

# АЛГОРИТМЫ ОБРАБОТКИ ДАННЫХ НЕСТАЦИОНАРНЫХ ПРОЦЕССОВ НА ОСНОВЕ СВОЙСТВ НЕЙРОНЕЧЕТКОЙ СЕТИ

*Каюмов Анвар Азаматович*

*Мутахассислиги: Таълимда ахборот технологиялари*

## *Аннотация*

Қиёфалар ва ностационар жараёнларни таниш ва башорат қилишда мантиқли хулосалар ва нейротармоқ моделларига асосланган технологик параметрлар тасвирларига ишлов бериш аниқлигини назорат қилиш принциплари тадқиқ қилинган, чегаравий назорат услуб ва алгоритмлари ишлаб чиқилган.

Одним из перспективных направлений построения эффективных систем контроля точности обработки данных технологических процессов является разработка новых подходов и методов, использующих нейронечеткие системы (ННС). Методы и алгоритмы ННС обладают рядом несомненных достоинств, выделяющих ее среди остальных при контроле точности передачи и обработки непрерывной информации: простота реализации, высокая скорость работы алгоритмов обучения, высокая точность распознавания и классификации объектов [1,2].

Исследуемая система контроля точности передачи и обработки информации на основе ННС обладает следующими особенностями:

– для контроля сигнальных характеристик изображений используется нечеткий фильтр, который вычисляет нечеткое приращение таким образом, чтобы оно было менее чувствительно к локальным изменениям структур и границ изображения;

– функция принадлежности (ФП) в ННС адаптируется к шумовым составляющим и при выполнении нечеткого сглаживания предполагается, что шум равномерно распределен по всему изображению.

При обработке изображения требуется, чтобы фильтр обеспечивал высокую степень различия между шумом и структурой изображения. С этой целью сначала значение зафиксированного для контроля пикселя определяется в зависимости от значений окружающих соседних пикселей, затем определяются приращения между пикселями и для каждого пикселя вычисляется оценочная степень. Устанавливается насколько велико или мало приращение в определенном направлении. Считается, что малое приращение соответствует шуму, большое приращение - границам объектов [3].

На рис. 1 изображены массив направлений пикселя  $(x, y)$  по отношению к соседним пикселям в виде NW, N, NE, E, SE, S, SW, W, а также приводятся их значения, соответствующие участку изображения размерностью  $3 \times 3$ .

NW	N	NE	137	94	30
W	$(x, y)$	E	72	15	47
SW	S	SE	254	8	92

Рис. 1. Массив направлений пикселя

По предложенному алгоритму простое приращение центрального пикселя  $(x, y)$  в направлении  $D \in \{NW, N, NE, E, SE, S, SW, W\}$  определяется как разность

между пикселем с координатами  $(x, y)$  и одним из соседних пикселей в направлении  $D$ . Обозначив приращение как  $\nabla_D(x, y)$ , имеем:

$$\nabla_N(x, y) = I(x, y-1) - I(x, y). \quad (1)$$

$$\nabla_{SW}(x, y) = I(x-1, y+1) - I(x, y). \quad (2)$$

Нечеткое приращение на основе понятия «малое» определяется исходя из следующего соображения. Если расположить границу объекта вдоль направления SW-NE, то значение приращения  $\nabla_{NW}(x, y)$  будет велико, но также будет велико и значение приращений соседних пикселей, которые перпендикулярны направлению расположения границы объекта, т.е.  $\nabla_{NW}(x-1, y+1)$  и  $\nabla_{NW}(x+1, y-1)$ . Если обнаружится, что два значения приращений из трех малые, то считается в рассматриваемом направлении отсутствуют границы объектов.

ФП  $m_k(u)$  при использовании понятия малое определяется, как

$$m_k(u) = \begin{cases} 1 - \frac{|u|}{k}, & 0 \leq |u| \leq k; \\ 0, & |u| > k, \end{cases} \quad (3)$$

где  $k$  - адаптивный параметр.

Работа алгоритма нечеткой фильтрации изображения заключается: в устранении шумовых составляющих пикселей; вычислении параметра  $difX$  для каждого направления; выявлении границ структурных объектов в виде реализаций нечеткого приращения.

Вторая часть алгоритма реализуется в виде схемы, которая способна различать позитивное и негативное значение для нечеткого приращения, т.е.

$$\begin{aligned} \lambda_{NW}^+ : & \text{if } (\nabla_{NW}^F(x, y)) \text{ and } (\nabla_{NW}(x, y) \text{ позитивное}) \text{ then } c - \text{позитивное,} \\ \lambda_{NW}^- : & \text{if } (\nabla_{NW}^F(x, y)) \text{ and } (\nabla_{NW}(x, y) \text{ негативное}) \text{ then } c - \text{негативное.} \end{aligned} \quad (4)$$

Модификационное значение  $difX$ , которое добавляется к текущему значению пикселя, определяется как:

$$difx = \frac{L}{8} \sum_{\{D\}} (\lambda_D^+ - \lambda_D^-), \quad (5)$$

где  $L$  - количество градаций серой шкалы.

Разработанные методы и алгоритмы могут быть использованы в качестве мощных инструментов при построении интеллектуальных аппаратно-программных систем для поддержки приложений по распознаванию образов, анализу и прогнозированию нестационарных процессов.

## Литература

1. Жуманов И.И., С.М.Холмонов Оптимизация обучения нейросетевой системы обработки данных на основе статистических свойств информации // Узбекский журнал «Проблемы информатики и энергетики», №3.2011, Изд. «Фан» АН РУз, Ташкент, с..50-56

2. Жуманов И.И. Алгоритмическое обеспечение нейро-нечеткой системы контроля точности передачи сигналов изображений слабо формализуемых объектов «Химическая технология. Контроль и управление» - ТГТУ, Ташкент, 2011- № 3 (39). - с. 27-33.

3. Boskovitz V., Guterman H. An Adaptive Neuro-Fuzzy System for Automatic Image Segmentation and Edge Detection // IEEE transaction on fuzzy system, vol.10, no.2, april 2002.

**Научный руководитель:**

**проф. И.И.Жуманов**