



УДК 004.896

МОНИТОРИНГ КАЧЕСТВА АВТОМАТИЗИРОВАННОГО УПРАВЛЕНИЯ ТЕХНОЛОГИЧЕСКИМИ ЛИНИЯМИ ПРОКАТА ЛИСТОВОЙ СТАЛИ

Тимофеев В.А., Самер Лага

Харьковский национальный университет радиоэлектроники

В статье рассматривается подход к мониторингу качества управления технологическими процессами проката листовой стали с применением нейросетевой модели. Разработан метод диагностики состояния линии травления полосового проката с использованием индекса качества, определяемого с помощью нейросетевой модели. Первый шаг предлагаемой процедуры состоит в определении класса качества продукции в соответствии с выходной динамикой техпроцесса. Вторым шагом является построение имитационной модели. Оптимальное качество продукции соответствует минимальному метрическому расстоянию между средним значением оптимального остатка и его фактическим значением. Полученные зависимости позволяют оценивать состояние травильного агрегата без его останковки. Результаты моделирования подтверждают эффективность применения предложенного подхода для получения гарантированной точности идентификации и уменьшения отклонения выходных параметров от заданных значений.

Ключевые слова: качество управления, анализ остатков, нейросетевая модель, прокат листовой стали.

Введение. Одним из перспективных путей повышения эффективности непрерывных широкополосных станов прокатки является совершенствование систем автоматизированного управления ключевыми стадиями, определяющими качество выпускаемой продукции – стального проката.

Мониторинг качества работы контуров регулирования процессов производства холоднокатанной листовой стали является нетривиальной задачей, решение которой может быть основано на анализе средних значений и отклонений остатков (ошибок управления) [1]. Остатки определим, как разность между оптимальным и реальным значениями регулируемого выходного параметра. Если отклонение (взвешенное значение остатков на некотором временном интервале) превышает порог, то диагностируется сбойная (нештатная) ситуация. Такой процесс может быть реализован с помощью процедуры обнаружения нештатных ситуаций (ОНС), которая предполагает получение данных от датчиков и их предварительную обработку для выявления и классификации диагностирующих симптомов. Если отклонение (взвешенное значение остатков на некотором временном интервале) превышает порог, то диагностируется сбойная (нештатная) ситуация. Такой процесс может быть реализован с помощью двухшаговой процедуры обнаружения нештатных ситуаций (ОНС). Обнаружение нештатных ситуаций предполагает получение данных от датчиков и их предварительную обработку для выявления и классификации диагностирующих симптомов. Регистрируемая последовательность сигнатурных значений таких симптомов может далее использоваться другой моделью, которая принимает во внимание значимость дефектов и вероятность отказа. *Целью статьи* является разработка алгоритма мониторинга качества управления технологическими линиями проката листовой стали и нейросетевое моделирование рассматриваемого подхода (применительно к управлению процессом травления).

Алгоритм обнаружения нештатных ситуаций с применением индекса качества. Процедура ОНС основана на анализе остатков, которые определяются разностью выходов моделей для нормальных и нештатных ситуаций. При оценке качества используется метрическое расстояние между статистическими данными о процессе и их влиянием на качество продукции. Оптимальный режим работы задают для оптимизации качества продукции; корреляция между ними рассчитывается с применением ИНС. Рис. 1 иллюстрирует принцип обнаружения и диагностики нештатных ситуаций, а также оценивания качества управления процессом, в соответствии со значимостью остатков.



Первый шаг предлагаемой процедуры состоит в определении класса качества поверхности стальной полосы в соответствии с выходной динамикой процесса. Стабильность такой динамики свидетельствует о высоком качестве прокатной продукции. Вторым шагом является построение имитационной модели. Оптимальное качество продукции соответствует минимальному метрическому расстоянию между средним значением оптимального остатка и его фактическим значением. Затем определяется вид функциональной зависимости между значимостью дефекта, найденной по остаткам, и влиянием дефекта на производственные отказы. Статистические свойства остатков обычно используют как инструмент для диагностики. Последствия возникновения дефектов в смысле их влияния на качество стального проката зависят от динамических изменений остатков. Рассмотрим вопросы адаптивного вычисления средних значений остатков и их отклонений, которые коррелированы с коэффициентом качества прокатной продукции.

