

ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНОЕ НЕЙРОУПРАВЛЕНИЕ С НЕПРЕРЫВНЫМ ОБУЧЕНИЕМ

В.Ю. Осипов

Санкт-Петербургский федеральный исследовательский центр РАН
Россия, 199178, Санкт-Петербург, 14 линия, 39
E-mail: osipov_vasily@mail.ru

Ключевые слова: интеллектуальное управление, нейронные сети, непрерывное обучение, устойчивость.

Аннотация: Рассматриваются метод интеллектуального нейроуправления с непрерывным обучением и условия устойчивого функционирования реализующей его системы. Преследуется цель расширения функциональных и интеллектуальных возможностей нейроуправления. Метод основан на использовании двух идентичных рекуррентных нейронных сетей, связанных блоком управления. Первая сеть функционирует в режиме непрерывного обучения. На второй сети, на основе информации, считанной с первой, решаются задачи интеллектуальной выработки многошаговых управляющих воздействий. Для обеспечения устойчивого ассоциативного вызова информации из второй нейронной сети предлагается изменять коэффициент усиления этого вызова в зависимости от текущего состояния ее памяти и активности нейронов.

1. Введение

Интеллектуальное управление с моделированием творческих возможностей человека представляет большой научный и практический интерес. Оно применимо для управления сложными нелинейными объектами в условиях нечеткой информации и при существенных ограничениях на время принятия решений. В качестве таких объектов могут выступать различные киберфизические и другие системы. Среди возможных видов рассматриваемого управления особо выделяют нейроуправление, на которое возлагают большие надежды на прорыв в области искусственного интеллекта. Известен ряд подходов к реализации нейроуправления. Выделяют подражающее, инверсное, прогнозирующее, многомодульное, гибридное, вспомогательное и другие виды нейроуправления [1]. В основном эти виды управления применяются для регулирования - обеспечения постоянства одной или нескольких физических величин [2-6]. Реализующие такое нейроуправление системы [1-6] являются узкоспециализированными, не способными решать широкий круг задач с различными целями. Среди причин такого состояния выступает несовершенство применяемых нейронных сетей, отсутствие у них возможностей по широкому управлению ассоциативными взаимодействиями обрабатываемых сигналов. Кроме этого при решении задач нейроуправления не предусматривается непрерывное обучение. Последнее, при управлении объектами с изменяющимися законами поведения, приводит к необходимости переобучать системы. В [7] предложены рекуррентные нейронные сети, которые можно наделять линейными, спиральными, петлевыми и другими логическими структурами, а также функциями управления ассоциативной

обработкой сигналов в зависимости от текущих состояний слоев этих сетей. В работах [8,9] раскрыт метод, применимый для нейроуправления, позволяющий осуществлять прогнозирование событий с непрерывным обучением. Однако многие важные детали, касающиеся устойчивого непрерывного обучения, а также устойчивого ассоциативного вызова информации из нейросетевой памяти, не учтены. Оставлены без внимания аспекты перехода от одной творческой задачи к другой и вопросы поиска оптимальных творческих решений.

В интересах повышения интеллектуальности и эффективности рассматриваемого управления предлагается усовершенствованный метод нейроуправления с непрерывным обучением, учитывающий отмеченные аспекты.

2. Метод интеллектуального нейроуправления

В интересах раскрытия предлагаемого метода рассмотрим структуру реализующей его системы с непрерывным обучением. Основу ее составляют две идентичные двухслойные импульсные рекуррентные нейронные сети (РНС) с блоком управления ими (рис. 1).

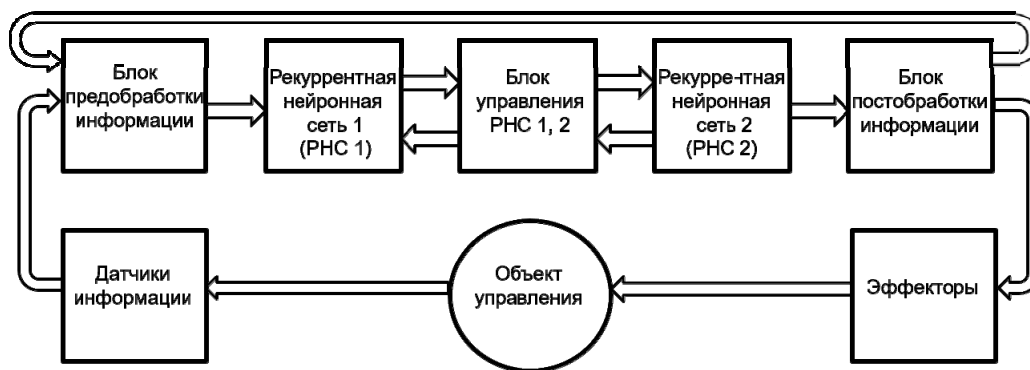


Рис. 1. Структура системы интеллектуального нейроуправления.

