

УДК (681.5)

# УПРАВЛЕНИЕ С ИТЕРАТИВНЫМ ОБУЧЕНИЕМ НА ОСНОВЕ ИНФОРМАЦИИ ОБ ИЗМЕРЯЕМОМ ВЫХОДНОМ СИГНАЛЕ С УЧЕТОМ НЕЛИНЕЙНОСТИ ТИПА НАСЫЩЕНИЯ – II

Ю.П. Емельянова

*Арзамасский политехнический институт (филиал) Нижегородского государственного  
технического университета им. Р.Е. Алексеева*

Россия, 607220, Арзамас, Калинина ул., 19

E-mail: emelianovajulia@gmail.com

**Ключевые слова:** порталный робот, управление с итеративным обучением, устойчивость, нелинейность, насыщение, неопределенность параметров.

**Аннотация:** Рассматривается модель порталного робота, который схватывает предметы из определенной области и ставит их на конвейер в повторяющемся режиме. Целью управления является воспроизведение роботом заданной желаемой траектории движения по горизонтальной оси с точностью до 1 мм на всем протяжении. Параметры системы точно неизвестны и описываются аффинными моделями неопределенности. Исполнительный механизм робота содержит нелинейность типа насыщения, которая снижает допустимую точность. На основе нового метода синтеза управления с итеративным обучением, предложенного в части I, исследован эффект влияния насыщения на точность воспроизведения роботом желаемой траектории.

## 1. Введение

Управление с итеративным обучением основано на том, что тот или иной показатель качества системы, которая выполняет одну и ту же задачу многократно, может быть улучшен путем обучения на основе информации с предыдущих выполнений. Характерным примером может служить порталный робот, захватывающий и перемещающий детали по заданной траектории на конвейер. Показателем качества здесь служит точность воспроизведения желаемой траектории. Достаточно полную и систематизированную информацию можно найти в недавней монографии [1].

Управление с итеративным обучением отличается от других стратегий управления с обучением, таких как адаптивное управление и нейронные сети. Стратегии адаптивного управления изменяют параметры регулятора, тогда как управление с итеративным обучением изменяет только входной сигнал. Кроме того, адаптивные регуляторы обычно не используют информацию, содержащуюся в повторяющихся командных сигналах. Точно так же обучение нейронной сети включает в себя изменение параметров регулятора, а не управляющего сигнала; в

этом случае модифицируются большие сети нелинейных нейронов. Эти большие сети требуют обширных обучающих данных, и бывает трудно гарантировать быструю сходимость, тогда как алгоритмы управления с итеративным обучением обычно сходятся адекватно всего за несколько итераций [1, 2].

Данная работа посвящена применению теории, разработанной в первой части к конкретной системе, описывающей динамику канала робота. Модель динамики получена на основе экспериментальных данных реального портального робота [3].

## 2. Пример

Рассмотрим модель портального робота из [3]. В [3] траектория движения исполнительного органа, который схватывает предметы из определенной области и ставит их на конвейер, разделена на составляющие по трем ортогональным осям, и по каждой из осей экспериментально на основе частотных характеристик получена передаточная функция. Ограничимся построением управления с итеративным обучением по горизонтальной оси. Передаточная функция от управления к горизонтальному перемещению имеет вид

$$(1) \quad G_z(s) = \frac{Y(s)}{U(s)} = \frac{23.7356(s + 661.2)}{s(s^2 + 426.7s + 1.744 \cdot 10^5)}$$

Управление будем строить в рамках дискретной модели состояния. В рассматриваемом случае период дискретности  $T_s = 0,01$  с. Параметры дискретной модели состояния получены с помощью стандартных функций `ss` и `c2d` пакета `MATLAB`.

Желаемая траектория движения по горизонтальной оси  $Y$  представлена на Рис. 1 и имеет продолжительность цикла повторения  $T = 2$  с. Целью управления является воспроизведение заданной желаемой траектории движения с точностью до 1 мм на всем протяжении.

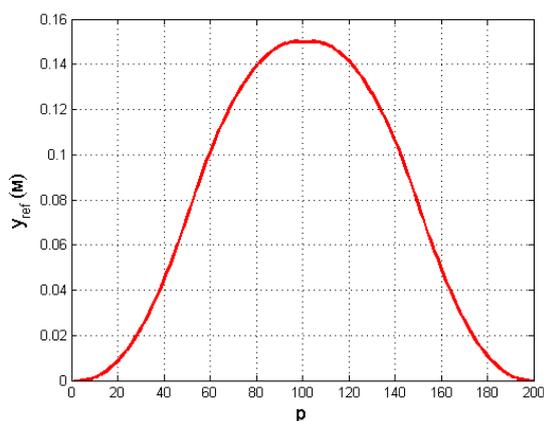


Рис. 1. Желаемая траектория движения по горизонтальной оси.

