

## ПРОГНОСТИЧЕСКОЕ УПРАВЛЕНИЕ ПУСКОМ КОТЛА ТЕПЛООВОГО ЭНЕРГОБЛОКА НА ОСНОВЕ НЕЙРОСЕТЕВОЙ МОДЕЛИ

Ткаченко А.В. ✓

Донецкий национальный технический университет, г. Донецк

Кафедра автоматики и телекоммуникаций

E-mail: [avtkachenko@mail.ru](mailto:avtkachenko@mail.ru)

### Abstract

*Tkachenko A.V. Neural network model based predictive control of launch of thermal power plant. Main parameters of launch mode and their desired trajectories are overviewed. The desired temperature before built-in valve is considered as main goal of control. Neural network model of process is purposed depending on preceding parameters values and the states of valves. Model based predictive control scheme and algorithm are built.*

**Общая постановка проблемы.** Согласно проекту Стратегии развития ТЭК Украины до 2030 г., экспорт электроэнергии в период 2005–2010 гг. будет оставаться на уровне 11,3 млрд кВт-ч. в год при этом, доля тепловых электростанций возрастет до 55%. Увеличение экспортных поставок ожидается с 2015 г., которые к 2030 г. достигнут 25 млрд кВт-ч. в год.

В настоящее время энергоблоки тепловых электростанций оснащены морально и физически устаревшими измерительными и вычислительными устройствами. Актуальной проблемой является техническая модернизация на основе IBM-совместимых компьютерных комплексов, объединенных в локальные вычислительные сети. В стране отсутствуют собственные решения по программному и техническому обеспечению информационно-управляющих систем энергоблоков.

Технологические процессы производства, передачи и потребления электрической и тепловой энергии характеризуются большими суточными колебаниями нагрузок. Тепловые электростанции имеют суточное задание на выработку электроэнергии в виде суточного графика. Поскольку работу атомных электростанций стараются держать в постоянном режиме, то покрытие пиковых нагрузок возлагают именно на тепловые электростанции. Покрытие пиковых нагрузок осуществляется за счет включения и выключения (пусков и остановов) блок ТЭС. Процедура пуска является достаточно сложной технологической операцией, которая в данный момент практически не автоматизирована и выполняется на основе опыта и интуиции оперативного персонала.

**Анализ существующих решений.** Существующая на сегодня система управления состоит из децентрализованного набора PI или PID регуляторов. Такая схема управления справляется только с отдельными простейшими задачами в нормативных режимах работы блока. Множество разнообразных подходов применяются для управления энергогенерирующими установками: оптимальное управление [1], развязывающее управление [2,3], адаптивное управление [4,5], прогностическое управление [6], робастное управление [7], управление с нечеткой логикой [8,9], управление на основе нейронных сетей с нечеткой логикой [10], комбинация генетических алгоритмов и оптимального управления состояниями с обратной связью [11], схема с табулированным коэффициентом усиления [12]. Большинство существующих моделей тепловых процессов в парогенераторе энергоблока предложены для устаревших котлов барабанного типа [13].

Цель данной работы является разработка прогностической подсистемы управления расходом топлива в пусковом режиме работы энергоблока. Прогностическое управление или model based predictive control (MPC) зарекомендовало себя как один из наиболее эффективных подходов для технологических процессов [14]. Обязательной и, пожалуй, центральной деталью системы управления является математическая модель основных

параметров пускового режима. Поскольку моделирование процессов теплообмена в топке котлоагрегата является весьма сложной задачей (на настоящий момент времени отсутствуют хорошо проверенные на практике математические модели), то в работе предлагается использовать аппарат нейросетевого моделирования динамики пуска котлоагрегата.

