

АЛГОРИТМ НЕЧЁТКОЙ ЛОГИКИ ДЛЯ УПРАВЛЕНИЯ МЕДИЦИНСКИМ ДОЗАТОРОМ

THE FUZZY LOGIC ALGORITHM TO CONTROL THE MEDICAL DOSER

A. Stolyarchuck

Annotation

The article describes development of fuzzy logic algorithm for medical doser for injections of cytotoxic agents. The doser device works in condition of uncertainty, so were used models of fuzzy logic and adaptive control. The key requirement of system is safety for patients. This is achieved by the using of feedback between patient and device, between modules of device.

Keywords: fuzzy logic, linguistic variables, systems analysis, medicine, classification, time series.

Столярчук Андрей Сергеевич
Каф. выч. техники, ФГБОУ ВО
"Тихоокеанский государственный
университет", г. Хабаровск

Аннотация

Работа посвящена проектированию алгоритма принятия решений с использованием модели нечёткой логики для медицинского дозатора, для введения цитостатиков. В связи с тем, что дозаторное устройство работает в условиях неопределенности, использован метод нечёткой логики и ситуационного управления. Основное требование к рассматриваемой системе – это безопасность для пациента, достигаемая обратной биометрической связью с пациентом и технической связью между блоками устройства.

Ключевые слова:

Нечёткая логика, лингвистические переменные, системный анализ, медицина, классификация, временные ряды.

Современные информационные технологии – это зачастую критический фактор развития многих отраслей знания и областей практической деятельности человека. Это так же касается и медицины. В настоящее время в ней находят всё более широкое применение, различные новинки и приборы, а развитие в области медицинской техники приобрело лавинообразный характер.

Большую роль в медицине играют различные мехатронные роботизированные системы. Существует три основных направления развития медицинской мехатроники: для клинического применения, выполнения операций, а также систем реабилитации инвалидов. Разработка дозатора относится к клиническому направлению. Важно отметить, что появление новых технических средств может помочь провести медицинские исследования, результатом которых возможно совершенствование методов лечения.

Определение режима введения препарата основная цель алгоритма на базе нечёткой логики. Модель принятия решения необходима для создания роботизированной дозаторной системы (введения противоопухолевых лекарственных препаратов), основанной на анализе изменений температур в опухоли и учитывающей индивидуальные особенности распределения глубинных температур в биологическом объекте.

Наиболее подходящее время для введения препарата – это фазы деления раковых клеток, однако они обладают нечётким периодом деления, так же периодов может быть несколько, они отличаются в зависимости от типа клеток и оказывают различное друг от друга влияние на температуру – в большей или меньшей степени.

Таким образом, периоды деления и температуры являются нечёткими параметрами, так же не полностью определена информация, используемая для принятия решения.

Для описания модели нечёткой логики необходимо определить нечеткие множества, лингвистические переменные, терм множества и термы основных параметров, определяющих режим работы дозатора.[5]

Понятие нечеткого множества – эта попытка математической формализации нечеткой информации для построения математических моделей. В основе этого понятия лежит представление о том, что составляющие данное множество элементы, обладающие общим свойством, могут обладать этим свойством в различной степени и, следовательно принадлежать к данному множеству с различной степенью. При таком подходе высказывания типа "такой-то элемент принадлежит данному множеству" теряют смысл, поскольку необходимо указать "насколько сильно" или с какой степенью конкретный

элемент удовлетворяет свойствам данного множества.[1]

Нечёткое множество A – это совокупность пар $\mu_A(x)$ и x . Где $\mu_A(x)$ является степенью принадлежности элемента x , принадлежащего подмножеству A нечёткого множества U . [7]

Степень принадлежности – это число из диапазона $[0,1]$. Чем выше степень принадлежности, тем в большей степени элемент универсального множества соответствует свойствам нечёткого множества.

Функция принадлежности – это функция, которая позволяет вычислить степень принадлежности нечёткому множеству.

Лингвистической переменной называется переменная, значениями которой могут быть слова или словосочетания (например, "скорость инъектирования" и т.п.).

Под термом–множеством понимают множество всех возможных значений лингвистической переменной, а термом в свою очередь называют любой элемент этого множества (например, "скорость инъектирования" – лингвистическая переменная, "быстро" – терм). Терм задаётся нечётким множеством посредством функции принадлежности.[2]

После рассмотрения понятийного аппарата модели рассмотрим саму модель и алгоритм её работы. Все этапы работы алгоритма видны на рис. 1.

