

ИСПОЛЬЗОВАНИЕ НЕЙРОКОНТРОЛЛЕРА С ПРОГНОЗИРОВАНИЕМ ДЛЯ УПРАВЛЕНИЯ ДВУХМАССОВЫМ ЭЛЕКТРОМЕХАНИЧЕСКИМ ОБЪЕКТОМ

Введение. Одним из перспективных методов нейроруления электромеханическими объектами является прогнозирующее модельное нейроруление (NN Predictive Control) (NPC) [1-3]. Статья [1] является одной из первых, описывающих идею (рис. 1) и математическое описание NPC. В [2] авторы с использованием пакета прикладных программ Neural Network Toolbox системы Matlab [4] исследовали методом моделирования использование NPC в контуре скорости для наведения и стабилизации вооружения легкобронированных машин. В этой системе контур скорости не исследовался отдельно, а являлся внутренним по отношению к контуру положения. В [3] синтезирован NPC в контуре тока электропривода (ЭП). При синтезе систем управления ЭП следует учитывать демпфирование, упругости валов и люфты в зубчатых передачах, а также изменения параметров механизма, однако, в приведенных работах, а также в известной авторам научной литературе отсутствуют исследования применения NPC скоростью в таких объектах.

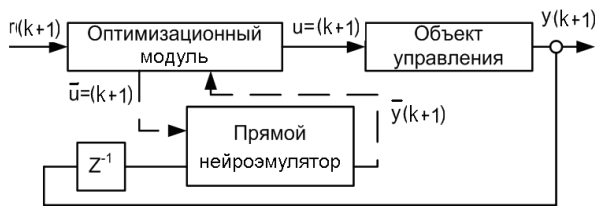


Рис. 1 Схема прогнозирующего нейроруления

тематического моделирования NPC скоростью двухмассовым электромеханическим объектом.

Для прогнозирования поведения системы и вычисления ошибок создается прямой нейроэмулятор объекта (рис. 1), обученный методом обратного распространения ошибки. С использованием этого нейроэмулятора минимизируется функционал стоимости интегральной ошибки (1), прогнозируемой на $L = \max(L_2, L_u)$, $0 \leq L_2 \leq L_u$ тактов вперед, где L_1 и L_2 – минимальное и максимальное значения горизонта выходного сигнала, L_u – горизонт управления, \bar{y}_r и \bar{y}_m – желаемая и истинная реакция нейроэмулятора, ρ – вклад изменения управляющего сигнала в функционал стоимости Q .

$$Q(k) = \sum_{i=L_1}^{L_2} (\bar{y}_r(k+i) - \bar{y}_m(k+i))^2 + \rho \sum_{i=0}^{L_u} (\bar{u}(k+i) - \bar{u}(k+i-1))^2 \quad (1)$$

Оптимизационный модуль (рис. 1) получает на такте k целевую траекторию на L тактов вперед $r(k+1)$. Далее, для выбора оптимального управляющего воздействия, вычисления происходят во внутреннем цикле системы нейроруления (его итерации обозначены как j). За время одного такта управления оптимизационный модуль подает на вход нейроэмулятора серию различных воздействий $\bar{u}(k+t, j)$ (где $0 \leq t \leq L-1$), получает различные варианты поведения системы $\bar{y}(k+t+1, j)$, вычисляет функционал $Q(k)$ и определяет наилучшую стратегию управления $ST = \{\bar{u}(k, j_1), \bar{u}(k+1, j_2); \dots; \bar{u}(k+L-1, j_L)\}$ для его минимизации. В итоге, на объект подается управляющий сигнал $\bar{u}(k, j_1)$. На следующем такте стратегия ST пересчитывается заново. В функционале стоимости (1) имеется четыре настроечные параметра L_1, L_2, L_u и ρ .

Результаты моделирования. Рассматривается двухмассовая система ЭП постоянного тока, имеющего датчик скорости только на валу двигателя (рис. 2). В системе кроме упругости вала учитываются демпфирование и люфты в зубчатых передачах. ПИ-регулятор скорости рассчитывается на модульный оптимум для одномассовой системы. При этом при моделировании процесса прокатки нового сляба, когда возрастают момент инерции и момент нагрузки, качество переходных процессов в двухмассовой системе резко ухудшается. Эти изменения параметров во второй массе и возмущения влияют на показания датчика скорости двигателя, которые используются NPC для коррекции выхода регулятора скорости и обеспечения качественных переходных процессов.

