
David VS Deresh A.I.

WAYS TO IMPROVE SAFETY INSTRUCTIONS PORT AND SHIP BY IMPLEMENTING ISPS CODE IN THE WORLD MERCHANT FLEET

International Code for the Security of Ships and Port Facility Security (ISPS) Code was adopted after a series of attacks by terrorist organizations, a number of civilian objects with massive loss of life and greatly increased pirate activity. Carried out a series of actions to improve security measures on ships and port facilities, including in Ukraine, with the help of Maritime Safety Agency of Ukraine. This has led to the preservation of human lives and economic stability in the maritime industry.

Key words: ISPS, piracy, terrorism, code, implementation, management and security.

УДК 621.313

Жиленков А.А.

ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНАЯ ПОДДЕРЖКА ПРИНЯТИЯ РЕШЕНИЙ ПРИ ОПТИМАЛЬНОМ УПРАВЛЕНИИ ФИЛЬТРО-КОМПЕНСИРУЮЩИМИ УСТРОЙСТВАМИ

Повысить эффективность фильтро-компенсирующих устройств, работающих в автономных электроэнергетических системах, возможно при применении системы интеллектуальной поддержки принятия решений. Система должна обеспечивать максимальные значения показателей качества электроэнергии при оптимальной загрузке фильтро-компенсирующего устройства.

Ключевые слова: принятие решений, система, фильтро-компенсирующее устройство.

Алгоритм оптимального управления фильтро-компенсирующим устройством (ФКУ) должен обеспечивать заданные показатели качества электроэнергии, которые являются аргументами обобщенного показателя [1]. Таким образом, оптимальное управление предполагает обеспечение целого множества показателей (критериев), каждый из которых характеризует тот или иной аспект функционирования системы управления. Проблему решения оптимизационных задач с учетом множества показателей эффективности называют проблемой решения многокритериальных задач или проблемой векторной оптимизации. Рассмотрим критерии оптимизации управления и их взаимосвязь с заданными ограничениями. В том числе с ограничениями, диктуемыми нормативной документацией.

На схеме рис.1 представлены нормируемые показатели качества, их взаимовлияние и связь с обобщенным показателем качества. Нормативной документацией нормируются параметры СГИ, допустимые уровни отдельных гармоник и коэффициент сдвига $\cos \varphi$. То есть, граничные значения заданы для элементов I,U и функций от их аргументов: суммарных гармонических искажений (СГИ), $\cos \varphi$, которые, в свою очередь, являются аргументами функции показателя качества X, определяемого выражением

$$X = \frac{1}{\sqrt{1 + \text{СГИ}_u^2}} \frac{1}{\sqrt{1 + \text{СГИ}_i^2}} \cos \varphi$$

В нашем случае задача оптимизации, поставленная перед системой управления, выполняется в результате совместного функционирования нескольких подсистем ФКУ. Эффективность каждой из них, а также их совокупности оценивается своим критерием. Приведение каждого из показателей качества к желаемому значению требует определенных затрат мощности ФКУ, что учитывается функциональным ограничением на внутренние управляемые параметры $f_1(\mathbf{X}) = S_{opt}$ и также является критерием оптимальности управления ФКУ, где S_{opt} – оптимальная мощность генерируемая ФКУ.

При этом, должно выполняться условие $S_{\Sigma} = s_{\chi} + s_{\varphi} - S_{opt} \rightarrow 0$, а обобщенный показатель качества должен стремиться к максимуму.

В результате решения задачи оптимального управления необходимо найти такие $\chi^* = \chi_{кон}$ и $\cos\varphi^* = \cos\varphi_{кон}$, что будут выполняться условия

$$\begin{aligned} S_{\Sigma}^* &= s_{\chi}^* + s_{\varphi}^* - S_{opt} \rightarrow 0 \\ X^*(\chi^*, \cos\varphi^*) &\rightarrow 1 \end{aligned} \quad (1)$$

Причем, решения χ^* и $\cos\varphi^*$ должны являться Парето-оптимальными для задачи (1), то есть такими, что при любом приращении χ^* и $\cos\varphi^*$ невозможно улучшить одновременно все скалярные критерии соответствующие этим координатам.

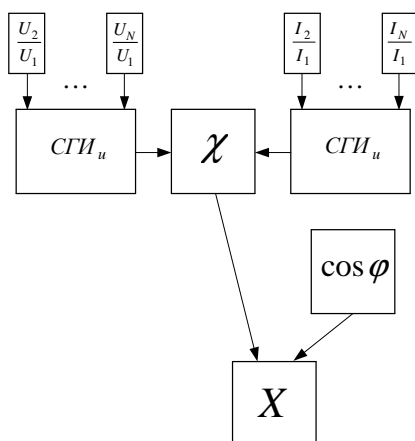


Рис. 1. Показатели качества электроэнергии и их взаимовлияние

Из рис.1 видно, что результаты функционирования системы управления приходится оценивать по нескольким несводимым один к другому и противоречивым показателям, что и является типичной проблемой принятия решений при векторной оптимизации. Так как целевая функция обобщенного показателя качества определяется соотношением двух аргументов, то одно и то же её значение может быть достигнуто при множестве различных χ и $\cos\varphi$, которые, являются функциями от элементов I и U.

