



Международный журнал информационных технологий и энергоэффективности

Сайт журнала:

<http://www.openaccessscience.ru/index.php/ijcse/>



УДК 004.89

## ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНОЕ УПРАВЛЕНИЕ ВЫРАБОТКОЙ ЭЛЕКТРОЭНЕРГИИ НА ОСНОВЕ ИСКУССТВЕННОГО АЛГОРИТМА ОБУЧЕНИЯ С ПОДКРЕПЛЕНИЕМ ЭМОЦИЙ

**Вэнь С.**

*Национальный исследовательский университет ИТМО, Санкт-Петербург, Россия (197101, г. Санкт-Петербург, Кронверкский пр., 49); e-mail: xuecheng\_wen@zohomail.com*

Чтобы улучшить эффективность управления обучением с подкреплением для управления умным поколением, предлагается искусственное обучение с эмоциональным подкреплением. Искусственная эмоция искусственной психологии применяется к этому подходу с тремя стратегиями, т. Е. Выбор действия, обновление матрицы Q-значений и обновление функции вознаграждения; поскольку для искусственной эмоции предназначены три количественные функции, в этой статье разработаны девять стратегий искусственного эмоционального обучения Q и девять стратегий искусственного эмоционального обучения Q ( $\lambda$ ).

Ключевые слова: диспетчеризация и управление экономической генерацией в режиме реального времени; глубокое адаптивное динамическое программирование; обучение с искусственным эмоциональным подкреплением; параллельные системы; интеллектуальное управление генерацией.

## INTELLIGENT CONTROL OF ELECTRICITY GENERATION BASED ON ARTIFICIAL LEARNING ALGORITHM WITH EMOTIONAL REINFORCEMENT

**Wen Xu.**

*ITMO National Research University, St. Petersburg, Russia (197101, St. Petersburg, Kronverksky pr., 49) e-mail: xuecheng\_wen@zohomail.com*

In order to improve the performance of reinforcement learning management for smart generation management, artificial emotional reinforcement learning is proposed. Artificial emotion of artificial psychology is applied to this approach with three strategies, i.e., action selection, Q-value matrix update, and reward function update; since there are three quantitative functions for artificial emotion, nine artificial emotional learning strategies Q and nine artificial emotional learning strategies Q ( $\lambda$ ) are developed in this article.

Keywords: real-time economic generation dispatch and control; deep adaptive dynamic programming; artificial emotional reinforcement learning; parallel systems; smart generation control.

### Введение

Искусственная психология — еще одна ветвь искусственного интеллекта помимо машинного обучения. Есть много ученых, которые изучают искусственные эмоции в искусственной психологии, но мало алгоритмов глубокого слияния искусственных эмоций и обучения с подкреплением. Поэтому в этой главе сначала анализируется механизм обучения с подкреплением и анализируются его ключевые звенья, затем анализируется количественная

оценка искусственных эмоций и, наконец, разрабатывается алгоритм обучения с подкреплением, основанный на искусственных эмоциях, то есть алгоритм обучения искусственных эмоций Q (artificialemotional Q-обучение, EQL) Или алгоритм обучения с искусственным эмоциональным подкреплением (искусственное обучение с эмоциональным подкреплением, ERL)[1]–[3].

## 1.1. Алгоритмы обучения с подкреплением

### 1.1.1. Q обучение

Алгоритмы серии обучения с подкреплением обычно представлены алгоритмом Q-обучения, а другие алгоритмы улучшены на основе Q обучения[1], [2], [4], [5].

В области мультиагентных систем в более обобщенной ситуации: контроллер, основанный на определенном алгоритме управления, может рассматриваться как агент (Агент), также известный как «агент»; управляемый объект может быть обобщен для «среды». ". Алгоритм Q-обучения как «внешнее управление» представляет собой алгоритм управления, не зависящий от модели и относящийся к марковскому процессу принятия решений (Марковский процесс принятия решений, MDP), обеспечивающий динамическое оптимальное управление за счет непрерывно обновляемых стратегий.

Суть алгоритма Q-обучения заключается в том, что агент взаимодействует с окружающей средой и итеративно обновляет стратегию вывода агента в процессе непрерывного взаимодействия. Во-первых, для агента, основанного на алгоритме Q-обучения, состояние  $s$  и значение вознаграждения  $r$  получают из среды, как показано на Рисунок 1. Затем выберите матрицу значений  $Q$  в состоянии  $s$  для обновления и обновите соответствующую матрицу значений вероятности  $P$ . Наконец, действие  $a$  выбирается в соответствии с матрицей вероятности для выхода. Методы обновления матрицы  $Q$  и матрицы  $P$  в алгоритме обучения  $Q$  соответственно

$$Q(s, a) \leftarrow Q(s, a) + \alpha(R(s, s', a) + \gamma \max_{a \in A} Q(s', a) - Q(s, a)) \quad (2 - 1)$$

$$P(s, a) \leftarrow \begin{cases} P(s, a) - \beta(1 - P(s, a)), & \text{if } a' = a \\ P(s, a)(1 - \beta), & \text{if } a' \neq a \end{cases} \quad (2 - 2)$$

Где,  $s$  и  $s'$  текущее состояние и состояние среды в следующий момент соответственно,  $\alpha$ - скорость обучения агента,  $\beta$ - коэффициент распределения вероятностей, а начальное значение каждого элемента в матрице вероятностей  $P(s, a)$  инициализируется как  $1/|A|$ ,  $|A|$ — количество действий в наборе действий  $A$ , а диапазон матрицы вероятностей  $P(s, a) \in [0,1]$ ,  $\gamma$ - коэффициент дисконтирования алгоритма Q -обучения,  $R(s, s', a)$  - немедленное значение вознаграждения за переход в состояние  $s$  при данном действии  $a$  в состоянии  $s'$ .

