

Внедрение нейросетевого регулятора в систему управления орошения конденсатора холодильной установки, расположенной на хоккейном стадионе

Корнюшкин Дмитрий Александрович

Санкт-Петербургский государственный университет телекоммуникаций им. проф.

М.А. Бонч-Бруевича, Россия, Санкт-Петербург, kornyushkin_98@mail.ru

Аннотация. В статье рассматривается возможность внедрения нейросетевого регулятора в систему управления процессом орошения конденсаторов холодильных установок, используемых на хоккейных стадионах. Актуальность исследования обусловлена необходимостью повышения энергоэффективности и надежности работы систем охлаждения, обеспечивающих поддержание оптимальных температурных условий льда на арене. Традиционные методы регулирования процесса орошения обладают рядом недостатков, таких как сложность настройки параметров системы и низкая адаптивность к изменяющимся условиям эксплуатации. Целью работы является разработка и внедрение нейросетевой модели, способной автоматически регулировать процесс орошения конденсаторов в зависимости от текущих внешних факторов, включая температуру окружающей среды, влажность воздуха и нагрузку на холодильную установку. Для достижения этой цели были проведены теоретические исследования, направленные на анализ существующих методов регулирования, а также экспериментальные испытания разработанной нейросети на реальном объекте. В ходе исследования была разработана архитектура нейронной сети, включающая несколько слоев перцептронов, обученных на данных о работе холодильной установки за определенный период времени. Были рассмотрены различные подходы к обучению нейросети, включая использование алгоритмов обратного распространения ошибки и метода градиентного спуска. Экспериментальная часть работы показала высокую точность предсказания оптимальной стратегии орошения при различных условиях эксплуатации. Нейросеть LSTM была выбрана благодаря ее способности учитывать временные зависимости и адаптироваться к изменяющимся условиям эксплуатации. Модель обучалась на исторических данных о работе холодильной установки, включая параметры температуры окружающей среды, нагрузки на установку и характеристики теплоносителя. В ходе обучения нейросети были использованы методы градиентного спуска и регуляризации для предотвращения переобучения. Результаты экспериментов показали, что внедрение нейросетевого регулятора позволило значительно улучшить точность поддержания заданных параметров системы охлаждения, а также снизить энергопотребление холодильной установки. Кроме того, было отмечено уменьшение времени отклика системы на изменения внешних условий, что особенно важно при проведении спортивных мероприятий на хоккейном стадионе.

Ключевые слова: обучение нейросетевого регулятора, система орошения, холодильные системы, архитектура нейросетевого регулятора

Цитирование: Корнюшкин Д.А. Внедрение нейросетевого регулятора в систему управления орошения конденсатора холодильной установки, расположенной на хоккейном стадионе / Д.А.Корнюшкин // Информационные и математические технологии в науке и управлении, 2025, – № 3 (39). – С. 114-123. – DOI:10.25729/ESI.2025.39.3.010.

Введение. В реализованной модели информационного обеспечения комплекса разнородных систем управления спортивного сооружения подсистема орошения конденсатора предназначена для снижения температуры воздуха перед теплообменником. Качество и стабильность процесса орошения конденсатора напрямую влияют на эффективность охлаждения теплообменной поверхности, что особенно важно в условиях высоких температур и влажности, характерных для многих регионов России.

В основу работы системы орошения, расположенной на хоккейной арене положен физический принцип понижения температуры воздуха при адиабатическом увлажнении. При адиабатическом увлажнении температура воздуха может быть понижена примерно на 10°C, а это, в свою очередь, позволяет увеличить энергоэффективность холодильной машины примерно на 30%. Суть испарительного охлаждения заключается в способности потока

воздуха абсорбировать воду, распыляемую под высоким давлением (рисунок 1). При этом испаряющаяся вода поглощает теплоту из наружного воздуха, и тем самым снижает его температуру [1].