Как уже было сказано ранее, основная задача алгоритма определение фазы митоза и к какому типу её отнести, иными словами классу и тогда наша основной тип задачи – это классификация.

На базе определённого экспертом–врачом времен-

ного промежутка наблюдаем за поведением опухоли и определяем основные критерии для дальнейшей их оценки.

Во первых это вектор температурного градиента $\Delta T, \{\Delta t_1, \Delta t_2, \dots, \Delta t_m\}$, вектор длительностей $L, \{l_1, l_2, \dots, l_m\}$ и вектор периодов $P, \{p_1, p_2, \dots, p_m\}$, где m – это общее количество зафиксированных всплесков.

На основании наблюдений разбиваем пространство на n классов. Рассчитываем математическое ожидание M_L – длительности, M_T – амплитуды и M_p – периодов всплеска градиента для каждого из классов. Число n – это количество классов.

Таким образом, получаем векторы с размерностью n
 $M_L = \{M_{L1}, M_{L2}, \dots, M_{Li}, \dots, M_{Ln}\}$,
 $M_T = \{M_{T1}, M_{T2}, \dots, M_{Ti}, \dots, M_{Tn}\}$,
 $M_p = \{M_{P1}, M_{P2}, \dots, M_{Pi}, \dots, M_{Pn}\}$.

На основании этих векторов введём n лексических переменных типа "Класс i ".

Критерием оценки схожести или отличия показателей, для того или иного класса и текущего показателя является расстояние от математического ожидания. Поскольку воспринимается человеком значительно более интуитивно понятно, чем например квадратичный критерий оценки.[3]

$$R = |Mxi - Xi| \quad (1)$$

Расстояние до математического ожидания

Эксперты формируют базу знаний. База правил систем нечеткого вывода предназначена для формального представления эмпирических знаний экспертов в той или иной предметной области в форме нечетких продукционных правил. Таким образом, база нечетких продукционных правил системы нечеткого вывода – это система не-



Рисунок 1. Схема нечеткого вывода в нечетких системах автоматического управления.

четких производственных правил, отражающая знания экспертов о методах управления объектом в различных ситуациях, характере его функционирования в различных условиях и т.п., т.е. содержащая формализованные человеческие знания.

Нечеткое производственное правило – это выражение вида:

Нечеткое производственное правило

$$(i): Q; P; A \Rightarrow B; S, F, N \quad (2)$$

Где (i) – имя нечеткой продукции, Q – сфера применения нечеткой продукции, P – условие применимости ядра нечеткой продукции, $A \Rightarrow B$ – ядро нечеткой продукции, в котором A – условие ядра (или антецедент), B – заключение ядра (или консеквент), \Rightarrow – знак логической секвенции или следования, S – метод или способ определения количественного значения степени истинности заключения ядра, F – коэффициент определенности или уверенности нечеткой продукции, N – постусловия продукции.

Рассмотрим параметры производственного правила более подробно. Параметр Q в явном или не явном виде описывает область знания, представленной продукцией. Параметр P часто является предикатов, если он присутствует, то активизация возможно, только в случае выполнения этого условия, однако зачастую он может быть опущен.[4]

Ядро $A \Rightarrow B$ – это основной параметр нечеткой продукции, обычно представлен выражением вида "Если А тогда В", "If A Then B"; где А и В являются выражениями нечеткой логики, как правило представлены в форме нечетких высказываний. Выражения могут простыми или составными.

Перед формированием базы правил необходимо определится с терминами нечеткой системы, как правило, используют от трёх до семи термов для каждой переменной.

Так же для каждого критерия зададим термы (Табл. 1).

Таблица 1.

Термы для каждого критерия системы
нечёткой логики дозатора.

Символическое описание	Англоязычная нотация	Русскоязычная нотация
VP	Very positive	"Да"
P	Positive	"Скорее да"
M	Maybe	"Может быть"
N	Negative	"Скорее нет"
VN	Very Negative	"Нет"

Точные значения входных переменных преобразуются в значения лингвистических переменных посредством применения некоторых положений теории нечетких множеств, а именно – при помощи определенных функций принадлежности.

Принадлежность каждого точного значения к одному из термов лингвистической переменной определяется функцией принадлежности. Вид которой может быть абсолютно произвольным, со временем было сформировано понятие о так называемых стандартных функциях принадлежности (см. рис. 2).



Рисунок 2. Типы стандартных функций принадлежности.

Стандартные функции принадлежности легко применимы к решению большинства задач.[5]

Зададим для каждого параметра рассмотренного ранее функции принадлежности для входящих переменных (Рис. 3, Рис. 4, Рис. 5).