**Постановка задачи и целей исследования.** Главной задачей на преднагрузочном этапе пуска энергоблока является подъем температуры среды  $t_{B3}$  до встроенной задвижки (ВЗ) в соответствии с графиком-заданием [15,17]. В графиках-зданиях пуска блока в качестве лимитирующих факторов приняты условия прогрева толстостенных элементов пароперегревателя котла и паропроводов СКД, пароперепускных труб высокого давления, паропроводов горячего промежуточного перегрева и термонапряженное состояние роторов турбины. После взятия первичной нагрузки основную роль играют давление перегретого пара, частота вращения турбины и вырабатываемая мощность электрического тока. Пример графика-здания приведен на рис. 1.

График-здание дает нормативное значение температуры среды до встроенной задвижки  $t_{B3}^H$  в зависимости от времени прошедшего с начала пуска. В тоже время в процессе пуска теплового энергоблока возможны различные отклонения  $t_{B3}$  от предписанной траектории. В [16] подчеркнута, что основным ограничением в графике-задании является не абсолютное значение  $t_{B3}$ , а скорость ее изменения. Таким образом,  $t_{B3}^H$  является не только функцией времени, но и функцией значения  $t_{B3}$  в предыдущий момент времени. Кроме того, пуск происходит по одной из семи траектории в зависимости от начального теплового состояния оборудования, а именно от температуры стенок турбины центральной части высокого давления  $t_{ЦВД}$

$$t_{B3}^H(k) = \varphi(k, t_{B3}(k-1), t_{ЦВД}(0)). \quad (1)$$

Система управления должна устанавливать расход газа  $G_z$  так, чтобы обеспечить выполнение графика-здания, т.е. максимальную близость  $t_{B3}^H$  и  $t_{B3}$ . В качестве меры точности управления в момент времени  $k$  с горизонтом управления  $n$ , где  $n$  есть количество квантов времени прогнозирования, используем квадратичный функционал вида:

$$E(k) = \frac{1}{n} \sum_{i=k}^{k+n-1} (t_{B3}^H(i) - t_{B3}(i))^2. \quad (2)$$

Кванты времени прогнозирования совпадают с тактами измерений.

Превышение нормативной температуры приводит к росту термических напряжений и поломкам оборудования, поэтому случаи превышения будем штрафовать в 2 раза больше, чем все остальные отклонения. Тогда целевая функция управления принимает вид:

$$J(k) = \sum_{i=k}^{k+n-1} (1 + neg[t_{B3}^H(i) - t_{B3}(i)])(t_{B3}^H(i) - t_{B3}(i))^2, \quad (3)$$

где функция  $neg[*]$  возвращает 1 если аргумент отрицательный, иначе 0.