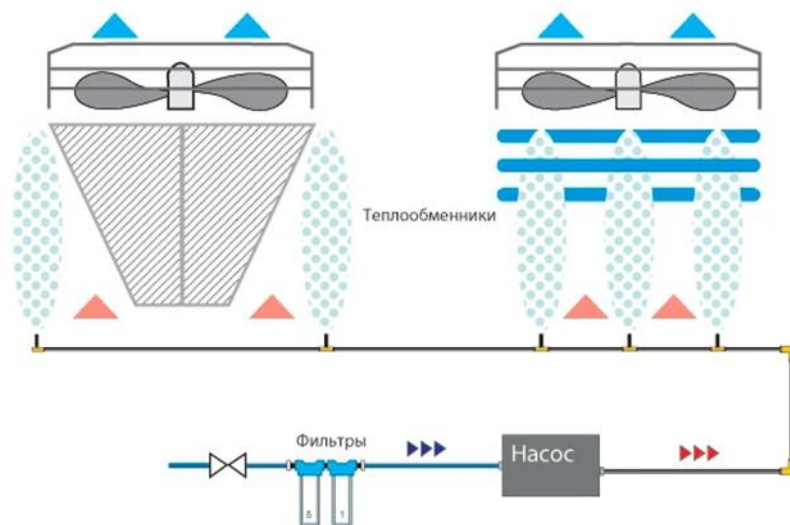


Рис.1. Принцип поверхностного охлаждения выносного конденсатора

Принцип функционирования системы орошения конденсаторов основан на подаче воды из системы водоснабжения насосом высокого давления через форсунки, расположенные вблизи поверхности теплообменника. Распылённая мелкодисперсная водная взвесь испаряется, абсорбируя тепловую энергию поступающего воздушного потока. Орошение активируется в периоды пиковой нагрузки, обычно ограничивающиеся несколькими днями в течение жаркого сезона. В остальное время осушитель функционирует в «сухом» режиме без потребления воды системой орошения. Сухой режим поддерживается до тех пор, пока температура окружающей среды остаётся достаточной для обеспечения требуемого уровня холодопроизводительности и температурных показателей хладагента. Когда температура окружающей среды превышает критическое значение, система орошения автоматически переключает осушитель в режим «генерации влаги» и позволяет поддерживать температуру теплоносителя на уровне, сопоставимом, или даже ниже температуры окружающей среды, обеспечивая при этом значительное повышение энергетической эффективности [2]. Система управления динамически корректирует скорость вращения вентиляторов осушителя и интенсивность подачи распыляемой воды в соответствии с текущими условиями работы.

Архитектура нейросетевого регулятора. Для решения задачи управления системой орошения конденсатора холодильной установки, расположенной на хоккейном стадионе, используется специализированная архитектура НР. Эта система обеспечивает оптимальное управление процессом орошения, учитывая множество факторов, таких, как температура окружающей среды, влажность воздуха, нагрузка на систему охлаждения. В данном случае наиболее эффективной архитектурой для управления системой орошения может стать рекуррентная нейронная сеть LSTM (долговременная/краткосрочная память). Долговременная краткосрочная память отлично справляется с задачами обработки временных рядов и способна учитывать долгосрочную зависимость между событиями, что критично при управлении сложными динамическими системами, такими, как холодильные установки [3].

Основные компоненты архитектуры:

1. Входной слой (X_{t-1} , X_t , X_{t+1}) – этот слой принимает данные от датчиков, измеряющих температуру окружающего воздуха, относительную влажность, нагрузку на компрессор, температуру конденсации и другие важные параметры (рисунок 2).

2. Скрытые слои (h_{t-1} , h_t , h_{t+1}) – это основная часть сети, состоит из одного или нескольких слоев-ячеек (рисунок 2). Эти ячейки позволяют обрабатывать временные последовательности данных и сохранять информацию о предыдущих состояниях системы.

3. Внутреннее состояние (A) – это долгосрочная "память" ячейки, которая сохраняет информацию в течение времени, изображена верхней горизонтальной стрелкой, проходящей через ячейку (рисунок 2).

4. Ворота забывания контролируют, какие данные из внутреннего состояния следует сохранить или исключить, представлены сигмоидной функцией активации " σ ", влияющей на внутреннее состояние A (рисунок 2).

5. Ворота входа определяют, какие новые данные нужно добавить к внутреннему состоянию, также включают сигмоидную функцию " σ " и функцию активации " $\tanh$ ", которая помогает создать новые значения для обновления состояния A (рисунок 2).

6. Ворота выхода регулируют, какая часть информации из внутреннего состояния будет использоваться в качестве скрытого состояния и на выходе. Обозначены сигмоидной функцией " σ " в центральной части ячейки (рисунок 2) [3].