Агрегирование – это процедура определения степени истинности условий по каждому из правил системы нечеткого вывода. При этом используются полученные на этапе фазификации значения функций принадлежности термов лингвистических переменных, составляющих вышеупомянутые условия (антецеденты) ядер нечетких производственных правил.[6]

Активизация в системах нечеткого вывода – это процедура или процесс нахождения степени истинности каждого из элементарных логических высказываний (подзаключений), составляющих консеквенты ядер всех нечетких производственных правил. Поскольку заключения делаются относительно выходных лингвистических переменных, то степеням истинности элементарных подзаключений при активизации ставятся в соответствие элементарные функции принадлежности.

Аккумуляция (аккумулирование) в системах нечеткого вывода – это процесс нахождения функции принадлежности для каждой из выходных лингвистических переменных. Цель аккумуляции состоит в объединении всех степеней истинности подзаключений для получения функции принадлежности каждой из выходных переменных.

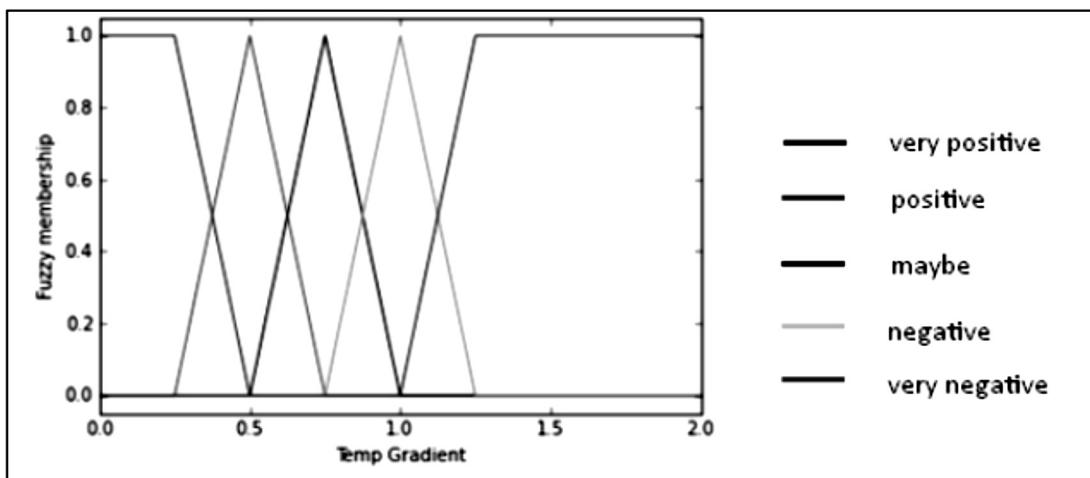


Рисунок 3. Универсум температурного градиента.

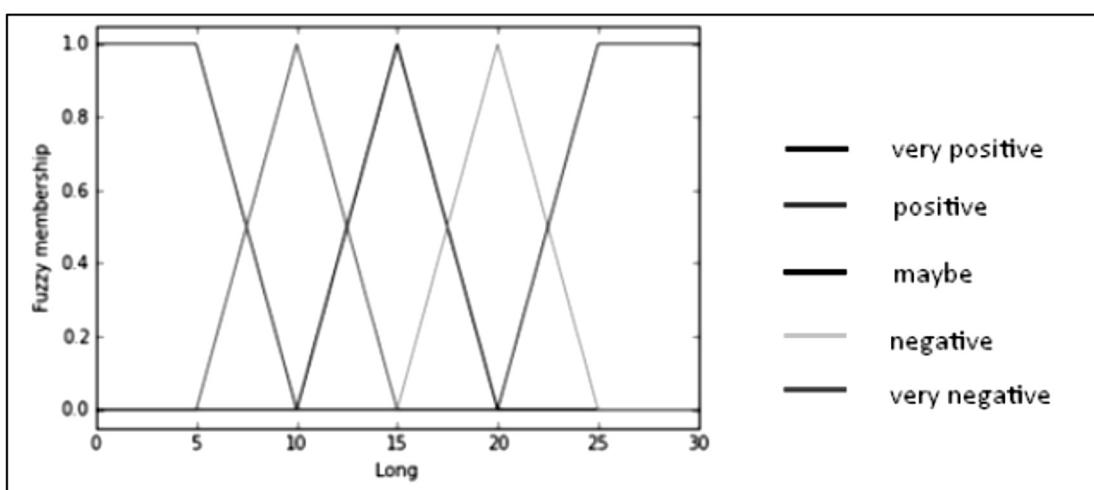


Рисунок 4. Универсум расстояния длительности.