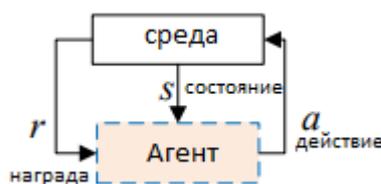


Рисунок 1 – Структура обучения Q

Именно благодаря такому итеративному обновлению матрица значений  $Q$  постоянно усиливается, а историческое значение  $Q$  накапливается за счет фактора дисконтирования и скорости обучения, что называется обучением с подкреплением. В широком смысле значения или матрицы, которые постоянно обновляются и дополняются для записи состояния системы или косвенного состояния, можно назвать расширенными значениями или матрицами, а стратегии управления, основанные на них, можно назвать обучением с подкреплением. алгоритмы.

Функция ценности вознаграждения зависит от цели управления. Функция вознаграждения агента, основанная на алгоритме обучения  $Q$  в интеллектуальном управлении производством электроэнергии, может быть разработана как

$$R(s, s', a) = \begin{cases} 10, & \text{if } k_{CPS1} \geq 200 \\ -e_{ACE}^2 - 100\Delta f^2, & \text{if } k_{CPS1} < 200 \end{cases} \quad (2 - 3)$$

Где,  $k_{CPS1}$ ,  $\Delta f$ ,  $e_{ACE}$  представляют собой, соответственно, значение индекса эффективности управления определенной областью в среде энергосистемы, ошибку управления областью и отклонение частоты активной мощности.

### 1.1.2. Алгоритм обучения $Q(\lambda)$

Учитывая, что энергосистема представляет собой систему с большой задержкой, состояние системы может быть записано больше, а «трасса квалификации» может использоваться для накопления большего количества и более быстрого обновления состояния системы. В отличие от алгоритма обучения  $Q$  алгоритм обучения  $Q(\lambda)$  имеет на один параметр  $\lambda$  больше и матрицу следа квалификации  $e(s, a)$ , чем алгоритм обучения  $Q$ [6]–[9].

Матрица трассировки квалификации алгоритма обучения  $Q(\lambda)$  обновляется следующим образом

$$e(s, a) \leftarrow \begin{cases} \gamma\lambda e(s, a) + 1, & \text{if } s' = s \\ \gamma\lambda e(s, a), & \text{if } s' \neq s \end{cases} \quad (2 - 4)$$

Где,  $\lambda$ — фактор трассировки квалификации для алгоритма обучения  $Q(\lambda)$ . А вводя временную переменную  $\rho$ , его можно вычислить как

$$\rho = R(s, s', a) + \gamma Q(s', a) - Q(s, a) \quad (2 - 5)$$

Матрица значений  $Q$  алгоритма обучения  $Q(\lambda)$  может быть обновлена как

$$Q(s, a) \leftarrow Q(s, a) + \alpha \rho e(s, a) \quad (2 - 6)$$

Начальное значение матрицы трассировки приемлемости  $e(s, a)$  установлено равным 0. Введение квалификационных следов может лучше учитывать влияние исторического состояния на окружающую среду в алгоритме обучения с подкреплением.

## 1.2. Искусственные эмоции

### 1.2.1. Классификация искусственной психологии

$Q$  обучение — это тип машинного обучения, а алгоритмы машинного обучения — это ветвь искусственного интеллекта. Однако другой более крупной ветвью искусственного интеллекта является искусственная психология, и искусственная психология в основном включает четыре аспекта: искусственные эмоции, искусственное сознание, искусственное познание и искусственные эмоции[10]–[12].



Где,  $a_\eta$  и  $b_\eta$  — первичные факторы квантователя искусственных эмоций;  $c_\eta, d_\eta, e_\eta$  — квадратичный коэффициент квантователя искусственных эмоций;  $g_\eta, h_\eta, k_\eta$  является экспоненциальным фактором квантователя искусственных настроений.

### 1.3. Интеллектуальный контроллер выработки электроэнергии с алгоритмом обучения искусственной эмоции $Q(\lambda)$

Алгоритм обучения  $Q(\lambda)$  является усовершенствованным алгоритмом, основанным на алгоритме обучения  $Q$ , то есть алгоритме, который вводит параметр  $\lambda$  и матрицу трассировки квалификации на основе исходного алгоритма обучения  $Q$ . Алгоритм обучения искусственной эмоции  $Q(\lambda)$  вводит искусственную эмоцию на основе исходного алгоритма обучения  $Q(\lambda)$  и рассматривает алгоритм, существующий в эмоциональной части агента.

