

# Интеллектуальные методы прогнозирования отказоустойчивости электрических машин

А.В. Мальцев

Кафедра автоматизированных  
технологических и информационных систем  
Уфимский государственный нефтяной  
технический университет,  
филиал в г. Стерлитамаке, Россия  
e-mail: mal\_192@mail.ru

П.Н. Чариков

Кафедра автоматизированных  
технологических и информационных систем  
Уфимский государственный нефтяной  
технический университет,  
филиал в г. Стерлитамаке, Россия  
e-mail: charikovpn@gmail.com

## Аннотация<sup>1</sup>

Асинхронные электродвигатели имеют ключевую роль в современной промышленности. Выход из строя ответственных электрических машин приводит к нарушению технологического процесса, что может вызвать аварии на производстве и значительный материальный ущерб. Отечественные и зарубежные исследования показывают, что основным средством повышения экономической эффективности использования оборудования в промышленности является внедрение средств диагностики. Благодаря достижениям в цифровой электронике набирают популярность системы контроля состояния электрических машин в режиме реального времени. В данной статье рассматриваются интеллектуальные методы прогнозирования отказоустойчивости асинхронных электродвигателей.

## 1. Введение

Трехфазная электрическая машина, работающая с дефектом, преобразует часть потребляемой мощности для изменения величины диагностируемого признака. Это приводит к появлению механических (шум, вибрация), электрических (искрение, электрические разряды в изоляции), тепловых (нагрев) признаков появления дефекта. Исходя из опыта эксплуатации асинхронных электродвигателей, можно выделить статистику возникновения неисправностей этих машины [1]:

- статор – 38%;

---

Труды Шестой всероссийской научной конференции "Информационные технологии интеллектуальной поддержки принятия решений", 28-31 мая, Уфа-Ставрополь, Россия, 2018

- ротор – 10%;
- подшипники – 40%;
- прочие – 12%.

Практика показывает, что наиболее часто встречаемые неисправности двигателя связаны с разрушением подшипникового узла или нарушением целостности изоляции обмоток статора (понижение сопротивления изоляции).

Таким образом, возникает необходимость поиска эффективных и надежных методов диагностирования асинхронных электрических машин на рабочем напряжении (в режиме on-line).

Эти методы подразделяются по способу сбора информации о дефекте на:

- вибрационно – акустический анализ;
- анализ частотных разрядов;
- анализ гармоник питающих двигатель токов.

Поскольку on-line методы диагностики электрических машин требуют от оператора значительной профессиональной подготовки, то методы диагностирования применяются с использованием систем искусственного интеллекта (экспертные системы, нейронные сети, метод опорных векторов).

Несомненно, для более точного результата необходима многопараметрическая диагностика, но в рамках данной статьи будут рассматриваться только методы анализа гармоник питающего двигателя тока.

Анализ токового сигнала содержит ту же информацию, что и методы вибрационного анализа[2], но не требуют установки дополнительных датчиков. Вместо этого возникает необходимость модернизации устройств электронного контроля тока.

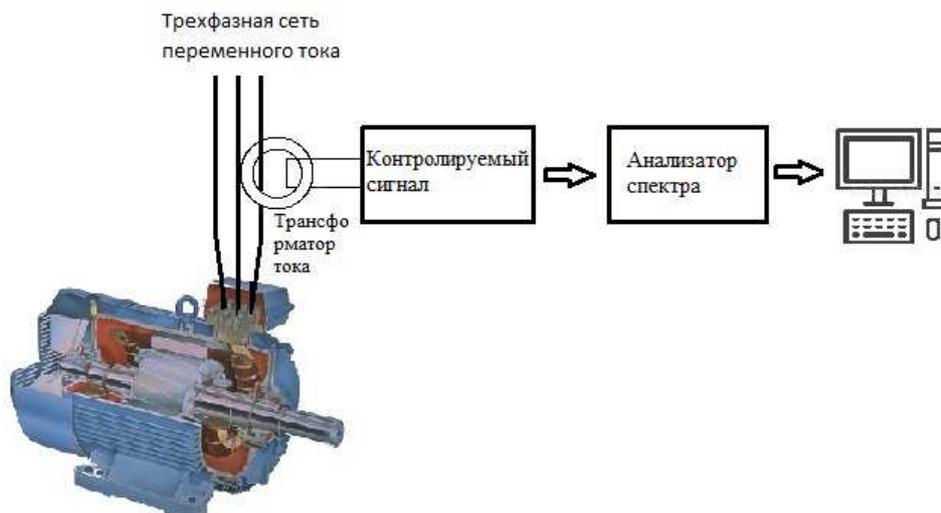


Рис 1. Система контроля тока статора

## 2. Методы определения неисправностей

При возникновении дефекта, в питающем двигатель токе, наблюдается появление высших гармоник. Анализируя эти гармонические изменения можно судить о появлении неисправностей в электрической машине. Обобщенная схема анализа тока статора представлена на рис. 1.