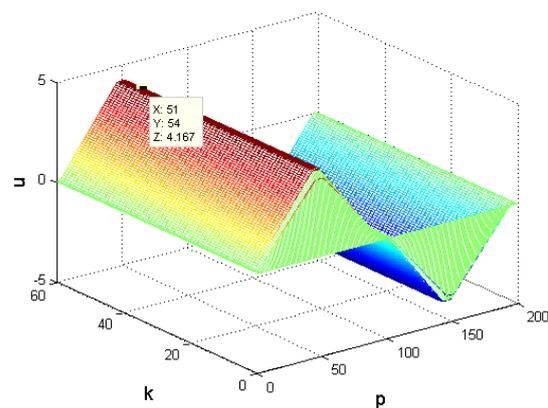


Рис. 2. Максимальное значение управляющего сигнала  $U = 4.167$  при отсутствии ограничений

В соответствии с результатами части I закон управления с итеративным обучением имеет вид

$$(2) \quad u_k(p) = \text{sat}(u_{k-1}(p) + K_1(x_k(p) - x_{k-1}(p)) + K_2e_{k-1}(p+1)).$$

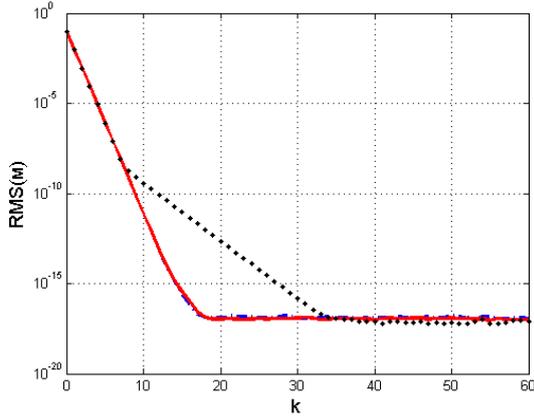


Рис. 3. Изменение среднеквадратической ошибки обучения **при отсутствии насыщения** для номинальной системы (сплошная красная линия), для системы с верхним значением неопределенного параметра (штрихпунктирная синяя линия) и для системы с нижним значением неопределенного параметра (пунктирная черная линия).

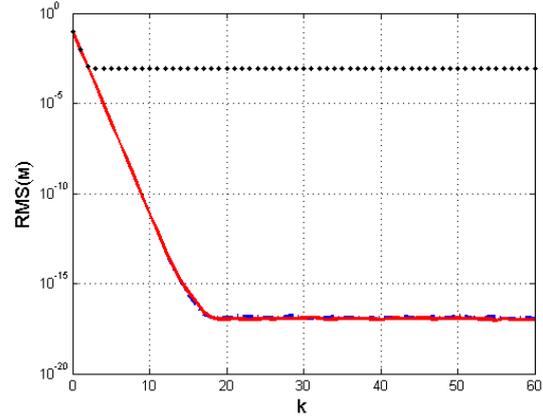


Рис. 4. Изменение среднеквадратической ошибки обучения **при уровне насыщения  $U=3.8$**  для номинальной системы (сплошная красная линия), для системы с верхним значением неопределенного параметра (штрихпунктирная синяя линия) и для системы с нижним значением неопределенного параметра (пунктирная черная линия).

где  $K_1$  and  $K_2$  вычисляются в соответствии с условиями Теоремы 1 части I.

Чтобы сосредоточить внимание на влиянии насыщения ограничимся неопределенностями матрицы параметров  $B_c(\delta)$ :

$$B_c(\delta) = B_c + g(\delta)B_c, \quad g(\delta)B_c = \delta B_c, \quad \delta = [g; \bar{g}].$$

Для дальнейших расчетов возьмем  $\underline{g} = -0.2$ ,  $\bar{g} = 0.2$ .

При решении линейных матричных неравенств (15) из Части I использованы следующие параметры:

$$Q = \text{diag}[Q_1 \ Q_2], \quad Q_1 = I, \quad Q_2 = 5 \cdot 10^2, \quad R = 10^{-4}.$$

Для этих параметров неравенство (17) Теоремы 1 Части I выполняется для всех рассматриваемых далее значений величины насыщения. В результате получим

$$K_1 = -1215.7, \quad K_2 = 1097.9.$$

При отсутствии ограничений на управление максимальное значение управляющего сигнала составляет  $U = 4.167$  и представлено на Рис. 2.

Оценку влияния величины ограничения на точность слежения проведем по среднеквадратической ошибке обучения.

$$(3) \quad \text{RMS}(e_k) = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{p=0}^{N-1} \|e_k(p)\|^2}$$

Характер изменения этой ошибки в зависимости от числа повторений для различных значений неопределенного параметра при отсутствии ограничений на управление представлен на Рис. 3. В этом случае требуемая точность достигается

за 20 итераций для номинальной модели и при верхнем значении неопределенности и за 35 итераций при нижнем значении неопределенности.