В сочетании с задачей автоматического управления выработкой электроэнергии объединенной сети этапы формирования автоматического контроллера выработки электроэнергии на основе алгоритма обучения с искусственным подкреплением эмоций показаны на Рисунке 3. Рекомендуемые значения и рекомендуемые диапазоны значений (полученные в результате большого количества симуляций) параметров алгоритмов обучения  $Q$ -обучения искусственной эмоции и алгоритма обучения  $Q(\lambda)$  искусственной эмоции показаны в Таблице 1.

Таблица 1 – Рекомендуемые параметры искусственного эмоционального обучения  $Q$

Параметр	Рекомендуемое значение	Рекомендуемый диапазон значений
$\omega_i$	0.8,0.2	[0.1,0.9], [0.1,0.9]
$\delta$	0.4	(0.4-1]
$a$	0.9	[0.05,0.98]
$\beta$	0.5	(0,1)
$\gamma$	0.3	(0,1)
$\lambda$	0.9	(0.85,0.95)
$\eta$	0.1	(0,1)
$a_\eta, b_\eta$	0.5,0.4	(0.1,1), (0.1,1)
$c_\eta, d_\eta, e_\eta$	0.01,0.01,0.01	(0,0.2), (0,0.2), (0,0.2)
$g_\eta, h_\eta, k_\eta$	0.4,-0.01,0.1	(0,1), (-1,0), (0,1)

Существует три способа количественной оценки эмоций и три способа воздействия на части логического тела, что приводит к 9 различным стратегиям контроля для улучшения обучения с подкреплением. Только при совместном действии эмоционального тела и логического тела в разумном теле команды управления выработкой энергии выводятся во взаимосвязанную решетчатую среду, что аналогично роли левого и правого полушарий человеческого мозга.

### 1.4. Анализ стабильности

Диапазон движения, выдаваемый алгоритмом  $Q$ -обучения с искусственными эмоциями, по-прежнему является диапазоном движения для обучения с подкреплением, только значение

движения является более точным или точным. Таким образом, только стабильность самого алгоритма обучения с подкреплением может быть проанализирована для завершения анализ устойчивости алгоритма Q-обучения искусственных эмоций.

Чтобы лучше проанализировать его устойчивость, каждый символ можно переписать так, чтобы стратегия обучения с подкреплением могла быть описана как

$$Q_{n+1}(i, a) \leftarrow Q_n(i, a) + \alpha(n)[\beta \min(Ps_{n+1}(i, a), b) + c(i, a) - Q_n(i, a)] \quad (2 - 11)$$

$$h_{ia}(Q) = \beta \sum_j p(i, j, a) \min(j, b) + c(i, a) - Q(i, a), i \in S, a \in A \quad (2 - 12)$$

Определяем  $F(Q) = [F_{ia}(Q)]_{i,a}$

$$F_{ia}(Q) = \beta \sum_j p(i, j, a) \min_b Q_n(j, b) + c(i, a) \quad (2 - 13)$$

Следовательно, обыкновенное дифференциальное уравнение (ОДУ) функции  $h(Q) = F(Q) - Q$  описывается как

$$\dot{Q} = F(Q) - Q := h(Q) \quad (2 - 14)$$

Таким образом, отображение  $F: R^{\{ \times(r+1) \}} \rightarrow R^{\mathbb{R} \times (r+1)}$  стягивается к бесконечной норме  $|\cdot|_{\infty}$ . Следовательно, его единственной крупномасштабной асимптотически устойчивой точкой равновесия является особое решение. И  $h_{\infty}(Q) = F_{\infty}(Q) - Q$ , Следовательно, алгоритм стабилен.

## 2. Пример моделирования

Если взять в качестве примера стандартную модель управления частотой нагрузки для двух регионов IEEE, эталонная мощность системы составляет 5000 МВт. В симуляции Simulink, созданной с помощью программного обеспечения MATLAB, каждый контроллер алгоритма обучения использует индекс CPS1 и значение ACE в реальном времени в качестве состояния, то есть вход (входную переменную) контроллера. Выходом контроллера является команда мощности генератора, а дискретными наборами действий в алгоритме управления являются все наборы регулирования мощности:  $A = \{-500, -40, -30, -20, -10, 0, 10, 20, 30, 40, 500\}$ , единица измерения МВт.

Шаг обучения обычно принимается за период управления интеллектуальной системой управления производством электроэнергии, и в этом стандартном примере используется 4 с (размер шага всех алгоритмов установлен равным 4 с в Simulink, особенно ПИД-регулятор разработан как дискретный ПИД, управление каждые 4 с один раз). Время моделирования, установленное в моделировании, составляет 12000 с.

