

# МЕТОДИКА ОБУЧЕНИЯ НЕЙРОННОЙ СЕТИ С ПРИМЕНЕНИЕМ ДИНАМИЧЕСКОЙ СИСТЕМЫ ГОМЕОСТАТИЧЕСКИХ НЕЙРОНОВ В ЗАДАЧЕ РАСПОЗНАВАНИЯ СТМ-ИЗОБРАЖЕНИЙ

А. В. Тюриков, А. С. Суворов, Е. Ю. Шелковников,  
М. В. Тарасов, М. Р. Гафаров

Институт прикладной механики УрО РАН  
г. Ижевск

Изучение свойств новейших кластерных материалов, созданных на основе сверхмалых ультрадисперсных частиц, в настоящее время невозможно без применения сканирующей туннельной микроскопии. Этот метод исследования позволяет производить контроль поверхности наночастиц с разрешением  $\sim 1$  А и вносить, при этом, пренебрежимо малые возмущения в исследуемую систему. Изображения, получаемые при помощи сканирующего туннельного микроскопа (СТМ), формируются вследствие сложного квантово-химического взаимодействия электронных состояний зондирующего острия СТМ и поверхностных электронных состояний. Кроме того, на СТМ-изображение влияют внешние факторы (такие как, механические, электромагнитные возмущения и др.). Поэтому интерпретация подобных изображений представляет собой сложную задачу. Применение нейронной сети в задаче идентификации СТМ-изображений позволяет, с одной стороны, значительно автоматизировать этот процесс, а с другой – избежать свойственной человеческому мозгу субъективности восприятия.

Модель гомеостатического нейрона подразумевает, что каждый нейрон стремится к поддержанию своего оптимального внутреннего состояния – гомеостаза, причем при рассогласовании текущего состояния с оптимальным, нейрон формирует ответ, направленный на возвращение к оптимальному состоянию [1]. Согласно [2] изменение множества факторов может привести к нарушению равновесия нейрона, однако в модельной ситуации вводится единая эндогенная оценка состояния  $i$ -го нейрона  $q_i(t)$  (имеющая предопределённое оптимальное значение  $q_i^{opt}$ ), а также показатель величины внутренней энергии  $e(t)$  (отражающий возможности нейрона по генерации сигналов  $i$ -го  $x_i(t)$  и поддержанию гомеостаза собственной активно-

сти). Здесь эндогенная оценка состояния нейрона характеризует степень рассогласованности экспериментального нанопрофиля с эталонным при обучении и равна среднеквадратичному отклонению нанопрофилей, а внутренняя энергия – это экспериментальная величина, влияющая на точность нахождения весов сети.

Стремление нейрона к гомеостазу выражается в активности (направленной на устранение рассогласования  $q_i^{opt} - q_i(t)$ ), тем более выраженной, чем больше величина данного рассогласования. Активность нейрона требует энергетических затрат, поэтому может принимать разные формы в зависимости от количества имеющейся энергии  $e(t)$ .

В [3] сформулированы некоторые требования к модели нейрона, который имеет цель – поддерживать свое состояние, близкое к оптимальному. Однако каждый нейрон не может существовать изолированно, а функционирует в целостной нейронной сети. Таким образом, вводится понятие вектора воздействия на определенный нейрон со стороны остальной сети:

$$\vec{x}_i^{in}(t) = (x_1(t), \dots, x_{i-1}(t), x_{i+1}(t), \dots, x_n(t)).$$

Воздействие меняет эндогенную оценку нейрона на следующий временной шаг:

$$q_i(t) = q_i(t-1) - F(\vec{x}_i^{in}(t-1));$$

$$F(\vec{x}_i^{in}(t)) = \sum_{j=1, j \neq i}^N \omega_{ij} x_j(t-1),$$

где  $\omega_{ij}$  - весовой коэффициент нейрона.

Далее вводится понятие рассогласования  $i$ -го нейрона  $g_i(t)$ :

$$g_i(t) = q_i^{opt} - q_i(t).$$

Любое воздействие на нейрон со стороны других нейронов влечет к отклонению от его гомеостатического равновесия. Соответственно, все действия нейрона направлены на возвращение к этому равновесию. В этом

заключается принцип гомеостаза низкого уровня.

Действие нейрона зависит от степени его рассогласованности. Если нейрон находится далеко от точки гомеостатического равновесия, то он осуществляет действие, которое немедленно возвращает его к равновесию – генерации спайка. Если же он близок к равновесию, то включается другой механизм гомеостаза – медленное восстановление. На каждое действие нейрон тратит определенное количество энергии – в большей мере энергия тратится на спайк – в меньшей, на медленное восстановление [4].