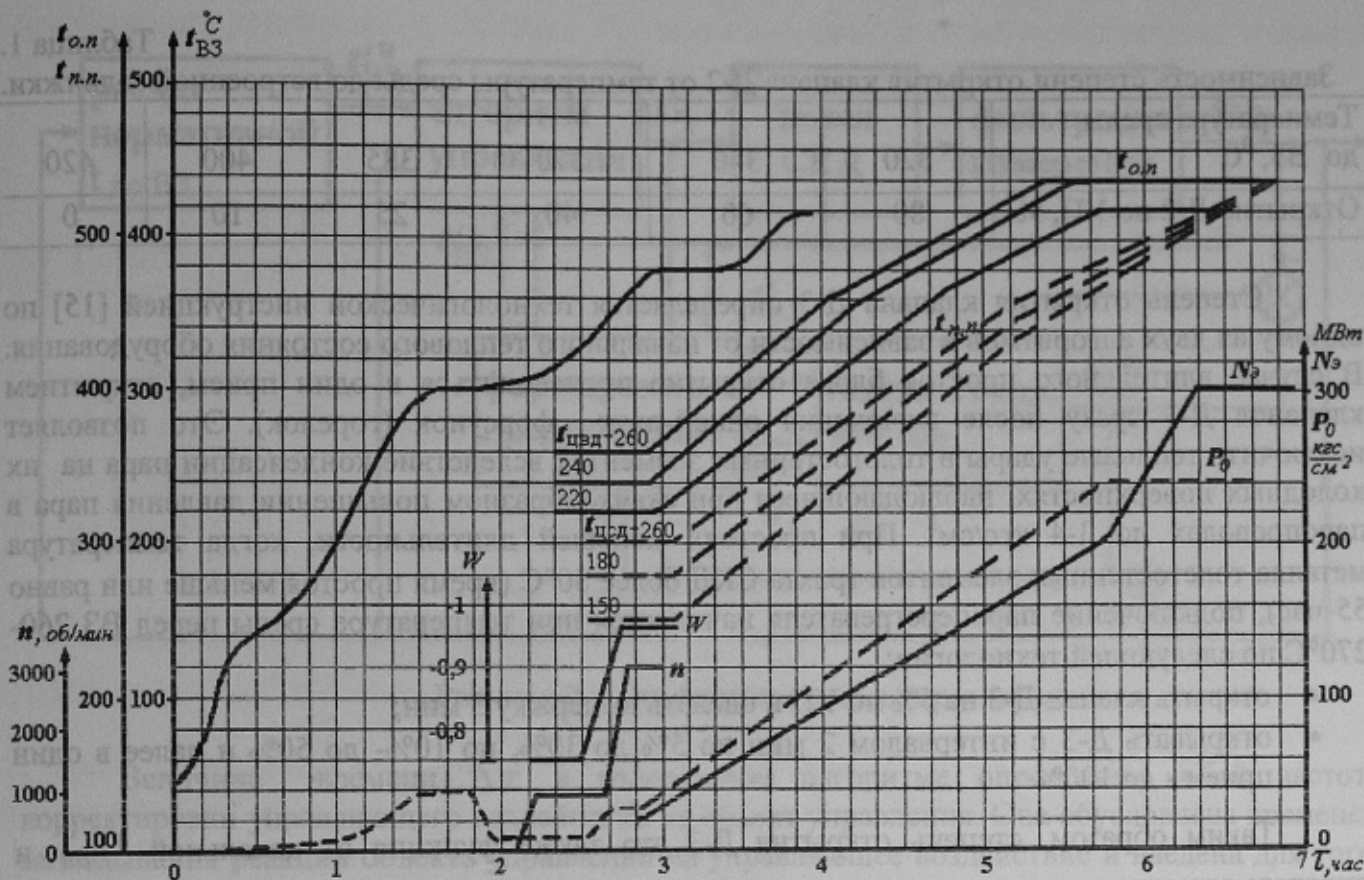


Рисунок 1 – Пример графика-задания на пуск блока.

**Разработка нейросетевой модели.** Для минимизации (3) необходимо иметь возможность моделировать значения  $t_{B3}$  на заданном горизонте управления. Поскольку построение и идентификация феноменологической модели на данный момент затруднительны, целесообразно построить нейросетевую модель процесса. Нейросетевая модель представляет собой зависимость  $t_{B3}$  от предыстории расхода газа  $G_2$ , предыстории самих значений  $t_{B3}$  и от степени открытия клапанов Д-2 и Д-3.

$$t_{B3}^*(k) = NN(G_2(k-1), \dots, G_2(k-s), t_{B3}(k-1), \dots, t_{B3}(k-p), I_{Д-2}(k-1), I_{Д-3}(k-1)), \quad (4)$$

где  $s$  – глубина предыстории по расходу газа,

$p$  – глубина предыстории температуры,

$I_{Д-2}$  и  $I_{Д-3}$  – степень открытия клапана Д-2 и Д-3 соответственно.

Степень открытия клапанов регулируется в зависимости от температурных условий в топке

$$I_{Д-2}(k) = \psi_{Д-2}(t_{B3}(k-1)), \quad (5)$$

$$I_{Д-3}(k) = \psi_{Д-3}(t_{B3}(k-1)). \quad (6)$$

Степень открытия клапанов Д-2 в зависимости от температуры среды перед ВЗ должна соответствовать указанной в таблице 1.