Каждый алгоритм моделируется 10 раз, и подсчитывается фактическое время моделирования. Фактическое время моделирования каждого алгоритма составляет от 0,00006 с до 0,01957 с, что полностью соответствует фактическому времени выполнения команды управления 4 с. Блок-схема имитационной модели показана на рисунке 3-1, а также переменные состояния системы показаны на рисунке. Соответствующие параметры модели системы:

$$\begin{aligned} T_g &= 0.08(\sim s), T_t = 0.3(\sim s), T_p = 20(\sim s) \\ T_{12} &= 0.545(\sim s), \alpha_{12} = 1 \\ R &= 2.4(\sim \text{Hz/ p.u.}), K_p = 120(\sim \text{Hz/ p.u.}) \end{aligned}$$

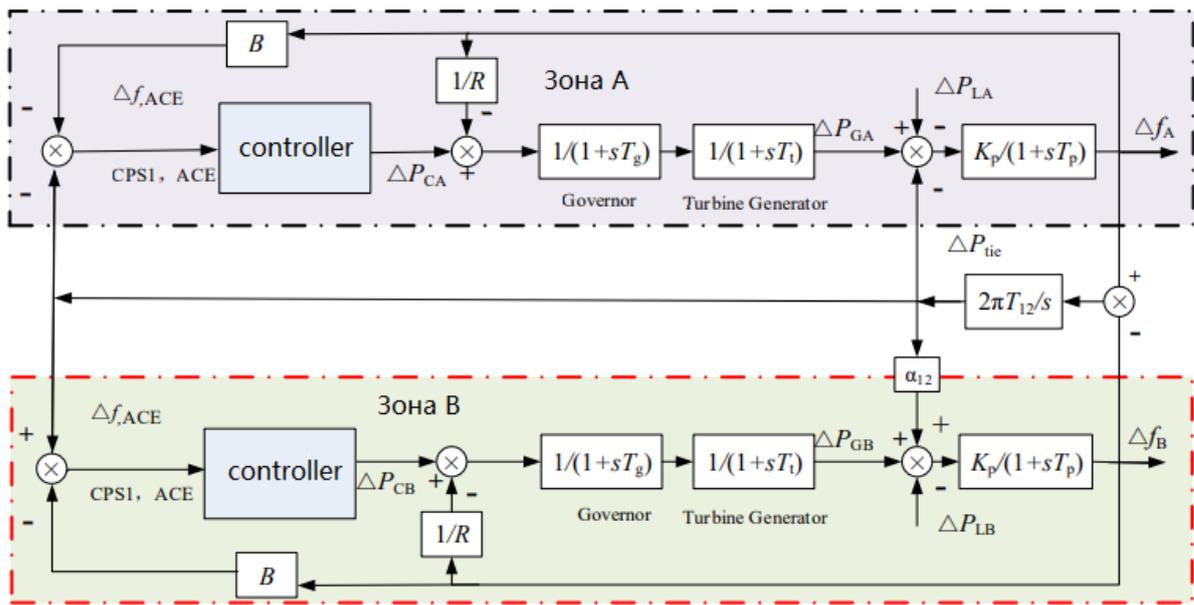


Рисунок 3 – Модель управления частотой нагрузки двухзонной энергосистемы IEEE

В области А введите синусоидальное возмущение с периодом 1200 с и амплитудой 1000 МВт и случайное возмущение с амплитудой 1000 МВт. Формы сигналов показаны на Рисунке 4.

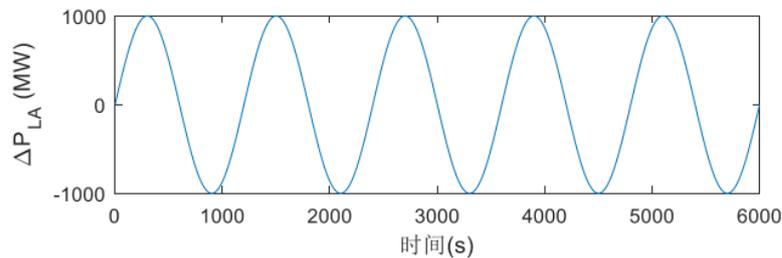


Рисунок 4а – Форма волны синусоидального возмущения

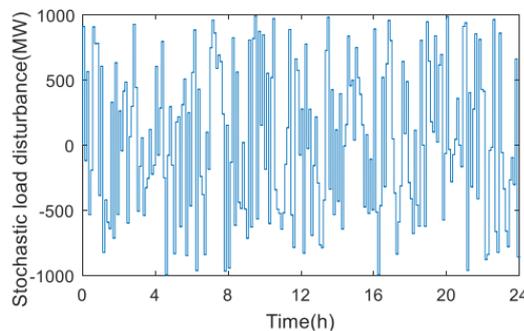


Рисунок 4б – Случайный сигнал возмущения

Обе области А и В используют алгоритм PID, Q-обучение, искусственную эмоцию Q-обучение (квадратичная функция воздействует на выходное действие, ERL-I), искусственную эмоцию Q-обучение (квадратичная функция воздействует на скорость обучения, ERL-II), Q-обучение искусственных эмоций (квадратичная функция, действующая на функцию