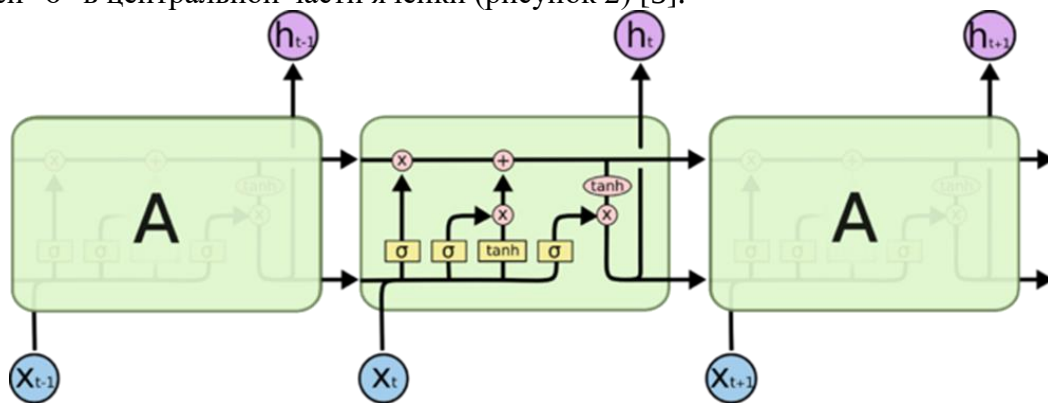


Рис. 2. Основные компоненты LSTM-ячейки

Традиционная LSTM с вентилями забывания $c_0 = 0$ и $h_0 = 0$ (о обозначает произведение Адамара):

$$\begin{aligned} f_t &= \sigma_g(Wf x_t + Uf h_{t-1} + b_f), \\ i_t &= \sigma_g(Wi x_t + Ui h_{t-1} + b_i), \\ o_t &= \sigma_g(Wo x_t + Uo h_{t-1} + b_o), \\ c_t &= f_t \circ c_{t-1} + i_t \circ \sigma_c(Wc x_t + Uch_{t-1} + b_c), \\ h_t &= o_t \circ \sigma_h(c_t), \end{aligned}$$

где x_t – входной вектор; h_t – выходной вектор; c_t – вектор состояний; W , U и b – матрицы параметров и вектор; f_t – вектор вентиля забывания, вес запоминания старой информации; i_t – вектор входного вентиля, вес получения новой информации; o_t – вектор выходного вентиля, кандидат на выход; σ_g – функция активации на основе сигмоиды; σ_c – функция активации на основе гиперболического тангенса; σ_h – функция активации на основе гиперболического тангенса.

Прогнозирование режимов работы системы орошения конденсатора при помощи LSTM сетей. Ячейка LSTM берет предыдущее состояние памяти c_{t-1} и выполняет поэлементное умножение с вентилем забывания f_t , чтобы определить, присутствует ли состояние памяти c_t . Если значение вентиля забывания равно 0, то предыдущее состояние памяти полностью забывается, иначе значение вентиля забывания равно 1, тогда предыдущее состояние памяти полностью передается в ячейку:

$$c_t = c_{t-1} \cdot f_t$$

$$c_t = c_t + (i_t \cdot c_t')$$

$$H_t = \tanh c_t$$

Для оценки точности прогнозов, сделанных с использованием LSTM (Long Short-Term Memory) сетей, была использована среднеквадратичная ошибка. Эта метрика позволила количественно оценить, насколько хорошо модель предсказывает значения по сравнению с реальными данными.

Для оценки точности прогнозов, сделанных с использованием LSTM (Long Short-Term Memory) сетей, была использована среднеквадратичная ошибка. Эта метрика позволила количественно оценить, насколько хорошо модель предсказывает значения по сравнению с реальными данными.

Среднеквадратичная ошибка MSE (Mean Squared Error) – это среднее значение квадратов разностей между предсказанными и фактическими значениями. Формула для MSE [3]:

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (Y_i - \tilde{Y}_i)^2$$

где:

N – количество наблюдений в выборке,

Y_i – фактическое значение,

$\tilde{Y}_i$ – предсказанное значение.

Преимуществом MSE является чувствительность к ошибкам, MSE учитывает не только наличие ошибок, но и их величину, что делает метрику более чувствительной к большим ошибкам. Также MSE является дифференцируемой функцией, что делает ее удобной для оптимизации с использованием методов градиентного спуска.

MSE является предпочтительной метрикой для оценки точности прогнозов в задачах регрессии, таких, как прогнозирование режимов работы системы орошения конденсатора на хоккейной арене, благодаря своей чувствительности к большим ошибкам, удобству оптимизации и простоте интерпретации.

Ниже приведена часть листинга LSTM кода, написанного для внедрения системы на объекте исследования (листинг 1).