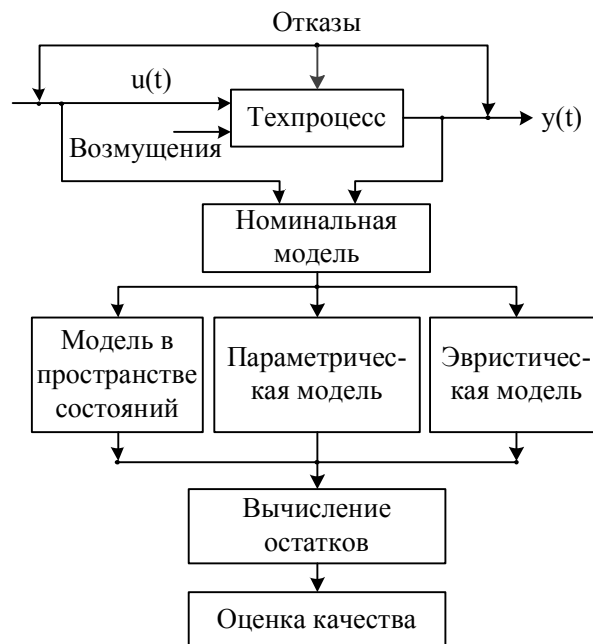


Рисунок 1 – Принцип оценивания качества с использованием остатков

Процедура локальной диагностики основана на адаптивном методе расчета средних значений остатков и их отклонений. Средние значения каждой суммарной статистики обновляются по следующему правилу:

$$\bar{x}_n = \lambda \bar{x}_{n-1} + (1 - \lambda)x_n, \quad (1)$$

где \bar{x}_n – рассчитанное по n точкам среднее значение остатка; x_n – данные для новой точки; λ – фильтрующий коэффициент, который для рассматриваемого далее модельного примера принимается равным 0.5.

Величина отклонения для каждой суммарной статистики рассчитывается рекурсивно как среднеквадратическое отклонение:

$$\sigma_n = \sqrt{(\sigma_{n-1})^2 \left[\frac{n-2}{n-1} \right] + \frac{1}{n} (x_n - \bar{x}_{n-1})^2}, \quad (2)$$

где σ_n – среднеквадратическое отклонение, рассчитанное по n точкам; \bar{x}_{n-1} – предыдущее среднее значение. При моделировании можно использовать 10 точек. Рассчитанные относительные изменения средних значений остатков и их отклонений могут быть использованы в качестве входных сигналов нейронной сети при оценивании



коэффициента качества прогноза и классификации (Q_n). Этот коэффициент предлагается вычислять следующим образом:

$$Q_n(t) = F_{ИНС}(\sigma_n(t), \bar{x}_n(t)), \quad (3)$$

где $F_{ИНС}$ – нейросетевая модель; $\sigma_n(t)$ и $\bar{x}_n(t)$ – соответственно среднеквадратичное отклонение и среднее значение остатка в рабочем окне n .

Качественное выделение признаков основано на определении тренда информации. Анализ тренда и прогнозирование – важные компоненты процесса мониторинга и супервизорного (диспетчерского) управления. Моделирование тренда может быть использовано для диагностики сбоев и предсказания будущих состояний. Статистические свойства остатков $\varepsilon(t)$ можно использовать как инструмент для оценивания качества. Для этого обычно применяют несколько индексов качества, характеризующих динамику остатков. Остаток должен быть нормированным по отношению к оптимальному режиму работы. Используя модель процесса и новые входные данные, соответствующие разным состояниям процесса, можно получить графики изменения остатков. Качество проката зависит от динамики изменения длины петли, так как эти изменения могут привести к деформации металлического листа и к перетраву или недотраву стальной полосы. Определим индекс качества Q как функцию от среднего значения и дисперсии остатка:

$$Q = f(\bar{\varepsilon}, \sigma_\varepsilon) = \alpha \bar{\varepsilon} + \beta \sigma_\varepsilon, \quad (4)$$

где

$$\bar{\varepsilon} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \varepsilon_i, \quad (5)$$

$$\sigma_\varepsilon = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\varepsilon_i - \bar{\varepsilon})^2}, \quad (6)$$

где α и β – постоянные коэффициенты.