вознаграждения, ERL-III), Q-обучение искусственных эмоций (экспоненциальная функция, действующая на выходное действие, ERL-IV), Q-обучение искусственных эмоций (экспоненциальная функция, действующая на скорость обучения, ERL -V ), Q-обучение искусственных эмоций (экспоненциальная функция действует на функцию вознаграждения, ERL-VI), Q-обучение искусственных эмоций (линейная функция действует на выходное действие, ERL-VII), Q-обучение искусственных эмоций (линейная функция действует на скорость обучения, ERL-VIII), обучение искусственной эмоции Q (линейная функция действует на функцию вознаграждения, ERL-IX), R( $\lambda$ ), Sarsa и Sarsa( $\lambda$ ) с 14 алгоритмами численного моделирования и 10-минутным средним показателем оценки СУЗ1, полученных после имитационного моделирования, ACE Результаты 10-минутного среднего значения, девиации частоты и выходной мощности при синусоидальной помехе представлены на Рисунке 5.

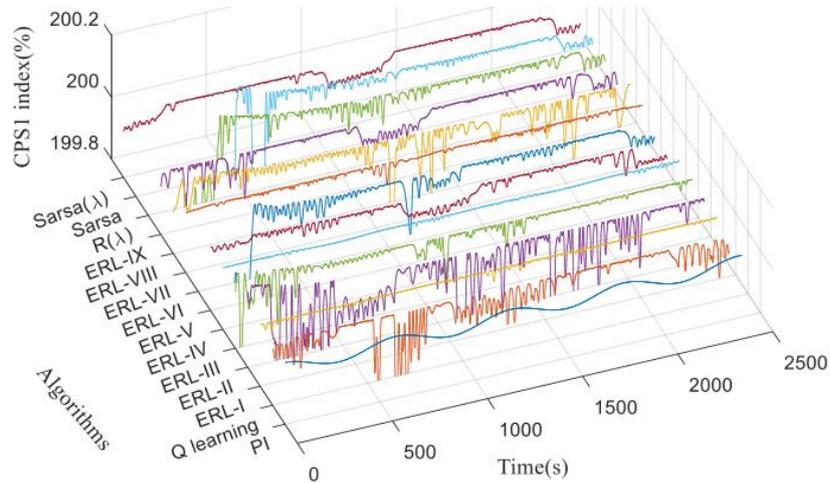


Рисунок 5а – Индекс оценки CPS1, среднее значение за 10 минут

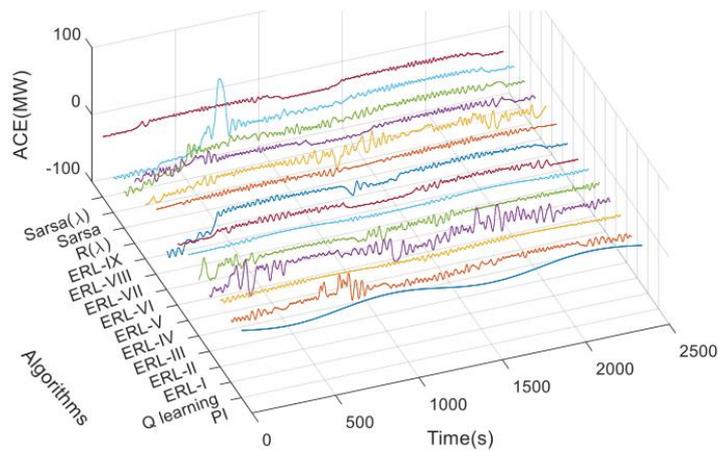


Рисунок 5б – ACE 10-минутное среднее

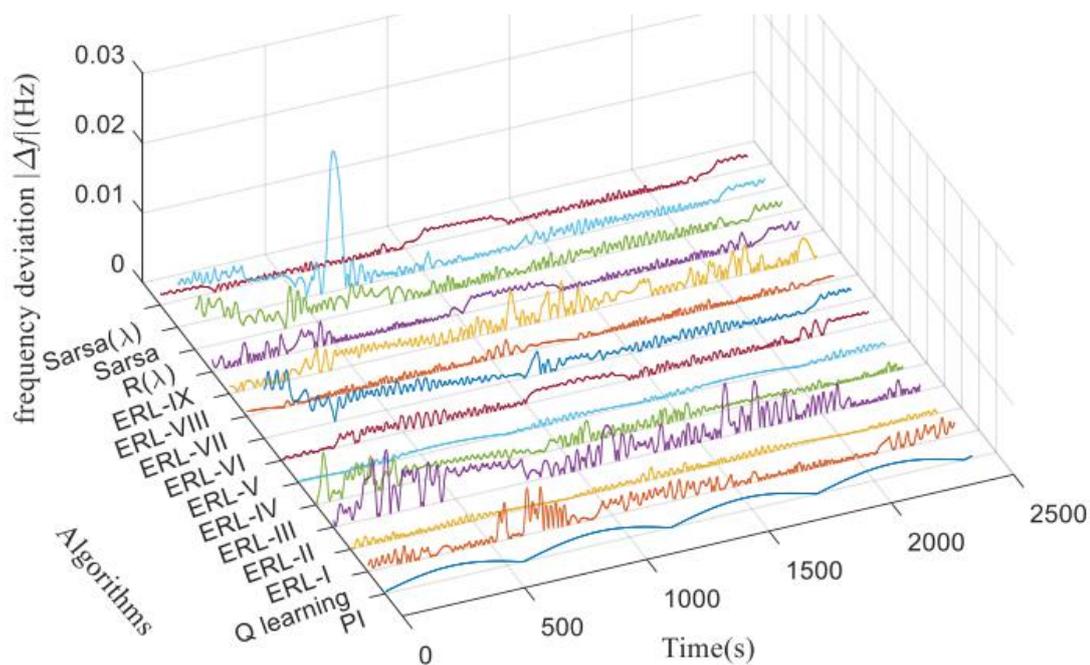


Рисунок 5в – Девиация частоты

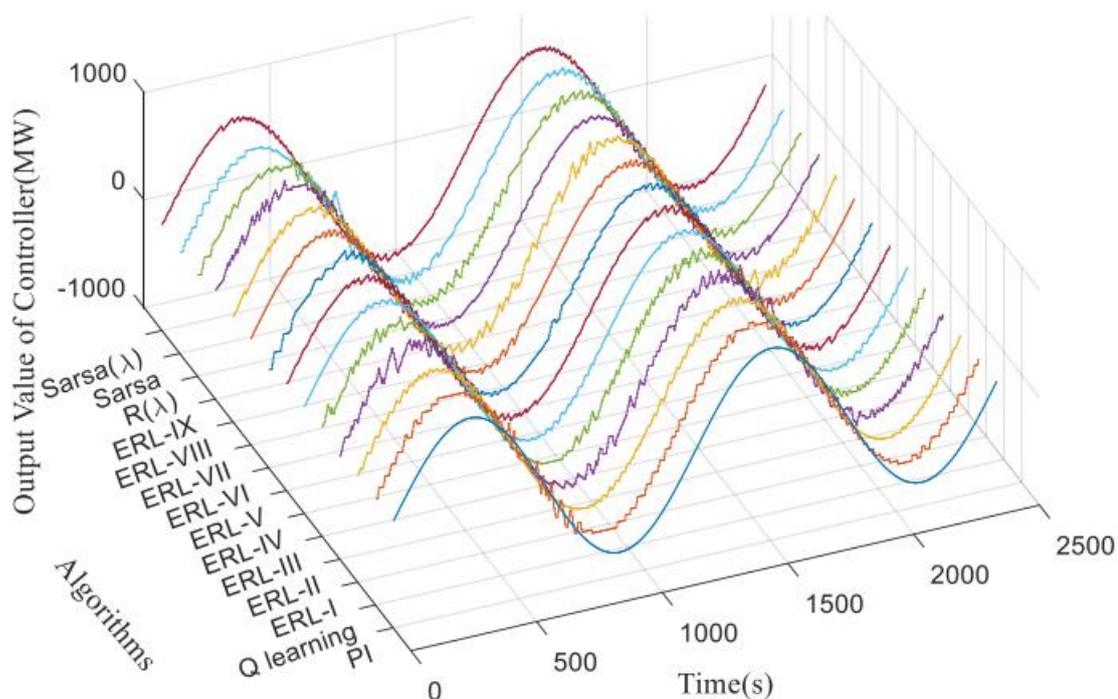


Рисунок 5г – Выходная мощность

Рисунок 5 – Результаты, полученные искусственным эмоциональным обучением добротности двухзонной энергосистемы