Исследовалось методом моделирования применения NPC для настройки контура скорости в ЭП валков клетки с электродвигателем серии МПС мощностью 4000 кВт. В модели ЭП в пакете Simulink (рис.2) назначения блоков следующие: NN Predictive Controller – блок NPC; Sub 1 – задающая модель желаемого выхода объекта (вход – ω_c , выход – ω_r); Drive по NPC – модель электропривода клетки без использования NPC; Saturation – ограничение тока. При обучении нейроэмулятора и при управлении ЭП задания скорости задавались блоком Random 1 с временным интервалом 0,8 с. Изменения моментов сопротивления и инерции задавались блоком Random 2 с временным интервалом 2 с. Задавались следующие значения величин в контуре скорости: $K_V=178$; $T_P=0,0025$ с; $R_d=0,0091$ Ом; $T_d=0,037$ с; $K_t=0,00047$ В/А; $T_s=0,002$ с; $T_f=0,092$ с; $CF=13,51$ В·с; $J_d=4400$ кг·м²; коэффициент жесткости – $c=4117400$ Нм/град; люфт – $\delta=0,05$ рад.

Исследования проводились на моделях ЭП с коррекцией выхода регулятора скорости блоком NPC и без этого блока. Для создания обучающих данных использовались данные работы модели объекта с ПИ-регулятором

Целью статьи является исследования методом математического моделирования NPC скоростью двухмассовым электромеханическим объектом. При синтезе систем управления ЭП следует учитывать демпфирование, упругости валов и люфты в зубчатых передачах, а также изменения параметров механизма, однако, в приведенных работах, а также в известной авторам научной литературе отсутствуют исследования применения NPC скоростью в таких объектах.

Целью статьи является исследования методом математического моделирования NPC скоростью двухмассовым электромеханическим объектом.

минимизируется функционал стоимости интегральной ошибки (1), прогнозируемой на $L = \max(L_2, L_u)$, $0 \leq L_2 \leq L_u$ тактов вперед, где L_1 и L_2 – минимальное и максимальное значения горизонта выходного сигнала, L_u – горизонт управления, \bar{y}_r и \bar{y}_m – желаемая и истинная реакция нейроэмулятора, ρ – вклад изменения управляющего сигнала в функционал стоимости Q .

скорости в течение 400 с при случайных скачкообразно изменяющихся заданиях с интервалом времени 0,8 с, и шагом дискретизации сохранения данных $T_s=0,002$ с. Также скачкообразным сигналом изменялись M_c и момент инерции второй массы. Обучение нейроэмулятора выполнялось с использованием контрольных и тестовых данных за 711 эпох, при этом средняя квадратичная ошибка модели составляла $1,7 \cdot 10^{-9}$ с². Скрытый слой нейроэмулятора имел 6 нейронов, в нём использовались по три задержанных входных и выходных сигналов. Данные вводились в NPC опцией «Import Data».

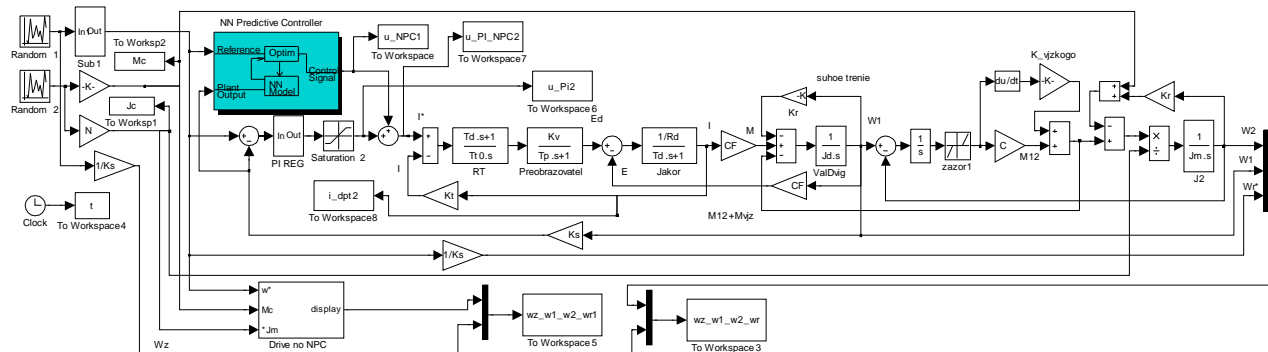


Рис. 2 Модель ЭП с NPC в пакете Simulink

Для формирования управляющих сигналов в NPC задавались следующие настройки: $L_2=30$; $L_u=8$; $\rho=0,05$; $\alpha=0,001$; Iteration Per Sample Time – 1; Minimization Routine – csrcbasc. Проверка работы объекта с NPC осуществлялась заданием случайных скачкообразных сигналов задания и изменения моментов инерции и сопротивления (рис. 3 – 5). На рисунках: ω_1 и ω_2 – скорости первой и второй масс. При отсутствии токоограничения и без NPC (рис. 3) в ЭП имеются значительные колебания скорости второй массы и ток при пуске достигает 6-ти кратных значений от номинальных.