В структуре модели индекс качества, как функция свойств остатка, определяется уравнением (3). Очевидно, что сбои оборудования приводят к прямым или косвенным потерям качества продукции. В общем случае, технологический процесс осуществляется с применением целого ряда технологических блоков. При этом производственный цикл может быть ориентирован на различные режимы работы технологической линии. Качество конечной продукции зависит от текущего состояния этих блоков. Мы предполагаем, что общее состояние линии или состояние каждого блока j можно определить по значению остатка $\varepsilon_j(t)$. Последствия изменения качества на j -м шаге техпроцесса обозначим как $q_j(t)$.

Глобальный индекс качества $Q(t)$ является сложной функцией от $q_j(t)$. Мы рассматриваем лишь часть техпроцесса травления листовой стали, связанную с возможностью возникновения сбоев, определяемых остатком $\varepsilon(t)$, и вызывающих опасность механической деформации стальной полосы.

Нейросетевая диагностика качества управления длиной петли стальной полосы в травильных ваннах. Рассмотрим задачу диагностики качества управления длиной петли стальной полосы в травильных ваннах с применением процедуры ОНС. Процесс движения стальной полосы описывается нейросетевой критической моделью [2]. Управление травлением осуществляется путем изменения скорости вращения V_{s1} в соответствии с заданной скоростью V_{s2} . Выходными переменными регуляторов скорости (1) и (2) являются, соответственно, измеряемые скорости вращения V_{r1} и V_{r2} ,



а выходной переменной всей замкнутой системы управления является измеряемая длина петли L_{Π} . Анализ данных показывает, что ограниченные возможности управления скоростью вращения механизма (1) не позволяют поддерживать требуемую производительность линии. Целесообразно осуществить моделирование процесса диагностики неисправностей с помощью ИНС, обучаемой на реальных данных техпроцесса. Особый интерес представляет построение динамической модели, отражающей зависимость между измеряемой длиной петли, реальными скоростями и задающими воздействиями для регуляторов скорости механизмов вращения (1) и (2). Рассмотрим следующую структуру такой модели:

$$L_{\Pi}(t) = F_{\text{ИНС}} [L_{\Pi}(t-1), L_{\Pi}(t-2), V_{r1}(t-1), V_{r1}(t-2), V_{r2}(t-1), V_{r2}(t-2), V_{s1}(t), V_{s2}(t)], \quad (7)$$

где $F_{\text{ИНС}}$ – структура ИНС, полученная в процессе обучения по данным для нормальных режимов работы технологической линии. Ошибка работы системы управления длиной петли определяется разностью:

$$\varepsilon(t) = L_{\Pi}(t) - \hat{L}_{\Pi}(t), \quad (8)$$

где $L_{\Pi}(t)$ и $\hat{L}_{\Pi}(t)$ – текущие значения реальной и заданной длины петли.

В нормальном режиме $\varepsilon(t) \in D_{\text{норм}}$, $D_{\text{норм}}$ – допустимая область, которая обеспечивает оптимальное качество проката; $\varepsilon(t)$ – нормально распределенная величина, характеризуемая средним значением $\bar{\varepsilon}$ и дисперсией σ . Нештатная ситуация характеризуется попаданием величины $\varepsilon(t)$ в недопустимый диапазон $D_{\text{сб.}}$, т.е. $\varepsilon(t) \in D_{\text{сб.}}$. Переход процесса в такой режим вызывает соответствующие структурные и параметрические изменения рассматриваемой модели, т.е.:

$$\Delta F_{\text{ИНС}} = F_{\text{ИНС}}^{\text{сб.}} - F_{\text{ИНС}}, \quad (9)$$

где $F_{\text{ИНС}}^{\text{сб.}}$ – модель для нештатных (сбойных) ситуаций.