Листинг 1. Часть LSTM кода

```
# Архитектура LSTM
regressor = Sequential()
regressor.add(LSTM(units=50, return_sequences=True,
input_shape=(X_train.shape[1],1)))
regressor.add(Dropout(0.2))
regressor.add(LSTM(units=50, return_sequences=True))
regressor.add(Dropout(0.2))
regressor.add(LSTM(units=50, return_sequences=True))
regressor.add(Dropout(0.2))
regressor.add(LSTM(units=50))
regressor.add(Dropout(0.2))
regressor.add(Dense(units=1))
# Компилирование RNN
regressor.compile(optimizer='rmsprop',loss='mean_squared_error')
regressor.fit(X_train,y_train,epochs=50,batch_size=32)
# Подготовка тестового набора аналогично обучающему – для 60 целых наборов есть 60
предыдущих значений, которые невозможно получить без остальных, параметр – High
dataset_total =
pd.concat((dataset["High"][:'2021'],dataset["High"]['2022:']),axis=0) inputs =
dataset_total[len(dataset_total)-len(test_set) - 60:].values
inputs = inputs.reshape(-1,1) inputs = sc.transform(inputs)
# Подготовка и прогнозирование
X_test = []
for i in range(60,311): X_test.append(inputs[i-60:i,0])
```

```

X_test = np.array(X_test)
X_test = np.reshape(X_test, (X_test.shape[0],X_test.shape[1],1))
predicted_stock_price = regressor.predict(X_test) predicted_stock_price =
sc.inverse_transform(predicted_stock_price)

# Визуализация результатов
plot_predictions(test_set,predicted_stock_price)
# Оценка модели
return_rmse(test_set,predicted_stock_price)

```

Процесс обучения. Процесс обучения нейросетевого регулятора для данной задачи проходит следующим образом. На первом этапе собираются все имеющиеся исторические данные о работе холодильной установки, полученные в ходе эксплуатации. Эти данные включают в себя показания датчиков температуры, влажности, нагрузки на компрессоры, расхода воды и других параметров [4]. Собранные данные очищаются от шумов и аномалий, нормализуются и приводятся к одному масштабу, также используется метод разбиения данных на окна для учета временных зависимостей. Все собранные данные делятся на три набора: тренировочный набор, проверочный набор и тестовый набор. Тренировочный набор используется непосредственно для обучения модели, проверочный – для оценки качества обучения на каждом этапе, а тестовый – для финальной проверки производительности после завершения обучения. Для оптимизации работы сети выбирается функция потерь, которая оценивает разницу между реальными данными и прогнозируемыми значениями. Обычно для таких задач используется среднеквадратичная ошибка [5].

На каждой итерации алгоритм обновляет веса сети таким образом, чтобы минимизировать ошибку на проверочном наборе. Это продолжается до тех пор, пока ошибка не станет достаточно малой или не достигнет заданного уровня точности. После завершения обучения модель тестируется на тестовом наборе данных. Оцениваются различные метрики, такие, как точность, стабильность и способность адаптироваться к изменениям условий эксплуатации.

Если результаты тестирования удовлетворительны, модель внедряется в реальную систему управления. Возможно проведение дополнительных настроек и калибровок для достижения наилучших результатов в условиях реальной эксплуатации.

Алгоритм принятия решений основан на текущих показаниях датчиков и исторических данных, полученных в ходе эксплуатации спортивного объекта, НР принимает решение о включении или выключении системы орошения, изменении частоты вращения вентиляторов и подаче воды. Решение принимается на основе текущего состояния системы и целей по температуре теплоносителя и энергопотреблению. Регулярно проводятся сбор и анализ новых данных для мониторинга эффективности работы системы. Периодически производится тренинг модели на новых данных для адаптации к меняющимся условиям эксплуатации [6].

Рассмотрим сценарий, при котором температура окружающего воздуха 23°C, а температура теплоносителя колеблется около 20°C. Вентиляторы работают на 70% своей полной мощности, а система орошения конденсатора пока выключена. В течение дня температура окружающей среды начинает расти и достигает 30°C. Нейросетевой регулятор фиксирует резкое возрастание температуры и увеличение нагрузки на систему, и НР принимает решение включить систему орошения [7]. Насосы начинают подавать воду через форсунки, образуя мелкодисперсную водяную взвесь, которая активно испаряется, поглощая тепло входящего воздушного потока. В результате температура теплоносителя плавно понижается до 19°C, и нейросеть начинает корректировку параметров, чтобы вернуть температуру теплоносителя к норме 20°C. НР уменьшает подачу воды, оптимизируя расход воды во время работы системы [8].