Действие нейрона, которое он выбирает на основе текущего рассогласования, описывается следующим образом:

$$a_i(t) = \begin{cases} x_i(t) = F(\bar{x}_i^{in}(t-1)) = 1, & q_i(t) = q_i(t-1), \\ e_i(t) = e_i(t-1) - e_{spike}, & \\ \text{если } (|g_i(t)| > T_{spike}) \text{ и } e_i(t) > e_{spike}; & \\ \\ x_i(t) = 0, q_i(t) = q_i(t) + k_q g_i(t), & \\ e_i(t) = e_i(t-1) - k_e |g_i(t)|, & \text{иначе,} \end{cases}$$

где  $e_{spike}$  – расход энергии на генерацию спайка;  $T_{spike}$  – пороговое значение рассогласования эндогенной оценки, при котором генерируется спайк;  $k_q$  – коэффициент восстановления;  $k_e$  – коэффициент затрат энергии на восстановление.

Кроме этого, энергии нейрона может быть не достаточно на генерацию спайка, даже когда он необходим. Это означает выбор восстановления до того момента, пока энергия не пополнится. Таким образом, действие нейрона является функцией входного сигнала, эндогенной оценки состояния и запаса энергии (рисунок 1).

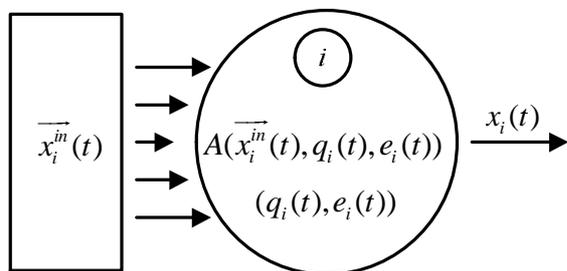


Рисунок 1 – Схематическое изображение гомеопатического нейрона

Нейронная сеть является частью организма, однако для его полного определения необходимо ввести несколько дополнительных понятий. Первое из них – это общий запас энергии  $E(t)$ , из которого восстанавливаются энергии всех нейронов сети. Если  $e(t) < e_{min}$  (оптимальный запас энергии нейрона), то:

$$e_i(t+1) = e_i(t) + \Delta_e.$$

Для определения понятия гомеостаза высшего уровня вводится понятие эндогенной оценки состояния всей сети:

$$Q(t) = Q(q_1(t), \dots, q_N(t)) = \sum_{i=1}^N q_i(t);$$

$$Q^{opt} = Q(q_1^{opt}, \dots, q_N^{opt}),$$

где  $Q^{opt}$  – оптимальное состояние сети.

Гомеостаз высшего уровня вступает в действие в двух случаях:

- после установления стабильности (в случае если в сети наблюдается циклический процесс, но состояние не достигает оптимального значения);
- при «возникновении потребности» (в случае большого рассогласования эндогенной оценки состояния сети).

В этом случае происходит изменение параметров  $q_i^{opt}$  случайным образом, при этом величина изменения каждого значения пропорциональна как рассогласованию эндогенной оценки состояния сети, так и рассогласованию эндогенной оценки конкретного нейрона. Таким образом, при невозможности системы достичь оптимального состояния и при угрозе жизни всей сети, включается механизм гомеостаза высшего уровня [5]. Схематично такая модель системы взаимодействующих нейронов показана на рисунке 2.

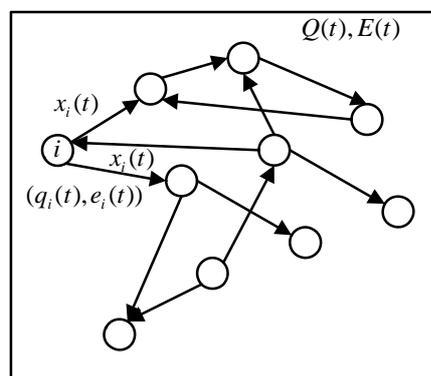


Рисунок 2 – Модель системы взаимодействующих нейронов

## МЕТОДИКА ОБУЧЕНИЯ НЕЙРОННОЙ СЕТИ С ПРИМЕНЕНИЕМ ДИНАМИЧЕСКОЙ СИСТЕМЫ ГОМЕОСТАТИЧЕСКИХ НЕЙРОНОВ В ЗАДАЧЕ РАСПОЗНАВАНИЯ СТМ-ИЗОБРАЖЕНИЙ

Статистика приближения результата к эталонному значению при распознавании показана на рисунке 3, где приведены сравнительные графики распознавания профиля

наночастицы на каждом этапе обучения с помощью генетического и гомеопатических алгоритмов.