Если $\lim_{t \rightarrow 0} \Delta F_{\text{ИНС}} \rightarrow 0$, то ошибка является устранимой в установившемся состоянии; если $\lim_{t \rightarrow 0} \Delta F_{\text{ИНС}} \rightarrow \Delta F_{\text{ИНС}}^0$, то ошибка является статической. Изменения $\Delta F_{\text{ИНС}}$ вызывают эквивалентные изменения остатка, что оказывает соответствующее влияние на качество проката. Структура и процесс обучения ИНС были заданы при следующих параметрах: размерности вектора входа и вектора выхода – 3 и 1 соответственно; количество слоев – 2; количество нейронов в первом и выходном слоях – 8 и 1 соответственно; импульс – $\alpha = 0.65$; скорость обучения – $\eta = 0.75$. По модели процесса и новым входным данным для разных состояний процесса были получены графики изменения остатков (рис. 2).

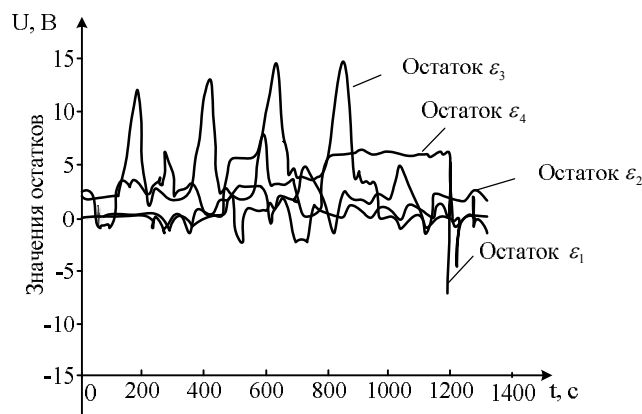


Рисунок 2 – Состояние остатков



Качество проката оценивалось по значению индекса качества Q , заданного как функция от среднего значения и дисперсии остатка. Очевидно, что сбои оборудования приводят к прямым или косвенным потерям качества продукции. В общем случае, технологический процесс содержит ряд технологических блоков. Качество конечной продукции зависит от текущего состояния этих блоков. Общее состояние линии или состояние каждого блока j можно определить по значению остатка $\varepsilon_j(t)$. Последствия изменения качества на j -м шаге техпроцесса обозначим как $q_j(t)$. Глобальный индекс качества $Q(t)$ является сложной функцией от $q_j(t)$. Мы рассматриваем лишь часть техпроцесса травления листовой стали, связанную с возможностью возникновения сбоев, определяемых остатком $\varepsilon(t)$, и вызывающих опасность механической деформации стальной полосы. Тестирование оценок качества осуществляются по новым наборам данных. Результаты тестирования для различных режимов приведены на рис. 3.

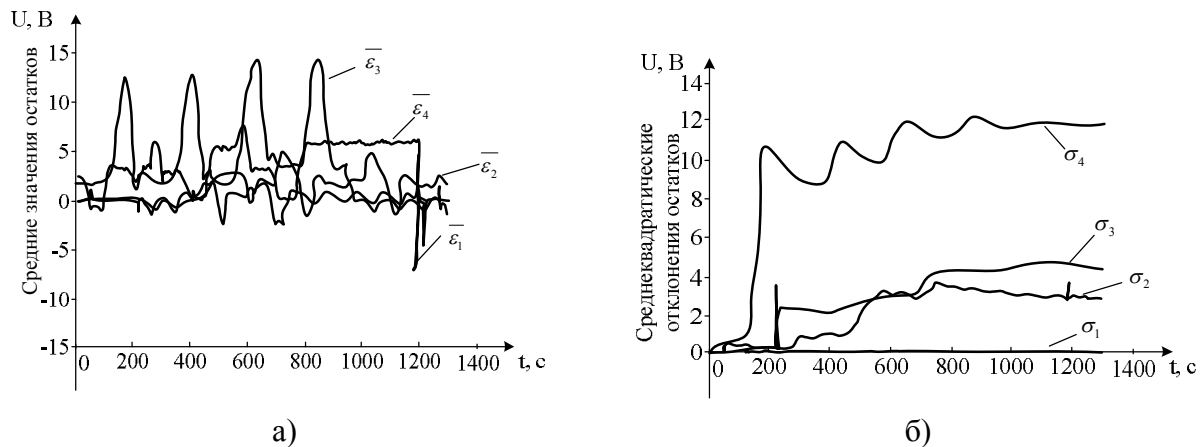


Рисунок 3 – Оценка качества продукции: адаптация средних значений $\bar{\varepsilon}_n$ остатков – а); адаптация среднеквадратического отклонения σ_n остатков – б); расчетные и измеренные значения индекса качества Q_n