Таблица 1.

Зависимость степени открытия клапана Д-2 от температуры среды до встроенной задвижки.

Температура среды до ВЗ, °С	320	340	370	385	400	420
Открытие Д-2 по УП, %	80	60	40	25	10	0

Степень открытия клапана Д-3 определяется технологической инструкцией [15] по одному из двух алгоритмов в зависимости от начального теплового состояния оборудования. В случае длительного простоя блока открытие производится в один прием, открытием клапанов Д-3 сразу после включения одной-двух форсунок (горелок). Это позволяет исключить тепловые удары в толстостенных элементах вследствие конденсации пара на их холодных поверхностях, наблюдающиеся при скачкообразном повышении давления пара в паропроводах до 3-4 кгс/см<sup>2</sup>. При простоях меньшей длительности, когда температура металла толстостенных элементов тракта СКД более 80°С (время простоя меньше или равно 55 час), подключение пароперегревателя начинается при температуре среды перед ВЗ 260-270°С по следующей технологии:

- открыть клапан Д-3 на 5% по УП и сделать выдержку 5 мин;
- открывать Д-3 с интервалом 2 мин по 5% до 30%, по 10%- до 50% и далее в один прием - до 100%.

Таким образом, степень открытия Д-3 это также функция от начальной  $t_{ЦВД}$  и текущего времени

$$I_{Д-3}(k-1) = \psi_{Д-3}(k, t_{ВЗ}(k), t_{ЦВД}(0)). \quad (7)$$

**Разработка структурной схемы и алгоритма управления.** Алгоритм управления состоит из повторяющихся вычислительных операций между моментами поступления измеряемой информации о переменных состояния объекта. Дадим словесное описание алгоритма.

1. Ожидаем поступления в  $i$ -ый момент времени новой информации об измеряемых параметрах.
2. Выполняем фильтрацию полученного кванта измерений с использованием предыдущих  $k$  значений измеряемых величин.
3. Проверяем величину времени прошедшего с момента предыдущей корректировки управляющего воздействия. Если эта величина меньше некоторой фиксированной величины  $\Delta \tau$ , то переходим на пункт 1.
4. Проверяем на соответствие прогнозируемых оценок состояний объекта управления требуемым по графику-заданию. Если величина отклонения превышает заданное пороговое значение  $\mathcal{E}$ , то возникает необходимость в корректировке управляющего воздействия, иначе переходим к пункту 1.
5. С использованием нейросетевой модели находим новое управляющее воздействие, которое обеспечивает выход состояния объекта на заданный график пуска.
6. Найденный в пункте 5 расход топлива выдаем в качестве задания для реализации.
7. Переходим к пункту 1 алгоритма.