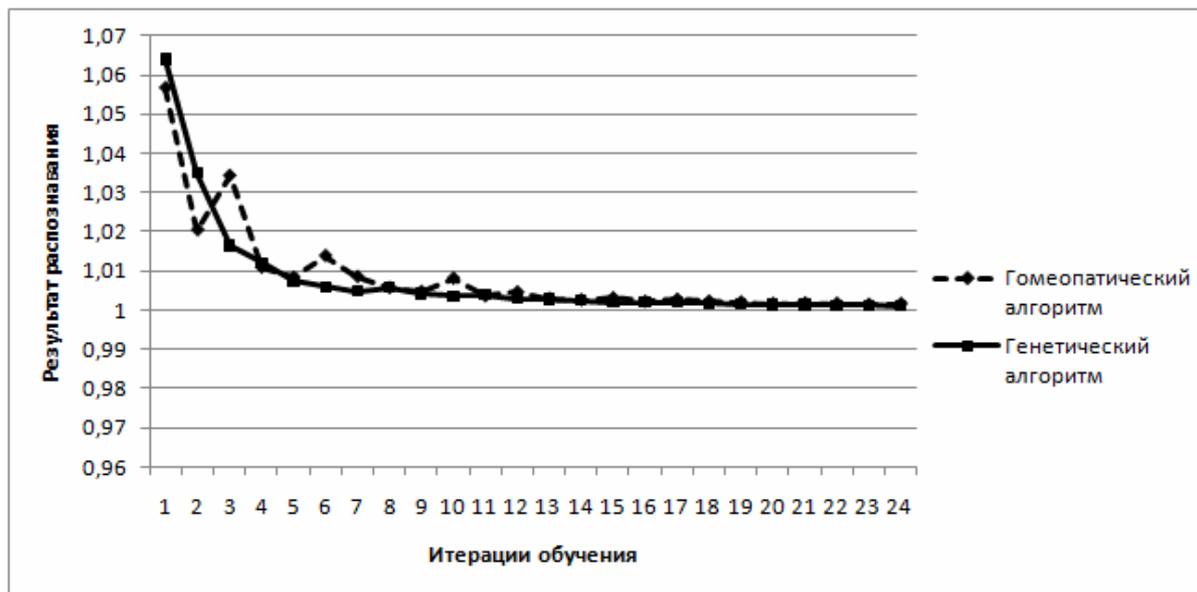


Рисунок 3 – Статистика приближения результата к эталонному значению при распознавании

Таким образом, при подаче на вход сети профиля наночастицы происходит рассогласование нейронов с профилем обучающей выборки. Включается восстановление системы нейронов, за каждую итерацию происходит уменьшение, как общего запаса энергии нейронов, так и энергии каждого нейрона в отдельности. При исчерпании энергии формируется коррекция весов сети, которые принимают значения, пропорциональные затраченной узлом сети энергии. Затем происходит пополнение энергии. Процесс повторяется до достижения системой оптимального состояния, т.е. эталонного профиля наночастицы.

Эксперименты показали, что скорость обучения генетического алгоритма выше гомеопатического (рисунок 3), однако точность найденных весовых коэффициентов выше при обучении гомеопатическим алгоритмом. Определены скорость и точность распознавания профилей ультрадисперсных частиц кластерных материалов (которая выше соответствующей при обучении с помощью гене-

тического алгоритма на ~15%). Показано, что увеличение внутренней энергии нейрона на итерации обучения ведет к увеличению скорости обучения и повышению точности найденных весовых коэффициентов.

### СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Анохин П.К. Узловые вопросы теории функциональной системы. - М.: Наука, 1980. - 197 с.
2. А.С. Суворов, А.В. Тюриков, Ю.К. Шелковников. Использование генетического алгоритма для обучения нейронной сети // Сборник научных трудов МНК.- Барнаул.- 2010.
3. Marder E., Prinz A.A. Modeling stability in neuron and network function: the role of activity in homeostasis // Bioessays.- V. 24.- 2000.- p. 1145-1154.
4. M. Cabanac. Experimental Analysis of Behavior // Journal of Theoretical Biology.- 1992.- p. 173-200.
5. М. Комаров, Д. Каневский, С. Куливец. Самоорганизации в системе гомеостатических нейронов // Сборник трудов МНК "В будущее наук о мозге и интеллекте", МИФИ.- М. - 2009., с. 102-109.