В качестве таких РНС используются сети с управляемыми элементами [7]. Эти РНС являются своеобразными конструкторами, на основе которых могут формироваться различные нейросетевые модели. Схема таких РНС отражена на рис. 2. За счет реализации в РНС пространственных сдвигов сигналов, передаваемых от слоя к слою, сети наделяются прозрачными логическими структурами. Согласно методу введенные в сеть сигналы продвигаются вдоль слоев по заданным маршрутам, связываются друг с другом и ранее запомненной информацией. За счет приоритетности сильных связей между входом и выходом сети устанавливается однозначное соответствие. Пример логической структуры РНС со спиральной схемой продвижения сигналов вдоль слоев показан на рис. 3, где 1, 3 – направления продвижения совокупностей единичных импульсов (СЕИ) вдоль и между слоями; 2 – линии разбивки слоев сети на логические поля; 4 – нейроны. Сигналы от объекта управления перед вводом в РНС 1 (рис. 1) преобразуются в последовательности СЕИ. Первая РНС в такой системе работает в режиме непрерывного обучения. В ней формируется и обновляется модель объекта управления, связанная с управляющими воздействиями. В интересах управления объектом блоком управления РНС 1, 2 периодически считывается информация о состояниях элементов РНС 1 во вторую сеть.

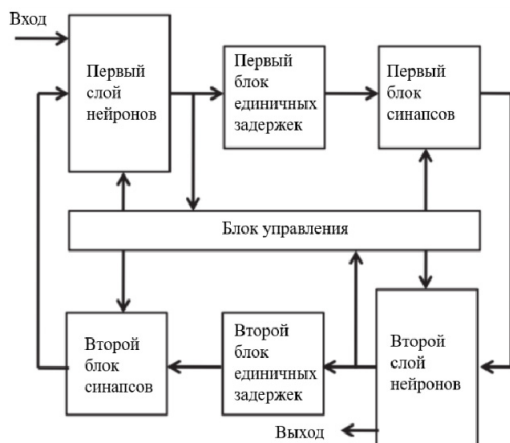


Рис. 2. Схема рекуррентной нейронной сети с управляемыми элементами

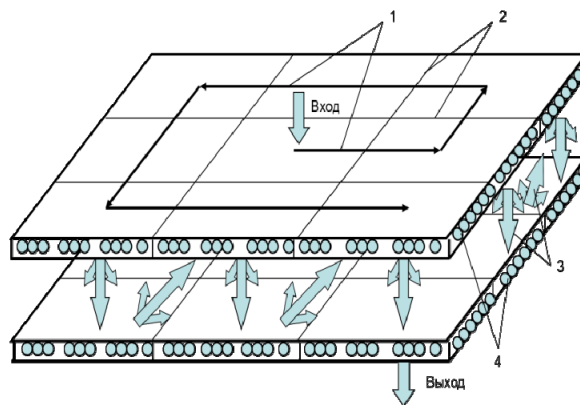


Рис. 3. Пример логической структуры РНС

Также в эту сеть с блока управления предлагается вводить один из возможных вариантов будущих управлений в соответствии с интересующей творческой задачей. После такого ввода РНС 2 начинает функционировать в ускоренном времени с ассоциативным вызовом информации в направлении входа сети. На элементах РНС 2 формируется прогноз состояния объекта управления при планируемом воздействии на него. Результаты такого прогноза считываются в блок управления РНС 1, 2, где они сравниваются с ранее полученными оценками. Если полученные результаты не удовлетворяют предъявляемым требованиям, блоком управления генерируется очередной альтернативный вариант управления и цикл прогнозирования повторяется. Из всех возможных вариантов управления выбирается наилучший, который с РНС 2 подается на блок постобработки информации, а затем через эффекторы на объект управления. При этом на блок управления РНС 1, 2 могут возлагаться также функции по управлению РНС 2 при восстановлении пропущенных сигналов, по смене видов решаемых задач и преследуемых целей. Кроме этого блок управления РНС 1, 2 может обеспечивать устойчивое непрерывное обучение РНС 1 и устойчивый ассоциативный вызов сигналов из памяти РНС 2.