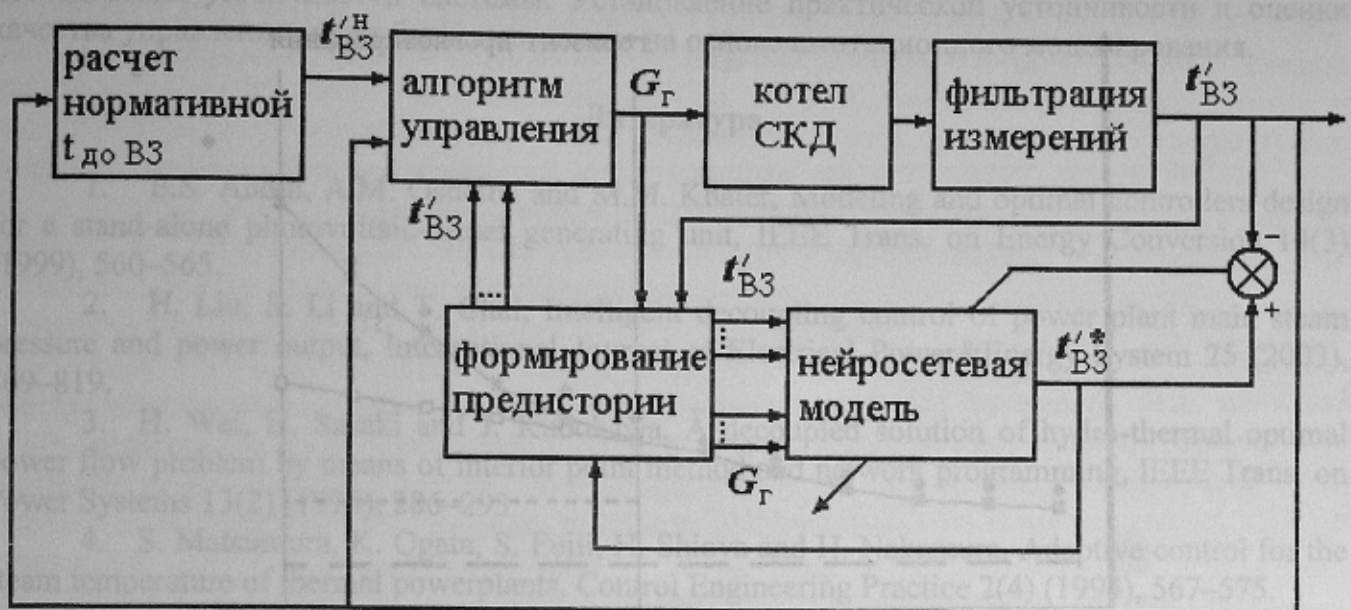


Рисунок 2 – Структурная схема управления.

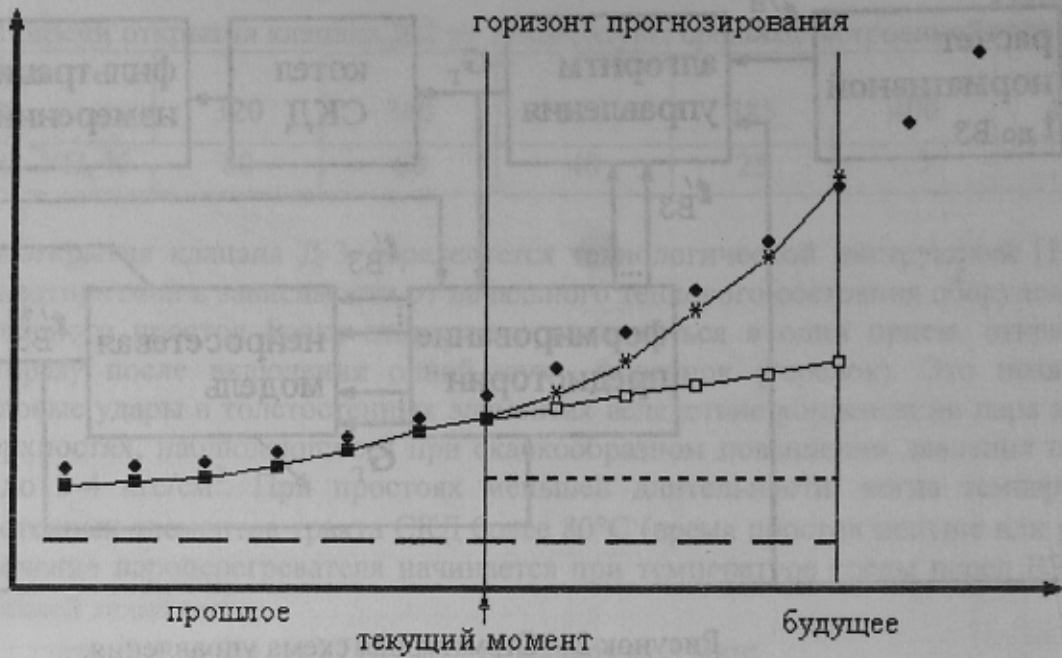
Величина времени  $\Delta \tau$  в изложенном алгоритме определяет собой частоту корректировки управляющего воздействия на объект управления. Она обусловлена временем запаздывания реакции объекта управления на управляющее воздействие и введена для того, чтобы обеспечить получение достоверной информации о завершении переходных процессов, а также с целью ограничения частоты изменения задания для регулятора расхода топлива, что требуется из соображений надежности и устойчивости работы комплекса "регулятор-объект управления". Величина  $\Delta \tau$  определяется на основе анализа динамических характеристик котлоагрегата, полученных в результате экспериментальных исследований. Горизонт прогнозирования  $n$  целесообразно выбирать на несколько тактов измерений больше, чем  $\Delta \tau$ .