Из Рисунка 5 видно, что контрольный эффект Q-обучения с искусственными эмоциями лучше, чем у Q-обучения. Из рисунка 3-2 видно, что алгоритм обучения искусственным эмоциям, воздействующий на выходное действие, более плавный, чем выход исходного алгоритма, алгоритм обучения искусственных эмоций, воздействующий на скорость обучения, быстрее, чем исходный алгоритм, а обучение искусственным эмоциям Алгоритм, воздействующий на функцию вознаграждения. Он требует большего эмпирического контроля, чем исходный алгоритм. В других расчетах обучения эффекты алгоритмов Sarsa( $\lambda$ ) и R( $\lambda$ ) близки, и оба сильнее, чем эффект алгоритма Sarsa. Эффекты этих алгоритмов лучше, чем у алгоритма ПИД-регулирования.

### **Вывод**

Во-первых, в статье изложены основные части алгоритмов Q-обучения и Q( $\lambda$ )-обучения в обучении с подкреплением, а также перечислены области, в которых обучение с подкреплением можно улучшить. Затем анализируется классификация искусственных эмоций и разрабатывается квантизатор искусственных эмоций. В-третьих, разработаны алгоритм обучения искусственной эмоции Q и алгоритм обучения искусственной эмоции Q( $\lambda$ ), приведены этапы расчета и таблица параметров инициализации на основе алгоритма обучения искусственной эмоции Q, а также стабильность алгоритма обучения искусственной эмоции Q. кратко анализируется. Наконец, проверка моделирования была проведена в двухзонной модели.