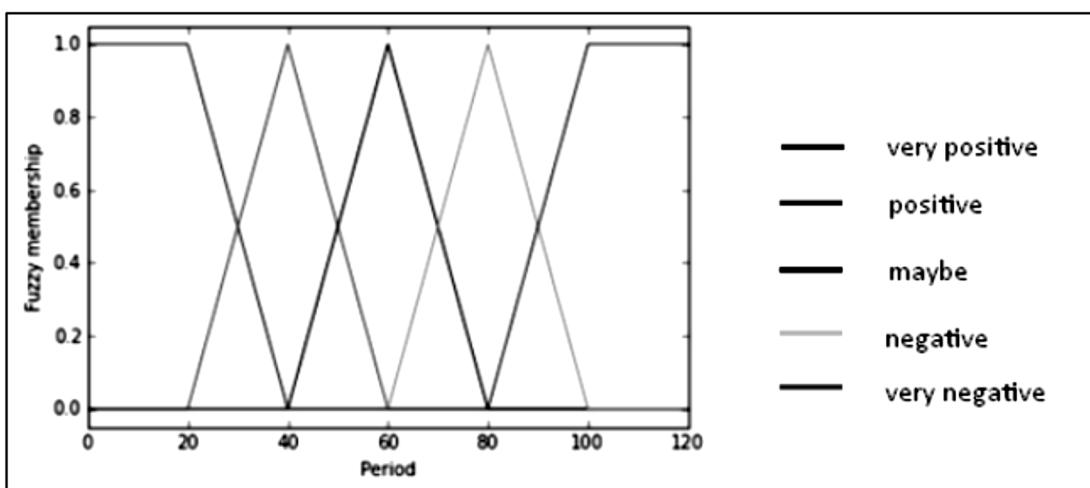


Рисунок 5. Универсум расстояния периодичности.

Результат аккумуляции для каждой выходной лингвистической переменной определяется как объединение нечетких множеств всех подзаключений нечеткой базы правил относительно соответствующей лингвистической переменной.

Поскольку необходимо принимать решения о режиме инжектирования, который в первую очередь характеризуется скоростью. Данная характеристика и является лингвистической выходной переменной.

Дефазификация в системах нечеткого вывода – это процесс перехода от функции принадлежности выходной лингвистической переменной к её четкому (числовому) значению. Цель дефазификации состоит в том, чтобы, используя результаты аккумуляции всех выходных линг-

вистических переменных, получить количественные значения для каждой выходной переменной, которые используются внешними по отношению к системе нечеткого вывода устройствами (исполнительными механизмами интеллектуальной САУ).[7]

Алгоритм реализован на высокуюровневом языке программирования общего назначения Python. Выбор языка был обусловлен, что данный язык является рекомендуемым для написания программ для одноплатного компьютера "Raspberry Pi", на базе которого будет реализован прототип дозатора

Таким образом, был разработан алгоритм, объединяющий в себе совокупность Входных и выходных данных, а так же базу нечетких правил.

ЛИТЕРАТУРА

1. Бокс Дж., Дженкинс Г. Анализ временных рядов прогноз и управление. М.: Мир, 1974.
2. Лукашин Ю.П. Адаптивные методы краткосрочного прогнозирования временных рядов. М.: Финансы и статистика, 2003
3. Бурков С.М., Косых Н.Э., Потапова Т.П., Свиридов Н.М. Модификация системы автоматического распознавания медицинских изображений на основе результатов гистограммного анализа, Вестник ТОГУ. – 2014. – №2(33). – С.17–22.
4. Бурков С.М., Столярчук А.С. Проектирование медицинского интеллектуального дозатора, прогнозирующего временные ряды, "Инновации и инвестиции" №9 2014, стр.160–162.
5. Писаренко В.П., Столярчук А.С. "Сравнительный анализ технологии беспроводного доступа", "Физика фундаментальные и прикладные исследования, образование", Хабаровск: ТОГУ. – 2013. – С.276–280
6. Заде Л. Понятие лингвистической переменной и ее применение к принятию приближенных решений. – М.: Мир, 1976. – 167 с.
7. Zadeh L. Fuzzy sets // Information and Control. – 1965. – №8. – P. 338–353.

© А.С. Столярчук, (barbocc@gmail.com), Журнал «Современная наука: актуальные проблемы теории и практики»,