Структурная схема системы управления приведена на рис.2. Схема включает в себя возможность подстройки нейросетевой модели. Неадекватность существующей модели может быть обусловлена одним из двух факторов:

- 1) Выход процесса за область параметров, которая была представлена при обучении сети.
- 2) Изменение динамических характеристик элементов конструкции котла как следствие их замены или модернизации.

При переобучении, в первом случае, новый пуск необходимо добавить к уже существующим обучающим наборам, а во втором случае, старые обучающие наборы необходимо удалить и использовать для обучения только последний пуск. Причем в обоих случаях подстройку модели имеет смысл производить лишь по окончании процесса пуска. Это обусловлено не только вычислительной емкостью процесса, но и бесполезностью данных о начальных этапах пуска для последующих этапов. Определение причины неадекватности существующей модели можно выполнять автоматически на основе ошибки обучения при попытке перенастроить модель с учетом нового пуска и всех старых. В случае изменения теплофизических свойств конструкций котла, средняя квадратичная погрешность обучения нейронной сети не сможет достичь достаточного маленького значения.

Для предложенного алгоритма управления осталось решить задачу нахождения оптимального управляющего воздействия. Подставим в целевую функцию (3)  $t_{ВЗ}$  полученную из (4). Получим, что в момент времени  $k$ , целевая функция является функцией



- нормативная температура
- измеряемая температура
- прогнозируемая температура при старом расходе газа
- \* прогнозируемая температура при новом расходе газа
- — — старый расход газа
- — — пересчитанный расход газа

Рисунок 3 – Иллюстрация идеи прогностического управления.

одной переменной – расхода газа в этот момент времени  $G_2$ . Т.е. решение задачи выбора оптимального расхода газа можно свести к нахождению минимума нелинейной функции одной переменной на некотором интервале расхода газа.

$$\min J(G_2), \forall G_2 \in [G_{\min}, G_{\max}] \quad (8)$$

Технология прогностического управления проиллюстрирована на рис.3. В каждый момент времени при помощи нейросетевой модели прогнозируется траектория температуры среды до встроенной задвижки  $t_{B3}$  и сравнивается ее отклонение от нормативного значения. В случае если отклонение на горизонте прогнозирования велико, то рассчитывается новый расход газа, как решение одномерной задачи нелинейного программирования.

**Выводы.** В качестве основной задачи управления в пусковом режиме котла энергоблока в работе рассмотрено выдерживание подъема температуры среды до встроенной задвижки в соответствии с графиком-заданием. В качестве модели процесса предложено использовать нейросетевую модель температуры среды до встроенной задвижки от ее предыстории, истории изменений расхода топлива, состояния клапанов Д-2 и Д-3.

МРС-подход не свободен от недостатков. В частности, могут возникать проблемы с устойчивостью, вызванные конечностью горизонта управления. Конечно, они стоят менее остро, чем при применении обычных линейных систем управления к существенно нелинейной системе, работающей в нескольких операционных режимах. Применение нейросетевой модели в системе управления исключает возможность аналитического

исследования устойчивости системы. Установление практической устойчивости и оценки качества управления могут быть выполнены на основе имитационного моделирования.