### **Список литературы**

1. Jiang Qirong, Min Yong, Han Yingduo. Coordinated Control of Excitation Adjustment, Fast Valve Control and Resistance Detent Based on Artificial Neural Network[J]. Journal of Tsinghua University, 1997, 37(7): pp. 67-70.
2. Ge You, Li Chunwen, Sun Zhengshun. Inverse system method in power system integrated control Application in the system [J]. Chinese Journal of Electrical Engineering, 2001, 21 (4): pp. 6-10.
3. Y Wang, D J Hill, R H Middleton. Transient stability enhancement and voltage regulation of power system[J]. IEEE Trans on Power System, 1993, 8 (2), pp. 620-627.
4. Yin Jianhua, Jiang Daozhao. Effect of TCSC nonlinear control on power system stability[J]. Chinese Journal of Electrotechnical Society, 1999, 14(3): pp. 70-74.
5. Zhou X X, Liang J. Nonlinear adaptive control of TCSC to improve the performance of power systems[J]. IEE Proceeding : Generation, Transmission, Distribution, 1999, 146 (3) : pp. 310-315.
6. Bergen AR. Power systems analysis. NJ: Prentice-Hall; 1986.
7. Anderson PM, Fouad AA. Power system control and stability. Iowa: Iowa State University Press; 1977.
8. K H Yasir, DU Dongyun, TANG Yun. Association of SIB points with the non-degenerate equilibria of the extended DAE system[J]. Tsinghua Science and Technology, 2003, 18 (5) : pp. 568-572.

9. K L Praprost, K A Loparo. A stability theory for constrained dynamic systems with applications to electric power systems [J].IEEE Transactions on Automatic Control.1996,41 ( 11) : pp. 1605-1617.
10. Zhu Chunlei, Zhou Rujing and Wang Youyi.A new decentralized nonlinear voltage controller for mulimachine power systems [J].IEEE Trans : on Power Systems, 1998, 13 (1) : pp. 211-216.
11. A M Harb, M A Zohdy.Chaos and bifurcation control using nonlinear recursive controller[J].Modeling and Control, 2002, 7 (2) : pp. 37-43.
12. Cela A , Hamam Y, Nielsen J R , et al.Nonlinear approach to the control of multimachine power systems[J].Nonlinear Analysis, Theory, Methods & Applications,1997, 30 (7) : pp. 4301-4308.
13. Liu Wei, Tian Shubao and Yu Yixin, et al.A generator excitation controller based on the hybrid control scheme with feedback linearization and variable structure[J].Journal of Tian University, 1998, 31 (5) : pp.611-615.
14. Jiang Qirong, Min Yong, Han Yingduo. Coordinated Control of Excitation Adjustment, Fast Valve Control and Resistance Detent Based on Artificial Neural Network[J]. Journal of Tsinghua University, 1997, 37(7):pp. 67-70.
15. Ge You, Li Chunwen, Sun Zhengshun. Inverse system method in power system integrated control Application in the system [J]. Chinese Journal of Electrical Engineering, 2001, 21 (4): pp. 6-10.
16. Y Wang, D J Hill, R H Middleton.Transient stability enhancement and voltage regulation of power system[J].IEEE Trans on Power System,1993, 8 (2) : pp.620-627.
17. Yin Jianhua, Jiang Daozhao. Effect of TCSC nonlinear control on power system stability[J]. Chinese Journal of Electrotechnical Society, 1999, 14(3): pp. 70-74.
18. Zhou X X, Liang J.Nonlinear adaptive control of TCSC to improve the performance of power systems[J].IEE Proceeding : Generation, Transmission, Distribution,1999, 146 (3) : pp. 310-315.
19. Bergan AR. Power systems analysis. NJ: Prentice-Hall; 1986”.
20. Anderson PM, Fouad AA. Power system control and stability. Iowa: Iowa State University Press; 1977.
21. K H Yasir, DU Dongyun, TANG Yun.Association of SIB points with the non-degenerate equilibria of the extended DAE system[J].Tsinghua Science and Technology,2003, 18 (5) : pp. 568-572.
22. K L Praprost, K A Loparo. A stability theory for constrained dynamic systems with applications to electric power systems [J].IEEE Transactions on Automatic Control.1996,41 ( 11) : pp. 1605-1617.
23. Zhu Chunlei, Zhou Rujing and Wang Youyi.A new decentralized nonlinear voltage controller for mulimachine power systems [J].IEEE Trans : on Power Systems, 1998, 13 (1) : pp.211-216.

24. A M Harb, M A Zohdy. Chaos and bifurcation control using nonlinear recursive controller[J]. Modeling and Control, 2002, 7 (2) : pp.37-43.
25. Cela A , Hamam Y, Nielsen J R , et al. Nonlinear approach to the control of multimachine power systems[J]. Nonlinear Analysis, Theory, Methods & Applications, 1997, 30 (7) : pp. 4301-4308.
26. Liu Wei, Tian Shubao and Yu Yixin, et al. A generator excitation controller based on the hybrid control scheme with feedback linearization and variable structure[J]. Journal of Tian University, 1998, 31 (5) : pp. 611-615.