Выводы. Очевидно, что индекс качества зависит от колебаний стальной петли, определяемых статистическими свойствами (например, $\bar{\varepsilon}_n$ и σ_n). Индекс качества Q_n является индикатором, который классифицирует локальный дефект качества в рабочем окне n . Последствия возникновения сбоев оборудования и их влияние на качество продукции могут быть оценены путем анализа исходных данных и результатов моделирования. Полученные зависимости между статистическими характеристиками данных и индексом качества позволяют оценить текущее состояние линии без ее останова, что в итоге сокращает общую стоимость обслуживания рассматриваемого технологического комплекса.

Перспективой дальнейших исследований является проведение дополнительного тестирования предложенных моделей в различных режимах и обоснование целесообразности их включения в структуру компьютерной автоматизированной системы управления технологическим процессом травления.

СПИСОК ИСПОЛЬЗОВАННОЙ ЛИТЕРАТУРЫ

1. Осовский С. Нейронные сети для обработки информации / С. Осовский. – М. : Финансы и статистика, 2002. – 344 с.
2. Илюнин О. О. Система нечеткого управления травлением стали с компараторной идентификацией дефектов проката / О. О. Илюнин, А. А. Шамраев, С. Г. Удовенко, А. И. Лазарев // Системні технології. – 2011. – № 3 (86). – С. 151-159.



Тимофеев В.А., Самер Лага МОНІТОРИНГ ЯКОСТІ АВТОМАТИЗОВАНОГО КЕРУВАННЯ ТЕХНОЛОГІЧНИМИ ЛІНІЯМИ ПРОКАТА ЛИСТОВОЇ СТАЛІ

У статті розглядається підхід до моніторингу якості управління технологічними процесами прокату листової сталі із застосуванням нейромережевої моделі. Розроблено метод діагностики стану лінії травлення смугового прокату з використанням індексу якості, який розраховується за допомогою нейромережевої моделі. Перший крок запропонованої процедури полягає у визначенні класу якості продукції згідно з вихідною динамікою техпроцесу. Другим кроком є побудова імітаційної моделі. Оптимальна якість продукції відповідає мінімальній метричній відстані між середнім значенням оптимального залишку та його фактичним значенням. Отримані залежності дозволяють оцінювати стан травильного агрегату без його зупинки. Результати моделювання підтверджують ефективність застосування запропонованого підходу для отримання гарантованої точності ідентифікації та зменшення відхилення вихідних параметрів від заданих значень.

Ключові слова: якість управління, аналіз залишків, нейромережева модель, прокат листової сталі.

Timofeev V.A., Samer Laga MONITORING OF QUALITY OF THE AUTOMATED CONTROL BY TECHNOLOGICAL LINES OF PICKLING OF BAND STEEL

In this paper the approach to process control rolling strip steel using diagnosis neural network was considered. An approach to automated control of metal loop length in pickling bath was proposed. A method for diagnosing the state of pickling line using quality index, which is determined by using the neural network model was designed. The first step of the offered procedure consists of determination of class of quality of products in accordance with the output dynamics of process. The second step is a construction of simulation model. Optimal quality of products corresponds to minimum metrical distance between the mean value of optimal remain and his actual value. Obtained dependencies allow assessing the condition of the pickling unit without it stopping. The simulation results confirm the effectiveness of the proposed method to obtain the guaranteed accuracy of identification and reduce the deviation of output parameters from preset values.

Key words: control quality, analysis of bits, neural network model, pickling of band steel.

Статтю прийнято
до редакції 10.06.14.