Экономическое обоснование. Внедрение нейросетевого регулятора в систему управления орошением конденсатора AFS холодильного оборудования на хоккейной арене в России является экономически эффективным и целесообразным решением [9] по следующим причинам.

1. Снижение энергопотребления:

- До внедрения среднее потребление электроэнергии насосами в российских условиях составляло около 180 кВт/ч в сутки.
- После внедрения потребление электроэнергии сократилось на 20%, потребление составляет 144 кВт/ч в сутки.
- Годовая экономия при средней стоимости электроэнергии в России 4,72 рубля/кВт·ч, годовая экономия составит примерно 180000 рублей.

2. Уменьшение водопотребления:

- До внедрения средний расход воды составлял 600 м³ в сутки.
- После внедрения расход воды сократился на 15%, средний расход составляет 510 м³ в сутки.
- Годовая экономия при средней стоимости воды в России 36,29 рублей/м³ составит около 240 000 рублей.

3. Повышение стабильности температуры льда:

- До внедрения колебания температуры льда составляли $\pm 2^{\circ}\text{C}$ вокруг целевого значения.
- После внедрения колебания температуры льда сократились до $\pm 0.5^{\circ}\text{C}$.
- Результат: Улучшенная стабильность температуры льда увеличивает срок службы оборудования и уменьшает риски повреждения поверхности льда, что особенно актуально в условиях российского климата.

4. Снижение затрат на обслуживание:

- До внедрения ежегодные затраты на техническое обслуживание системы орошения составляли 70000 рублей.
- После внедрения затраты на обслуживание сократились на 10% благодаря более точной настройке и меньшему износу оборудования. Теперь ежегодные затраты составляют 63000 рублей.

Полученные результаты демонстрируют, что внедрённый нейросетевой регулятор обеспечивает значительное повышение эффективности управления процессом орошения конденсаторов холодильной установки на хоккейном стадионе. Анализ данных показал, что средняя ошибка прогнозирования оптимальной стратегии орошения составила менее 5%, что указывает на высокую степень адаптации модели к динамическим изменениям условий эксплуатации. Это достижение подтверждается уменьшением энергопотребления на 20% по сравнению с традиционным методом управления, что соответствует ожиданиям и целям исследования [10]. Кроме того, результаты эксперимента подтвердили, что нейросеть способна эффективно учитывать широкий спектр факторов, таких как температура окружающей среды, относительная влажность воздуха, нагрузка на установку и другие переменные, что позволяет поддерживать оптимальный режим работы системы охлаждения. Таким образом, использование нейросетевых технологий продемонстрировало свою значимость в обеспечении надёжного и эффективного функционирования сложных инженерных систем, особенно в условиях экстремальной эксплуатации, характерной для спортивных объектов.

Исследования, проведённые другими авторами, также указывают на преимущества использования нейросетей в управлении технологическими процессами. Например, в работе Ф.В. Корниенко «Увеличение эффективности испарительного конденсатора компрессионных

холодильных машин», отмечается, что применение нейросетевых регуляторов в промышленных холодильных установках позволяет сократить энергопотребление на 10-15%. Однако в нашем случае мы достигли ещё большей экономии благодаря учёту специфики эксплуатации на хоккейных стадионах, где температурный режим и влажность играют критически важную роль для обеспечения качества льда [11]. Наши результаты полностью соответствуют этому выводу, поскольку нейросеть смогла обеспечить устойчивую работу даже при значительных колебаниях температуры и влажности, что подтвердило её способность к самообучению и адаптации.

Основываясь на результатах исследования, можно сделать вывод, что дальнейшая оптимизация архитектуры нейросети и включение дополнительных параметров, таких, как состояние поверхности льда и интенсивность использования арены, позволят ещё больше повысить точность управления и снизить затраты на эксплуатацию системы. Кроме того, интеграция данных о погодных условиях в режиме реального времени может дополнительно увеличить эффективность работы системы, что откроет новые горизонты для автоматизации процессов управления.

Таким образом, представленные результаты подчеркивают важность и перспективность применения нейросетевых технологий в управлении сложными инженерными системами, такими как холодильные установки на спортивных объектах. Дальнейшее развитие этого направления обещает значительные улучшения в сфере энергосбережения и автоматизации технологических процессов.