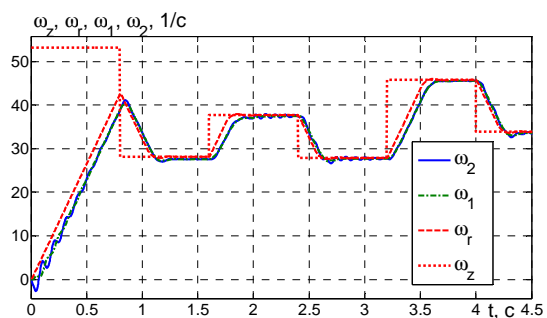


Рис. 3 Переходной процесс в контуре скорости без NPC и без токоограничения

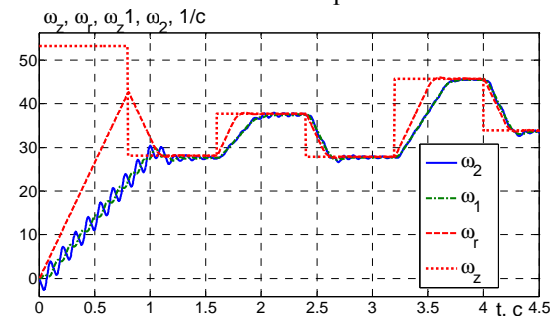


Рис. 4 Переходной процесс в контуре скорости без NPC и с токоограничением

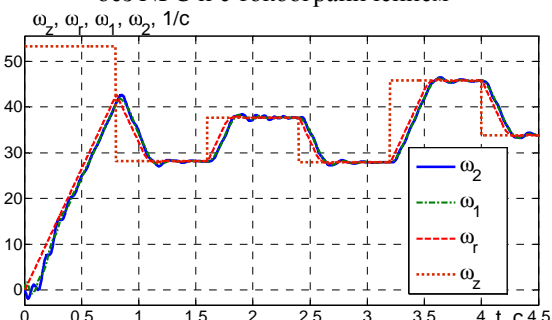


Рис. 5 Переходной процесс в контуре скорости с NPC и с токоограничением

При использовании токоограничения (рис. 4) скорость отстаёт от заданных значений, и при этом также имеются значительные колебания скорости второй массы. В системе, где применяется NPC для коррекции выхода регулятора скорости, отсутствуют отставания скорости от заданной, ток не превышает двух кратных номинальных значений и имеются незначительные колебания скорости второй массы (рис. 5).

Необходимо отметить, что при снижении коэффициента жесткости качество переходных процессов при использовании NPC снижается, а также, при одном NPC (без параллельно подключённого ПИ-регулятора) не удаётся обеспечить требуемое управление (существенное расхождение выходного сигнала и заданного).

Выводы. Применение NPC, корректирующего выходное значение ПИ-регулятора скорости, позволило улучшить переходные процессы для скоростей двигателя и механизма в двухмассовой системе ЭП валков прокатного стана.

1. Soloway D. Neural Generalized Predictive Control / D. Soloway, P.J. Haley // Proceedings of the IEEE International Symposium on Intelligent Control. – 15 – 18 September 1996. – P. 277-281.

2. Кузнецов Б.И. Синтез нейроконтроллера с предсказанием для двухмассовой электромеханической системы / Б.И. Кузнецов, Т.Е. Василец, А. А Варфоломеев //Электротехника и электромеханика. – 2008. – Т. 3. – С. 27 - 32.

3. Орловский И.А. Использование нейроконтроллера с прогнозированием для управления электромеханическим объектом / И.А. Орловский // Наукові праці Донецького національного технічного університету. Серія «Електромеханіка і енергетика». – Донецьк. – ДонНТУ, 2013. – №1. – С. 200-205.

4. Медведев В.С. Нейронные сети. MATLAB 6 / В.С. Медведев, В.Г. Потёмкин – М.: Диалог – МИФИ, – 2002. – 496 с.