При этом очевидно, что область рассуждений (в дальнейшем называемая пространством) D_X для всех показателей качества, а значит и параметров системы, будет лежать в области действительных чисел, представляющим чёткое множество $[0,1]$. Задача многокритериального принятия решений (МПР-задача) предполагает заданной вектор-функцию $\Phi(X) = (\phi_1(X), \phi_2(X), \dots, \phi_m(X))$, определённой на множестве альтернатив D_X вектора варьируемых параметров X . Исходя из предпосылок, приведённых выше, системе интеллектуальной поддержки принятия решений необходимо отыскать такую альтернативу, или координаты вектора X , которая по возможности минимизирует все компоненты вектора $\Phi(X)$, называемые частными критериями оптимальности.

Оценим множество значений аргументов целевой функции $X=f_X(\chi, \cos \varphi)$. Для этого определим значения X_{min} и X_{max} . Минимальное допустимое значение обобщенного показателя будет достигнуто при достижении предельно допустимых значений показателей качества [1] электроэнергии $X=f_X(\chi_{min}, \cos \varphi_{min})$. Ограничим $\cos \varphi_{min}$ значением 0,8. Так как $\chi_{min}=f_\chi(SGI_{u\ max}, SGI_{i\ max})$, а, согласно требованиям нормативной документации, предельно допустимые значения гармонических искажений равны $SGI_{u\ max}=0,1$ и $SGI_{i\ max}=0,3$, то получаем

$$\chi_{min} = \frac{1}{\sqrt{1+0,1^2}} \frac{1}{\sqrt{1+0,3^2}} = 0,953$$

Следовательно, минимально допустимое значение обобщенного показателя

$$X_{min} = \chi_{min} \cos \varphi_{min} = 0,953 \cdot 0,8 = 0,7624$$

Принимая максимальное значение обеспечиваемого коэффициента сдвига $\cos \varphi_{max}=0,95$, а показателя несинусоидальности $\chi_{max}=1$, получаем

$$X_{max} = \chi_{max} \cos \varphi_{max} = 0,95$$

Определим функции принадлежности нечётких множеств термов «высокий» $\mu_B(x)$, «низкий» $\mu_S(x)$, «нормальный низкий» $\mu_{MS}(x)$ и «нормальный высокий» $\mu_{MB}(x)$ для показателя мощности искажения χ и мощности сдвига $\cos \varphi$. Зададимся колоколообразными функциями принадлежности вида

$$\mu(x; a, b, c) = \frac{1}{1 + \left| \frac{x-c}{a} \right|^{2b}},$$

где a, b, c – соответственно, ширина, наклон и центр функции.

Для решения МПР-задачи в настоящей работе используется адаптивная нейро-нечеткая система вывода (ННС) ANFIS, функционально эквивалентная системам нечеткого вывода Сугено. Описанный выше метод линейной свертки вектора критериев к скалярному критерию, связанный с аппроксимацией функции принятия решений СИП имеет существенный недостаток – сложность аппроксимации ФП. В настоящей работе используется гибридный метод обучения на основе достижения условия (1). Таким образом, реализация МПР-задачи предлагаемая в настоящей работе позволяет организовать плавное регулирование выходных параметров и в значительной степени избежать слепого поиска оптимальных критериев.

Структурно ННС состоит из пяти слоёв (рис.2). Узлы каждого слоя имеют различную структуру и назначение. Квадратами показаны узлы, параметры которых подстраиваются в результате обучения ННС.

Первый слой выполняет фаззификацию, то есть формирование функций принадлежности нечетких множеств для каждого из частных критериев оптимальности. Количество узлов (нейронов) в данном слое равно произведению количества входных частных критериев на общее количество используемых в их функциях принадлежностей термов. В процессе обучения ННС происходит точная подстройка параметров фаззификации каждого из узлов слоя. То есть изменяются параметры a, b и c . На выходе слоя формируются значения функций принадлежности μ_i .

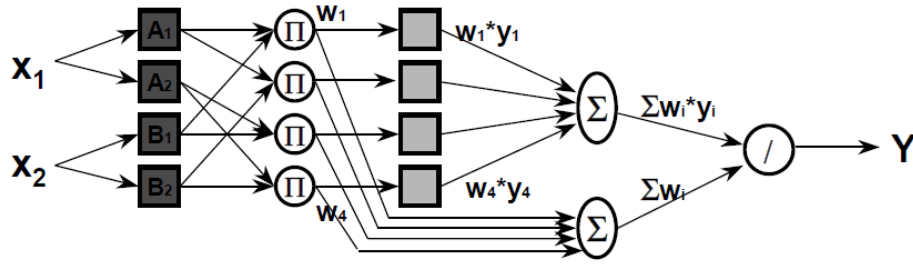


Рис. 2. Нейро-нечеткая сеть

Второй слой выполняет агрегирование, то есть определяет степени истинности условий по каждому из правил системы нечеткого вывода, формируя на выходе каждого узла значение весового коэффициента $w_i = \mu_{\chi_i}(\chi) \cdot \mu_{\cos\varphi_j}(\cos\varphi)$.