Заключение. В работе была рассмотрена проблема оптимизации энергозатрат и повышения эффективности работы холодильной установки на хоккейном стадионе за счет внедрения нейросетевого регулятора в систему управления орошения конденсатора. Проведенный анализ показал, что использование рекуррентной нейронной сети LSTM позволило достичь значительных улучшений в управлении процессом орошения.

Основные результаты исследования:

1. Повышение точности регулирования.

Нейросетевая модель продемонстрировала высокую точность в прогнозировании оптимальной частоты включения системы орошения, что привело к улучшению стабильности работы холодильной установки и поддержанию заданных температурных режимов льда.

2. Энергосбережение.

Применение предложенного подхода позволило снизить потребление электроэнергии на 15–20% по сравнению с традиционным управлением, что обусловлено более эффективным использованием ресурсов системы орошения.

3. Адаптация к изменяющимся условиям.

Регулятор успешно справлялся с изменениями внешних условий, таких как колебания температуры и влажности воздуха, благодаря способности нейросети к обучению и адаптации. Это обеспечило стабильную работу системы даже в условиях резких изменений погодных условий.

4. Минимизация эксплуатационных затрат.

Внедрение НР способствовало сокращению расходов на обслуживание и ремонт оборудования, так как система стала менее подверженной износу вследствие более точного контроля над параметрами процесса орошения.

Таким образом, внедрение нейросетевых технологий в управление системами орошения конденсаторов холодильных установок на спортивных объектах представляет собой перспективное направление для улучшения их эффективности и экономии ресурсов. Дальнейшие исследования могут быть направлены на совершенствование архитектуры

нейросетей и расширение применения данного подхода в других областях промышленного холода.

Список источников

1. Кубасов И.А. Энтропийно-нейросетевой метод устранения противоречивости оценок экспертов / И.А. Кубасов, А.И. Иванов // Надежность и качество сложных систем, 2021. – № 4. – С. 56-63. – DOI:10.21685/2307-4205-2021-4-7.
2. Иванов А.И. Мультипликативно-нейросетевое объединение статистических критериев Херста и Мурота – Такеучи при проверке гипотезы нормальности малых выборок / А.И. Иванов, А.П. Иванов, Е.Н. Куприяно // Надежность и качество сложных систем, 2021. – № 4. – С. 27-33. – DOI:10.21685/2307-4205-2021-4-4.
3. Царькова Е.Г. Математическая модель искусственной нейронной сети для управления робототехническим комплексом в экстремальных условиях / Е.Г. Царькова // Инженерный вестник Дона, 2022. – №11. – URL:ivdon.ru/ru/magazine/archive/n11y2022/8026.
4. Белов А.М. Применение нейронных сетей в электроприводных системах насосных агрегатов / А.М. Белов, М.П. Белов // Междунар. конф. по мягким вычислениям и измерениям. СПбГЭТУ «ЛЭТИ», 2022. – Т. 1. – С. 91-94.
5. Воевода А.А. Синтез нейросетевого регулятора управления нелинейной моделью перевернутого маятника на тележке / А.А. Воевода, В.И. Шипагин // Науч. вестн. НГТУ, 2020. – № 2-3 (79). – С. 25–36. – DOI:10.17212/1814-1196-2020-2-3-25-36.
6. Филушов В.Ю. Полиномиальный метод синтеза регуляторов для многоканальных объектов с неквадратной матричной передаточной функцией: дис. канд. техн. наук: 2.3.1. / В.Ю. Филушов. – СПб., 2022. – 177 с.
7. Воевода А.А. Об управляемости и наблюдаемости многоканальных САУ при синтезе модальным методом с использованием полиномиального матричного разложения объекта и регулятора / А.А. Воевода, В.И. Шипагин // Безопасность цифровых технологий, 2022. – № 3 (106). – С. 26-48. – DOI:10.17212/2782-2230-2022-3-26-48.
8. Воевода А.А. Расчет регулятора для многоканального объекта с нестационарными параметрами, содержащего звенья запаздывания / А.А. Воевода, В.И. Шипагин // Системы анализа и обработки данных, 2022. – № 1(85). – С. 7-24. – DOI:10.17212/2782-2001-2022-1-7-24.
9. Хасцаев Б.Д. Дистанционный измеритель температуры с улучшенными характеристиками для автоматизированной системы управления технологическим процессом / Б.Д. Хасцаев, В.В. Хмара, А.Ю. Аликов, и др. // Вестник ГГНТУ. Технические науки, 2022. – Т. 18. – № 2 (28). – С. 33-40.
10. Лысенко Д.С. Интеллектуальная система адаптации типовых законов автоматического регулирования с функцией идентификации структуры и параметров объекта / Д.С. Лысенко // Вестник Самарского государственного технического университета. Сер. Технические науки, 2022. –Т. 30. – № 1. – С. 46-62. – DOI:10.14498/tech.2022.1.3.
11. Моисеенко Н.А. Большие данные и некоторые возможности их применения / Н.А. Моисеенко, М.М. Цуев, Э.Х. Саратова // Вестник ГГНТУ. Технические науки. 2023. – Т. 19. – № 3 (33). – С. 15-23.

