описывал объекты с минимальными трудностями?", "Как формировать описания объектов, чтобы разные источники описывали их более или менее одинаково?", "Как описывать объекты, чтобы обеспечить максимально хорошие показатели качества поиска информации?" и т.п. К "внешним" можно отнести следующие причины. Во-первых, опыт практического использования экспертных систем и других "интеллектуальных" средств очертил их область применения, их преимущества и недостатки. В частности, выделилась ниша широкого класса задач, не требующих глубокого логического вывода, не предъявляющих высоких требований к пользователю, но имеющих широкое распространение во многих сферах деятельности. Эти задачи можно назвать поиском информации в разнородном информационном пространстве. Человека окружает множество различных баз данных, доступных ему, и, в принципе,