Ток двигателя измеряется датчиком тока (сверхчувствительный трансформатор тока) и записывается во временной памяти [3]. Затем токовый сигнал выводится на анализатор спектра или специальный прибор для анализа токовых гармоник. В идеальном случае полученный сигнал должен быть представлен в виде идеальной синусоиды, но на деле в токовом сигнале присутствуют различные гармоники (рис. 2).

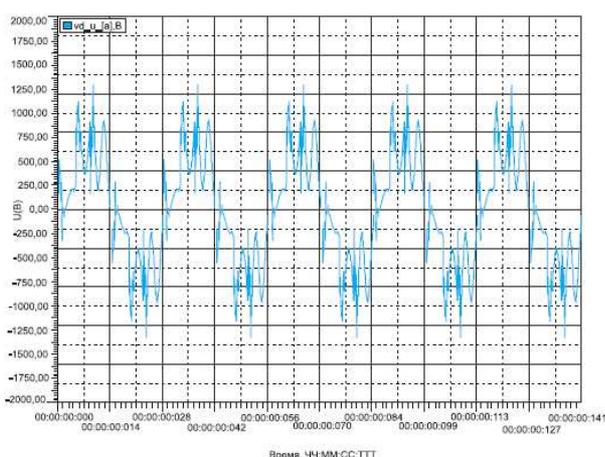


Рис. 2. Токковый сигнал асинхронного двигателя

Диапазон частот, исследуемый при поиске неисправностей, составляет 0,1-5 кГц [4]. Во время испытания двигатель должен быть нагружен на мощность более 70%, что позволяет применять данные методы диагностики, не выводя оборудования из эксплуатации. На этапе предварительной обработки сигналов можно использовать несколько методов для извлечения признаков неисправностей двигателя.

### 2.1 Быстрые преобразования Фурье

С датчика, токовый сигнал подается на аналого-цифровой преобразователь. Оцифрованный сигнал необходимо проанализировать. Для анализа частотного сигнала наиболее подходящим является быстрое преобразование Фурье [5]. Результаты преобразования указывают на дефекты в роторе машины. Исследуемый сигнал, представлен как  $N$  дискретных выборок функции  $x(t)$ , он отображается как сумма  $N$  синусоидальных частот  $\omega_i$  и фазовых сдвигов  $\theta_i$ , согласно функции (1), (2).

$$x(t) = A_0 + \sum_{i=1}^N A_i \sin(\omega_i t + \theta_i) \quad (1)$$

$$\omega_i = \frac{2\pi f_s i}{N} \quad (2)$$

где  $\omega_i$  – круговая частота;  $f_s$  – частота дискретизации сигнала.

Повреждения ротора вызывают изменение его индуктивности, что отражается на частоте токового сигнала как в уравнении (3), (4).

Быстрые преобразования Фурье проверяет разницу скольжения между синхронной и асинхронной частотой. При разнице более 4 % ротор имеет

повреждения обмоток. Количество поврежденных стержней ротора можно рассчитать по формуле (3) [5].

$$\frac{I_{BB}}{I} = \frac{0.5}{N_b} \quad (3)$$

Частоту гармоник образованную при повреждении ротора можно выразить с помощью уравнения (4).

$$f_{brk} = f_s(1 \pm 2ks) \quad (4)$$

Методика диагностики с применением методом быстрых преобразований Фурье, позволяет обнаружить дефекты обмоток ротора при работе электрической машины в продолжительном режиме [6].

## 2.2 Метод мгновенных мощностей

При использовании метода мгновенных мощностей необходимо проводить измерение напряжения питания двигателя. Мгновенная мощность  $p(t)$ , является произведением напряжения  $u(t)$  и тока  $i(t)$  двигателя (5).

$$p(t) = u(t) \cdot i(t) \quad (5)$$

Если подробно рассмотреть каждую составляющую, то уравнение мгновенной мощности будет иметь вид (6)

$$p(t) = p_0(t) + \frac{MV_{LL}I_L}{2} \left\{ \begin{array}{l} \cos \left[ (2\omega + \omega_f)t - \phi - \frac{\pi}{6} \right] \\ + \cos \left[ (2\omega + \omega_f)t - \phi - \frac{\pi}{6} \right] \\ + 2\cos \left( \phi + \frac{\phi}{6} \right) \cos(\omega_f t) \end{array} \right\} \quad (6)$$

где  $V_{LL}$  и  $I_L$  – среднеквадратичные значения напряжения и тока,  $\omega$  – угловая частота,  $\phi$  – фазовый угол нагрузки двигателя,  $M$  – индексная модуляция,  $\omega_f$  – угловая частота отказа [7].