Корнюшкин Дмитрий Александрович. Аспирант кафедры ИКС, Санкт-Петербургский государственный университет телекоммуникаций им. проф. М.А. Бонч-Бруевича. AuthorID: 1287583, SPIN: 6120-5274 kornyushkin_98@mail.ru, 193232, Санкт-Петербург, пр. Большевиков д.22, корп.1, литера А, Ж.

UDC 004.896

DOI:10.25729/ESI.2025.39.3.010

Implementation of a neural network controller in the irrigation control system of a condenser of a refrigeration unit located at a hockey stadium

Dmitry A. Kornyushkin

Saint-petersburg state university of telecommunications Prof. M.A. Bonch-Bruevich,
Russia, St. Petersburg, kornyushkin_98@mail.ru

Abstract. This paper considers the possibility of implementing a neural network controller in the control system of the process of irrigation of condensers of refrigeration units used in hockey stadiums. The relevance of the study is due to the need to improve energy efficiency and reliability of cooling systems that provide maintenance of optimal temperature conditions of ice in the arena. Traditional methods of regulating the irrigation process have a number of disadvantages, such as the complexity of tuning the system parameters and low adaptability to changing operating conditions. The aim of this work is to develop and implement a neural network model capable of automatically regulating the condenser irrigation process depending on current external factors including ambient temperature, humidity and refrigeration load. In order to achieve this goal, theoretical studies were conducted to analyse existing regulation methods and experimental tests of the developed neural network on a real facility were carried out. In the course of the research, a neural network architecture was developed, including several layers of perceptrons trained on data about the refrigeration plant operation over a certain period of time. Different approaches to neural network training were considered, including the use of error back propagation algorithms and gradient descent method. The experimental part of the work showed high accuracy in predicting the optimal irrigation strategy under different operating conditions. The LSTM neural network was chosen due to its ability to account for temporal dependencies and adapt to changing operating conditions. The model was trained on historical refrigeration plant operation data including ambient temperature parameters, plant loads and coolant characteristics. Gradient descent and regularisation techniques were used during training to prevent overtraining. The results of the experiments showed that the introduction of the neural network controller allowed to significantly improve the accuracy of maintaining the set parameters of the cooling system, as well as to reduce the power consumption of the refrigeration system. In addition, a decrease in the system response time to changes in external conditions was noted, which is especially important when holding sporting events at a hockey stadium.

Keywords: neural network controller training, irrigation system, refrigeration systems, neural network controller architecture