### Литература

1. E.S. Abdin, A.M. Osheiba and M.M. Khater, Modeling and optimal controllers design for a stand-alone photovoltaic-diesel generating unit, *IEEE Trans. on Energy Conversion* 14(3) (1999), 560–565.
2. H. Liu, S. Li and T. Chai, Intelligent decoupling control of power plant main steam pressure and power output, *International Journal of Electrical Power & Energy System* 25 (2003), 809–819.
3. H. Wei, H. Sasaki and J. Kubokawa, A decoupled solution of hydro-thermal optimal power flow problem by means of interior point method and network programming, *IEEE Trans. on Power Systems* 13(2) (1998), 286–293.
4. S. Matsumura, K. Ogata, S. Fujii, H. Shioya and H. Nakamura, Adaptive control for the steam temperature of thermal powerplants, *Control Engineering Practice* 2(4) (1994), 567–575.
5. J.A. Barreiros and A.S.E. Silva, A self-tuning generalized predictive power system stabilizer, *International Journal of Electrical Power & Energy System* 20(3) (1998), 213–221.
6. L. Cai and Z. Bien, A multivariable generalized predictive control approach based on T-S fuzzy model, *Journal of Intelligent & Fuzzy Systems* 9(3/4) (2000), 169–189.
7. C.K. Weng and A. Ray, Robust wide-range control of steam electric power plants, *IEEE Trans. on Control Systems Technology* 5(1) (1997), 74–88.
8. K.S. Ray and D.D. Majumder, Fuzzy logic control of a nonlinear multivariable steam generating unit using decoupling theory *IEEE Trans. on Systems, Man, Cybernetics SMC*, 15 (1985), 539–558.
9. Xian-Xia Zhang, Hong-Bo Liu and Shao-Yuan Li, A wide-range operation intelligent coordinated control system for a fossil-fuel power unit, *Journal of Intelligent & Fuzzy Systems* 16, (2005), 181–188.
10. F.A. Alturki and A. Abdennour, Design and simplification of adaptive Neuro-Fuzzy inference controllers for power plants, *International Journal of Electrical Power & Energy System* 21 (1999), 465–474.
11. R. Dimeo and K.Y. Lee, Boiler-turbine control system design using a genetic algorithm, *IEEE Trans. on Energy Conversion* 10(4) (1995), 752–759.
12. R. Garduno-Ramirez, Overall intelligent hybrid control system for a fossil-fuel power unit, *Doctoral Dissertation. The Pennsylvania State University, USA, 2000.*
13. K.J. Astrom and K. Eklund, A simplified non-linear model of a drum-boiler-turbine unit, *International Journal of Control* 16 (1972), 146–169.
14. Stephen Piche, Jim Keeler, Greg Martin, Gene Boe, Doug Johnson and Mark Gerules. *Neural Network Based Model Predictive Control. NIPS'1999 Volume 12, Paper 1029.*
15. Инструкция по пуску и эксплуатации энергоблока 300 МВт. - МЭЭ ПЭО "ДОНБАССЭНЕРГО", 1992. - 81 с.
16. Афанасьев Н.Н., Панасовский О.Г., Курьшко Г.И., Рудый М.И., Гонобоблев А.С., Шамонин Е.П. О формировании и выдерживании графика-задания подъема температуры среды перед ВЗ при пуске моноблока сверхкритического давления. // "Энергетика и электрификация", 1997, №3, с.4-9.
17. Дзюба А.В., Ткаченко А.В. Основные задачи управления котлоагрегатом сверхкритического давления в различных режимах функционирования. // Наукові праці Донецького державного технічного університету. Сер. обчислювальна техніка та автоматизація, випуск 90. – Донецьк: ДонНТУ. – 2005, с. 119-126.