В отличие от токового сигнала, спектр мгновенной мощности содержит компонент, непосредственно связанный с модуляцией отказа. Этот компонент является характеристическим для диагностики состояния машины. Данный компонент характеризует механические дефекты электрической машины, частотная модуляция которого составляет 15 Hz. Данной модуляции нет в токовом спектре (рис. 3).

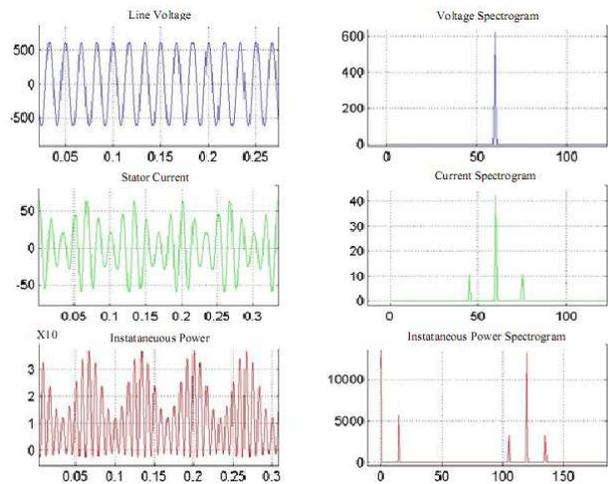


Рис. 3. Характеристический компонент метода мгновенных мощностей

## 2.3 Векторный метод Парка

Метод основан на анализе искажения “круга Парка”. Данный метод позволяет определять межвитковые замыкания, повреждения ротора, разность воздушного зазора. Токи в двигателе описываются уравнениями [8]:

$$i_A = i_M \cos(\omega t - \alpha) \quad (7)$$

$$i_B = i_M \cos(\omega t - \alpha - \frac{2\pi}{3}) \quad (8)$$

$$i_C = i_M \cos(\omega t - \alpha + \frac{2\pi}{3}) \quad (9)$$

где  $i_M$  – пиковое значение тока,  $\omega$  – угловая частота,  $\alpha$  – начальный фазовый угол,  $t$  – переменная времени; и  $i_A$ ,  $i_B$  и  $i_C$  соответственно являются токами в фазах. Компонент вектора парка описывается уравнениями (10, 11).

$$i_D = (\frac{\sqrt{2}}{\sqrt{3}})i_A - (\frac{1}{\sqrt{6}})i_B - (\frac{1}{\sqrt{6}})i_C \quad (10)$$

$$i_Q = (\frac{1}{\sqrt{2}})i_B - (\frac{1}{\sqrt{2}})i_C \quad (11)$$

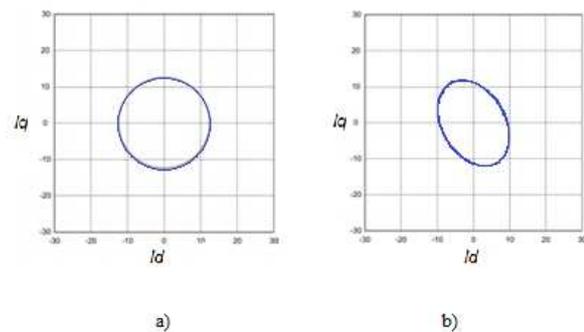


Рис 4. Круги Парка

На рис. 4 изображены диаграммы Парка. График а) – двигатель не имеет повреждения. График б) – неисправный электродвигатель.

При незначительных дефектах электрической машины распознавание искажения круга Парка затруднено. Для более точной диагностики применяется быстрое преобразование Фурье к квадрату векторного модуля Парка. Применение этого метода позволит не упустить из вида незначительные асимметрии статора [9].

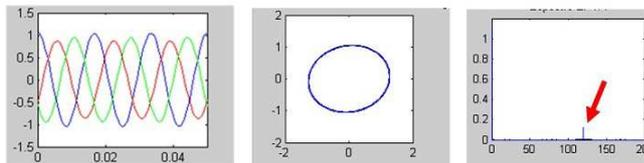


Рис. 5. Применение БПФ к кругу Парка

Максимальные значения радиуса колеблются дважды в течении каждого цикла. При анализе частот эти колебания проявляются в спектре тока питания двигателя. Значение амплитуды этой частоты связано с характером дефекта.

## 2.4 Демодуляция токового спектра

Основная частота питания двигателя (50Hz), представляет доминирующую часть в спектре преобразования Фурье. Часть информации размыва в этом спектре. Для устранения шумовых помех, вызванного основной частотой, применяют демодуляцию. Демодуляция – это процесс удаления основной частоты из анализируемого сигнала [10]. Алгоритм демодуляции (рис. 6.) представлен в графической среде имитационного моделирования Simulink программного комплекса MatLab.