3. Условия устойчивого функционирования системы

Рассмотрим эти условия применительно к нагрузке $N(t)$ входящих в систему РНС, числу возбужденных нейронов на момент t (равному числу обрабатываемых в сети единичных образов). На каждый $k + 1$ момент времени величину $N(t_{k+1})$ как для первой, так и второй РНС можно представить, как $N(t_{k+1}) = N(t_k) - m(t_k) + \Delta N(t_k, A(t_k))$, где $N(t_k)$ – число импульсов в сети на момент времени t_k , равное числу возбужденных нейронов; $m(t_k)$ – число импульсов, которые покинут сеть на очередном такте работы; $\Delta N(t_k, A(t_k))$ – число импульсов, дополнительно появляющихся в сети; $A(t_k)$ – коэффициент усиления. Значение $\Delta N(t_k, A(t_k))$ состоит из двух слагаемых, $\Delta N(t_k, A(t_k)) = \Delta N1(t_k) + \Delta N2(t_k, A(t_k))$, где $\Delta N1(t_k)$ – число вводимых в сеть дополнительных сигналов; $\Delta N2(t_k, A(t_k))$ – число сигналов, вызываемых дополнительно из памяти. Для обеспечения устойчивого функционирования РНС 1 в режиме обучения $\Delta N2(t_k, A(t_k))$ должно быть равно нулю. Применительно к РНС 2 величина $\Delta N2(t_k, A(t_k))$ может быть больше нуля. Как в РНС 1, так и РНС 2 $N(t)$ не должно быть больше предельно допустимого значения. Для

выполнения этого условия должны предъявляться требования, как к входному потоку, так и к параметрам сетей.

При непрерывном обучении РНС 1 происходит изменение проводимостей (весов) синапсов. Оно влечет перераспределение конечных зарядов, переносимых по синапсам. При низком уровне обучения РНС эти заряды переносятся в основном по ij – м синапсам, для которых $i = j$. С повышением уровня обучения РНС 1 перенос зарядов смещается на ij – е синапсы с $i \neq j$.

Нейроны, участвующие в передаче входных СЕИ по РНС 1, возбуждаются, когда они не находятся в состоянии рефрактерности (невосприимчивости) и суммарные заряды на их входах превышают или равны порогу возбуждения.

Для обеспечения устойчивости функционирования РНС 1, 2 в каждой из них должно обрабатываться одновременно не более N_d импульсов,

$$\sum_{l=1}^2 \sum_{z=1}^Z n_{zl}(t) \leq N_d,$$

$n_{zl}(t)$ – число импульсов в z – й совокупности в l – м слое РНС. Число N_d определяется, исходя из максимальной загрузки РНС входными совокупностями единичных импульсов.

В отличие от РНС 1 в РНС 2 могут возбуждаться не только нейроны, участвующие в передаче входных СЕИ по сети, но и другие.

Когда информация о состоянии РНС 1 считана блоком управления в РНС 2 и последняя начинает работать в ускоренном времени осуществим ассоциативный вызов сигналов из ее памяти. Однако для этого необходимо усилить сгенерированные нейронами импульсы. Сила вызова сигналов из памяти зависит от числа возбужденных нейронов и накопленного опыта, а поступившие в сеть СЕИ со временем покидают ее. По мере продвижения СЕИ по РНС 2 на каждый $k + 1$ момент функционирования число импульсов, вызываемых из памяти сети, равно $N(t_{k+1}) = N(t_k) - m(t_k) + \Delta N2(t_k, A(t_k))$.