Это означает, что нейроны второго слоя исполняют роль антецедентов или посылок нечетких правил, формируя на выходе слоя степени истинности предпосылок w_i каждого правила базы знаний системы.

Третий слой выполняет активизацию, то есть нахождение степени истинности каждого из агрегированных правил нечетких продукций. Здесь происходит нормализация степеней выполнения правил, и выход i -го нейрона этого слоя представляет собой отношение степени истинности предпосылки i -го правила к сумме степеней предпосылок всех правил

$$\bar{w}_i = \frac{w_i}{w_1 + w_2 + \dots}$$

В четвертом слое вычисляются заключения правил. Слой имеет выходы типа Такаги-Сугено, то есть формирует четкие значения, определяемые линейными функциями

$$\bar{w}_i y_i = \bar{w}_i (p_i x_1 + q_i x_2 + r_i),$$

где p , q и r – перестраиваемые параметры.

Таким образом, в слоях 2-4 происходит формирование нечеткой базы знаний, квантификация по ней и импликация.

В пятом слое выполняется агрегирование результата, полученного по различным правилам. Этот слой содержит единственный нейрон, который вычисляет выходное значение ННС. Для случая двух критериев x_1 и x_2

$$\sum_i \bar{w}_i y_i = \frac{\sum_i w_i y_i}{\sum_i w_i} = \sum_i \bar{w}_i (p_i x_1 + q_i x_2 + r_i)$$

где $p x_1$ и $q x_2$ – соответственно мощность, затрачиваемая на компенсацию искажений χ и сдвига $\cos\varphi$.

$$\sum_i \bar{w}_i y_i = \sum_i \bar{w}_i (p_i x_1 + q_i x_2 - S_{opt})$$

то есть $r_i = S_{opt}$ во всех комбинациях генерируемых ННС.

Тогда, для каждой i -ой линейной функции ННС, p_i и q_i – это весовые коэффициенты, показывающие какую часть мощности необходимо использовать для выполнения условия (1).

Обучение ННС – гибридное. Это позволяет задавать оптимальные показатели входных критериев в заданном диапазоне, корректируя их максимумы исходя из оптимальной мощности ФКУ. Чем меньше мощность необходимая для обеспечения условий (1), тем более повышаются максимумы функций принадлежности.

ЛИТЕРАТУРА

1. Жиленков А.А. Моделирование адаптивного управления в сложных распределенных системах с идентификацией параметров / А. А. Жиленков, С. Г. Чёрный // Вісник Хмельницького національного університету. – 2013. – №6. – С. 253-260.
2. Чиженко И.М., Борисенко В.И., Выдолоб Ю.Ф. Компенсационные преобразователи. // 2-е Всесоюзное совещание "Улучшение электромагнитной совместимости электрических полупроводниковых преобразователей как средство экономии материальных и энергетических ресурсов". Тезисы докладов.- М.: Информэлектро, 1987.- С. 26 - 27.
3. Пжня Р., Чехов В.И. Качество напряжения - новое в решении проблемы компенсации реактивной мощности.// Электротехника. - 1999. - №А. - С. 32-34.
4. Розанов Ю.К., Рябчицкий М.В. Современные методы улучшения качества электроэнергии.// Электротехника. - 1998. - С. 10-17.
5. Розанов Ю.К., Рябчицкий М.В., Кваснюк А.А. Современные методы регулирования качества электроэнергии средствами силовой электроники.// Электротехника. - 1999. - №24. - С. 28 - 32.
6. S.A. Soliman, G.S. Christensen, D.H. Kelly and K.M. El-Naggar, " A State Estimation Algorithm for Identification and Measurements of Power System Harmonics", Electric Power System Research Journal, Vol. 19, pp. 195-206, 1990.
7. R. K. Hartana, and G.G. Richards, " Harmonic source monitoring and identification using neural networks", IEEE Trans, on Power Systems, Vol. 5, No.4 pp. 1098-1104, Nov. 1990

Жиленков А.О.

ІНТЕЛЕКТУАЛЬНА ПІДТРИМКА ПРИЙНЯТТЯ РІШЕНЬ ПРИ ОПТИМАЛЬНОМУ УПРАВЛІННІ ФІЛЬТРО-КОМПЕНСУЮЧИМ ПРИСТРОЄМ

Підвищити ефективність фільтро-компенсуючих пристроїв, що працюють в автономних електроенергетичних системах, можливо при застосуванні системи інтелектуальної підтримки прийняття рішень. Система повинна забезпечувати максимальні значення показників якості електроенергії при оптимальному завантаженні фільтро-компенсуючого пристрою.

Ключові слова: прийняття рішень, система, фільтро-компенсуючий пристрій

Zhilenkov A.A.

INTELLIGENT DECISION SUPPORT IN THE OPTIMAL CONTROL FILTER COMPENSATING DEVICE

Improve the efficiency of filtration compensating devices operating in autonomous power systems possible in the application of intelligent decision support. The system should provide the maximum values of the power quality at the optimal load -balancing device filtering.

Keywords: decision-making system , filtered compensating device