## References

1. Jiang Qirong, Min Yong, Han Yingduo. Coordinated Control of Excitation Adjustment, Fast Valve Control and Resistance Detent Based on Artificial Neural Network[J]. Journal of Tsinghua University, 1997, 37(7): pp. 67-70.
2. Ge You, Li Chunwen, Sun Zhengshun. Inverse system method in power system integrated control Application in the system [J]. Chinese Journal of Electrical Engineering, 2001, 21 (4): pp. 6-10.
3. Y Wang, D J Hill, R H Middleton. Transient stability enhancement and voltage regulation of power system[J]. IEEE Trans on Power System, 1993, 8 (2), pp. 620-627.
4. Yin Jianhua, Jiang Daozhao. Effect of TCSC nonlinear control on power system stability[J]. Chinese Journal of Electrotechnical Society, 1999, 14(3): pp. 70-74.
5. Zhou X X, Liang J. Nonlinear adaptive control of TCSC to improve the performance of power systems[J]. IEE Proceeding : Generation, Transmission, Distribution, 1999, 146 (3) : pp. 310-315.
6. Bergen AR. Power systems analysis. NJ: Prentice-Hall; 1986.
7. Anderson PM, Fouad AA. Power system control and stability. Iowa: Iowa State University Press; 1977.
8. K H Yasir, DU Dongyun, TANG Yun. Association of SIB points with the non-degenerate equilibria of the extended DAE system[J]. Tsinghua Science and Technology, 2003, 18 (5) : pp. 568-572.
9. K L Praprost, K A Loparo. A stability theory for constrained dynamic systems with applications to electric power systems [J]. IEEE Transactions on Automatic Control. 1996, 41 (11) : pp. 1605-1617.
10. Zhu Chunlei, Zhou Rujing and Wang Youyi. A new decentralized nonlinear voltage controller for mulimachine power systems [J]. IEEE Trans : on Power Systems, 1998, 13 (1) : pp. 211-216.
11. A M Harb, M A Zohdy. Chaos and bifurcation control using nonlinear recursive controller[J]. Modeling and Control, 2002, 7 (2) : pp. 37-43.
12. Cela A , Hamam Y, Nielsen J R , et al. Nonlinear approach to the control of multimachine power systems[J]. Nonlinear Analysis, Theory, Methods & Applications, 1997, 30 (7) : pp. 4301-4308.

13. Liu Wei, Tian Shubao and Yu Yixin, et al. A generator excitation controller based on the hybrid control scheme with feedback linearization and variable structure[J]. Journal of Tian University, 1998, 31 (5) : pp.611-615.
  14. Jiang Qirong, Min Yong, Han Yingduo. Coordinated Control of Excitation Adjustment, Fast Valve Control and Resistance Detent Based on Artificial Neural Network[J]. Journal of Tsinghua University, 1997, 37(7):pp. 67-70.
  15. Ge You, Li Chunwen, Sun Zhengshun. Inverse system method in power system integrated control Application in the system [J]. Chinese Journal of Electrical Engineering, 2001, 21 (4): pp. 6-10.
  16. Y Wang, D J Hill, R H Middleton. Transient stability enhancement and voltage regulation of power system[J]. IEEE Trans on Power System, 1993, 8 (2) : pp.620-627.
  17. Yin Jianhua, Jiang Daozhao. Effect of TCSC nonlinear control on power system stability[J]. Chinese Journal of Electrotechnical Society, 1999, 14(3): pp. 70-74.
  18. Zhou X X, Liang J. Nonlinear adaptive control of TCSC to improve the performance of power systems[J]. IEE Proceeding : Generation, Transmission, Distribution, 1999, 146 (3) : pp. 310-315.
  19. Bergen AR. Power systems analysis. NJ: Prentice-Hall; 1986”.
  20. Anderson PM, Fouad AA. Power system control and stability. Iowa: Iowa State University Press; 1977.
  21. K H Yasir, DU Dongyun, TANG Yun. Association of SIB points with the non-degenerate equilibria of the extended DAE system[J]. Tsinghua Science and Technology, 2003, 18 (5) : pp. 568-572.
  22. K L Praprost, K A Loparo. A stability theory for constrained dynamic systems with applications to electric power systems [J]. IEEE Transactions on Automatic Control. 1996, 41 (11) : pp. 1605-1617.
  23. Zhu Chunlei, Zhou Rujing and Wang Youyi. A new decentralized nonlinear voltage controller for multimachine power systems [J]. IEEE Trans : on Power Systems, 1998, 13 (1) : pp.211-216.
  24. A M Harb, M A Zohdy. Chaos and bifurcation control using nonlinear recursive controller[J]. Modeling and Control, 2002, 7 (2) : pp.37-43.
  25. Cela A, Hamam Y, Nielsen J R, et al. Nonlinear approach to the control of multimachine power systems[J]. Nonlinear Analysis, Theory, Methods & Applications, 1997, 30 (7) : pp. 4301-4308.
  26. Liu Wei, Tian Shubao and Yu Yixin, et al. A generator excitation controller based on the hybrid control scheme with feedback linearization and variable structure[J]. Journal of Tian University, 1998, 31 (5) : pp. 611-615.
-