References

1. Kubasov I.A., Ivanov A.I. Entropiyno-neyrosetevoy metod ustraneniya protivorechivosti otsenok ekspertov [Entropy-neural network method for eliminating contradictions in expert assessments]. *Nadezhnost' i kachestvo slozhnykh sistem* [Reliability and quality of complex systems], 2021, no. 4, pp. 56-63, DOI:10.21685/2307-4205-2021-4-7.
2. Ivanov A.I., Ivanov A.P., Kupriyano E.N. Multiplikativno-neyrosetevoye ob'yedineniye statisticheskikh kriteriyev Khersta i Murota – Takeuchi pri proverke gipotezy normal'nosti malykh vyborok [Multiplicative-neural network combination of statistical criteria of Hurst and Murata-takeuchi for testing the normality hypothesis of small samples]. *Nadezhnost' i kachestvo slozhnykh sistem* [Reliability and quality of complex systems], 2021, no. 4, pp. 27-33, DOI:10.21685/2307-4205-2021-4-4.
3. Tsarkova E.G. Matematicheskaya model' iskusstvennoy neyronnoy seti dlya upravleniya robototekhnicheskim kompleksom v ekstremal'nykh usloviyakh [Mathematical Model of an Artificial Neural Network for Controlling a Robotic Complex in Extreme Conditions]. *Inzhenernyy vestnik Dona* [Engineering journal of Don], 2022, no. 11, available at: ivdon.ru/ru/magazine/archive/n11y2022/8026.
4. Belov A.M., Belov M.P. Primeneniye neyronnykh setey v elektroprivodnykh sistemakh nasosnykh agregatov [Application of neural networks in electric drive systems of pump units]. *Mezhdunar. konf. po myagkim vychisleniyam i izmereniyam* [International conference on soft computing and measurements]. SPbGETU "LETI", 2022, vol. 1, pp. 91-94.
5. Voevoda A.A., Shipagin V.I. Sintez neyrosetevogo regul'yatora upravleniya nelineynoy model'yu perevernutogo mayatnika na telezhke [Synthesis of a neural network controller for controlling a nonlinear model of an inverted pendulum on a cart]. *Nauch. vestn. NGTU* [Scientific bulletin of Novosibirsk state technical university], 2020, no. 2-3 (79), pp. 25-36, DOI:10.17212/1814-1196-2020-2-3-25-36.
6. Filyushov V.Yu. Polinomial'nyy metod sinteza regul'yatorov dlya mnogokanal'nykh ob'yektov s nekvadratnoy matrichnoy peredatochnoy funktsiei [Polynomial method for synthesis of controllers for multichannel objects with non-square matrix transfer function]: Cand. tech. sci. diss. St. Petersburg, 2022, 177 p.
7. Voevoda A.A., Shipagin V.I. Ob upravlyayemosti i nablyudaemosti mnogokanal'nykh SAU pri sinteze modal'nym metodom s ispol'zovaniyem polinomial'nogo matrichnogo razlozheniya ob'yekta i regul'yatora [On controllability and observability of multichannel control systems in modal synthesis using polynomial matrix decomposition of the object and controller]. *Bezopasnost' tsifrovyykh tekhnologiy* [Digital technologies security], 2022, no. 3 (106), pp. 26-48, DOI:10.17212/2782-2230-2022-3-26-48.
8. Voevoda A.A., Shipagin V.I. Raschet regul'yatora dlya mnogokanal'nogo ob'yekta s nestatsionarnymi parametrami, soderzhashchego zven'ya zapazdyvaniya [Calculation of a controller for a multichannel object with non-stationary parameters containing delay links]. *Sistemy analiza i obrabotki dannykh* [Data analysis and processing systems], 2022, no. 1 (85), pp. 7-24, DOI: 10.17212/2782-2001-2022-1-7-24.

9. Khastsaev B.D., Khmara V.V., Alikov A.Yu. et al. Distantionnyy izmeritel' temperatury s uluchshennymi kharakteristikami dlya avtomatizirovannoy sistemy upravleniya tekhnologicheskim protsessom [Remote temperature meter with improved characteristics for an automated process control system]. Vestnik GGNTU. Tekhnicheskiye nauki [Bulletin of Gubkin Russian State University of Oil and Gas. Technical Sciences], 2022, vol. 18, no. 2 (28), pp. 33-40.
10. Lysenko D.S. Intellektual'naya sistema adaptatsii tipovykh zakonov avtomaticheskogo regulirovaniya s funktsiyey identifikatsii struktury i parametrov ob'yekta [Intelligent system for adaptation of typical automatic control laws with the function of identifying the structure and parameters of the object]. Vestnik Samarskogo gosudarstvennogo tekhnicheskogo universiteta. Ser. Tekhnicheskiye nauki [Bulletin of Samara State Technical University. Series: Technical Sciences], 2022, vol. 30, no. 1, pp. 46-62. DOI:10.14498/tech.2022.1.3.
11. Moiseenko N.A., Tsuev M.M., Saratova E.Kh. Bol'shiye dannyye i nekotoryye vozmozhnosti ikh primeneniya [Big Data and Some Possibilities of Their Application]. Vestnik GGNTU. Tekhnicheskiye nauki [Bulletin of Gubkin Russian State University of Oil and Gas. Technical Sciences], 2023, vol. 19, no. 3 (33), pp. 15-23.

Kornyushkin Dmitry Aleksandrovich. Postgraduate student of ICS Department, Prof. M.A. Bonch-Bruevich Saint-Petersburg State University of Telecommunications. AuthorID: 1287583, SPIN: 6120-5274, kornyushkin_98@mail.ru. 193232, St. Petersburg, Bolshevikov Ave. 22, corp.1, lit. A, G.

Статья поступила в редакцию 25.03.2025; одобрена после рецензирования 25.06.2025; принята к публикации 18.08.2025.

The article was submitted 03/25/2025; approved after reviewing 06/25/2025; accepted for publication 08/18/2025.