Без усиления ассоциативного вызова сигналов из памяти, когда коэффициент усиления $A(t_k)$, значение $\Delta N2(t_k, A(t_k)) = 0$. С усилением этого вызова число $N(t_{k+1})$ стремится к N_d за счет увеличения $\Delta N2(t_k, A(t_k))$. В предельном случае имеем: $\Delta N2(t_k, A(t_k)) = N_d - N(t_k)$. Ориентируясь на этот случай, целесообразное значение $A(t_k)$ коэффициента усиления предлагается определять как

$$A(t_k) = \frac{(N_d - N(t_k)) \cdot Q}{\sum_{i=1}^I \sum_{\substack{j=1 \\ j \neq i}}^J q_{ij}(\Delta t_k)},$$

Q – порог возбуждения нейронов принимающего слоя; $q_{ij}(\Delta t_k)$ – электрический заряд, переносимый от i – го возбужденного нейрона одного слоя сети к j – му принимающему нейрону другого слоя за время $\Delta t_k = t_{k+1} - t_k$ одного такта работы; I, J – число нейронов в слоях РНС, $I = J$.

Входящие в это выражение параметры могут быть определены на основе считывания и обработки данных о состояниях РНС1, 2. Для оценки $q_{ij}(\Delta t_k)$ достаточно считать с РНС информацию о состояниях нейронов и значениях проводимостей (весов) синаптических цепей. Если усиление ассоциативного вызова сигналов из памяти РНС 2 не превышает значение $A(t_k)$, определяемое на каждом шаге функционирования сети, то можно обеспечить устойчивую работу сети. При такой работе число реально вызываемых сигналов из ее памяти на каждом шаге не будет превышать $\Delta N2(t_k, A(t_k)) = N_d - N(t_k)$. Минимизация ошибок, связанных с не вызовом полезных сигналов из памяти РНС 2, осуществима увеличением числа циклов такого вызова.

Используя $A(t_k)$ в качестве целесообразного коэффициента усиления можно успешно осуществлять ассоциативный вызов сигналов из нейросетевой памяти.

4. Заключение

Предложенный метод нейроруавления был исследован программным путем. Метод позволяет расширить функциональные и интеллектуальные возможности нейроруавления. С использованием его можно находить не только целесообразные управляющие воздействия с непрерывным обучением, но и наделить нейросетевую систему способностями решать на одной и той же структуре несколько творческих задач. Это достигается генерацией различных управляющих воздействий, ассоциируемых с состояниями объекта управления, а также сменой критериев их эффективности. При этом не требуется разрабатывать сложные математические модели объектов управления, можно обходиться результатами непрерывного обучения нейронных сетей. Для обеспечения устойчивого обучения нейронных сетей и устойчивого ассоциативного вызова информации из нейросетевой памяти предложены новые правила их работы.

Исследование выполнено за счет гранта Российского научного фонда №23-19-20081, <https://rscf.ru/project/23-19-20081/> и Санкт-Петербургского научного фонда.

Список литературы

1. Omatu S., Khalid M., Yusof R. Neuro-Control and its Applications, Advances in Industrial Control. New York: Springer, LLC, 2011.
2. Wu B., Wu J., Zhang J., Tang G., Zhao Z. Adaptive Neural Control of a 2DOF Helicopter with Input Saturation and Time-Varying Output Constraint // Actuators. 2022. No. 11, 336.
3. Jiang B., Li B., Zhou W., Lo L., Chen C.K., Wen C.Y. Neural Network Based Model Predictive Control for a Quadrotor UAV // Aerospace. 2022. No. 9. 460.
4. Jongh S., Steinle S., Hlawatsch A., Mueller F., Suriyah M., Leibfried T. Neural Predictive Control for the Optimization of Smart Grid Flexibility Schedules, arXiv:2108.08739v1 [eess.SY] 19 Aug 2021.
5. Baruch I. Direct and Indirect Adaptive Neural Control of Non-Linear Systems // StudFuzz, 2007. No. 208. P. 95-114.
6. Hernandez-Barragan J., Rios J.D., Gomez-Avila J., Arana-Daniel N., Lopez-Franco C., Alanis A.Y. Adaptive neural PD controllers for mobile manipulator trajectory tracking // Peer J. Comput. Sci. 2021. No. 7. e393.
7. Osipov V., Osipova M. Space-time signal binding in recurrent neural networks with controlled elements // Neurocomputing. 2018. No. 308. P. 194-204.
8. Osipov V., Nikiforov V., Zhukova N., Miloserdov D. Urban traffic flows forecasting by recurrent neural networks with spiral structures of layers // Neural Computing and Applications. 2020. No. 32. P. 14885-14897.
9. Osipov V., Kuleshov S., Zaytseva A., Levonevskiy D., Miloserdov D. Neural network forecasting of news feeds // Expert systems with applications. 2021. No. 169, 114521.