В случае ограничения управляющего сигнала до  $U = 3.8$  точность не меняется при номинальном и верхнем значений неопределенного параметра и уменьшается в 14 раз при нижнем значении неопределенного параметра. Такой разброс в точности объясняется нехваткой энергии на нижней границе неопределенности – мощности привода при номинальном значении неопределенного параметра и на верхней границе неопределенности хватает, а на нижней границе мощность мала и точность достигается с трудом. В связи с этим очень важно согласовывать требуемую точность с мощностью привода. Это происходит потому, что УИО корректирует

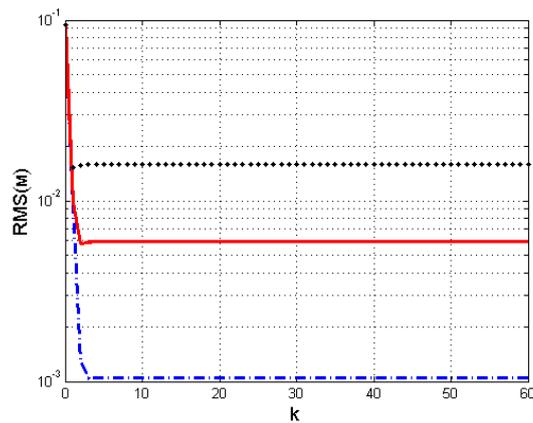


Рис. 5. Изменение среднеквадратической ошибки обучения **при уровне насыщения  $U=2.5$**  для номинальной системы (сплошная красная линия), для системы с верхним значением неопределенного параметра (штрихпунктирная синяя линия) и для системы с нижним значением неопределенного параметра (пунктирная черная линия).

входной сигнал не меняя структуры системы, поэтому достижение требуемой точности напрямую зависит от мощности входного сигнала. В случае нелинейности типа насыщения на входе, мощность сигнала ограничивается, предельная ошибка при  $k \rightarrow \infty$  стабилизируется относительно некоторого значения, отличного от нуля и требуемая точность может не достигаться. При отсутствии насыщения обученное управление имеет естественную границу и наилучший результат будет достигнут, когда эта граница лежит внутри области насыщения. В рассматриваемом примере естественная граница обученного управления лежит внутри области насыщения при номинальном значении неопределенного параметра и на верхней границе неопределенности, поэтому точность достигается та же, что при отсутствии ограничений на управление, но на нижней границе неопределенности естественная граница обученного управления выходит за область насыщения и поэтому точность достигается с трудом. Таким образом, в реальных производственных задачах необходимо тщательно анализировать влияние насыщения на снижение точности, которое, как показывает пример, может быть существенным, и этот анализ использовать в качестве рекомендации для выбора привода нужной мощности.

В связи с этим, если очень сильно ограничить управляющий сигнал, например до  $U = 2.5$ , требуемая точность может и не достигаться ни для номинальной системы, ни для границ области неопределенности, т.к. мощности привода будет не хватать во всех трех случаях. В рассматриваемом случае предельная ошибка стабилизируется

относительно некоторого значения, отличного от нуля, но требуемая точность 1 мм не достигается. Данный случай представлен на Рис. 5.

### 3. Заключение

На основе нового метода синтеза управления с итеративным обучением, предложенного в части I, на примере реального портального робота произведено исследование влияния величины насыщения на точность воспроизведения желаемой траектории. В отличие от линейного случая, при наличии нелинейности типа насыщения ошибка обучения сходится к некоторому постоянному установившемуся значению отличному от нуля. Очевидно, это значение может превышать требуемую точность выполнения операции роботом. Это связано с тем, что, как уже отмечалось во введении, управление с итеративным обучением не меняет параметры системы, а меняет только входной сигнал, и может оказаться так, что мощность этого сигнала недостаточна для слежения за желаемой траекторией повторения. Таким образом, при проектировании реальных систем управления с итеративным обучением крайне важно согласовывать требуемую точность выполнения операции с мощностью привода, поскольку малая величина насыщения может приводить к недопустимо большой установившейся ошибке обучения.

Исследование выполнено за счет гранта Российского научного фонда № 23-71-01044, <https://rscf.ru/project/23-71-01044/>

### Список литературы

1. Rogers E., Chu B., Freeman C., Lewin P. *Iterative Learning Control Algorithms and Experimental Benchmarking*. John Wiley, 2023.
2. Bristow D.A., Tharayil M., Alleyne A.G. A Survey of Iterative Learning Control: A Learning-Based Method for High-Performance Tracking Control // *IEEE Control Syst. Magaz.* 2006. Vol. 26, No. 3. P. 96-114.
3. Hladowski L., Galkowski K., Cai Z., Rogers E., Freeman C., Lewin P. Experimentally Supported 2D Systems Based Iterative Learning Control Law Design for Error Convergence and Performance // *Control Eng. Pract.* 2010. Vol. 18. P. 339-348.