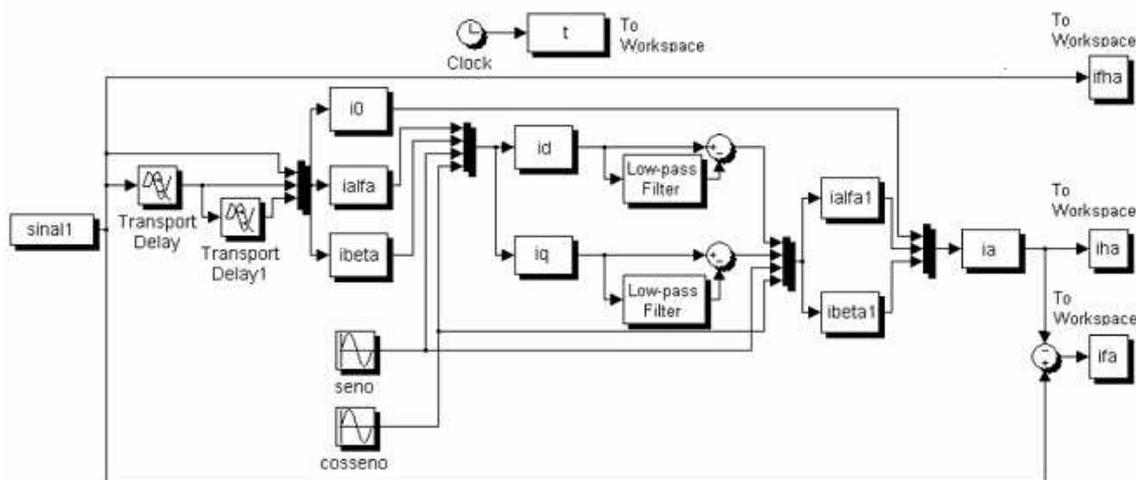


Рис. 6. Алгоритм демодуляции в программе Simulink

На рисунке 7 представлен результат обработки токового сигнала двигателя с применением узкополосного фильтра [11, 12]. Где а) – токовый сигнал двигателя, б) – демодулируемый спектр тока.

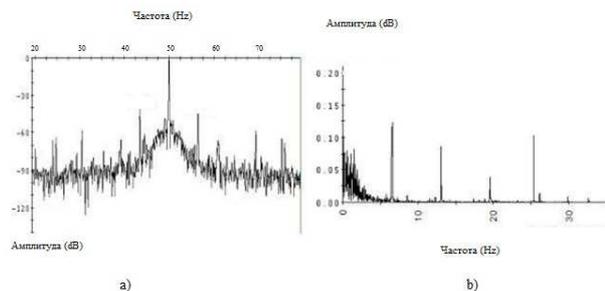


Рис. 7. Демодуляция токового сигнала

Алгоритмы демодуляции токового сигнала применяются перед использованием быстрых преобразований Фурье с целью уменьшения помех связанных с рабочей частотой машины.

## 2.5 Анализ гармоник емкостных токов

По информативности метод емкостных токов превосходит анализ токовых гармоник статора. В данном методе проводится анализ гармоник емкостных токов на землю [13, 14]. Данная методика позволяет распознавать нарушения изоляции электрической машины. Частотные характеристики емкостных токов прямо пропорциональны вибрациям активной части статора, т. е по анализу гармоник можно определить закономерность вибрационных явлений в самой машине.

### 3. Применение искусственного интеллекта при анализе токовых гармоник.

Поиск дефектов двигателя требует от инженера большого объема знаний и значительного опыта. После преобразования токового сигнала заключение о состоянии машины может быть получено либо опытным специалистом, либо машинным комплексом. Основная трудность в диагностике неисправностей заключается в отсутствии точной модели описывающей неисправность двигателя. Поэтому возникает необходимость применения методов искусственного интеллекта к анализу токовых гармоник электрической машины.

#### 3.1 Экспертные системы

Экспертные системы – это направление исследований в области искусственного интеллекта по созданию вычислительных систем, умеющих применять решение схожее с решением экспертов в заданной области. Фундаментом экспертной системы любого типа является база знаний, которая составлена на основе экспертных знаний специалистов. В данном случае экспертная система будет опираться на набор правил нечеткой логики.

Как уже рассматривалось ранее, о состоянии асинхронного двигателя свидетельствует амплитуды тока статора. Так как отношение между амплитудами тока и состоянием двигателя является неопределенным, то используем нечеткую логику. Основой нечеткой логики являются лингвистические переменные. Их значения обеспечивают средство систематического манипулирования неопределенными и нечеткими понятиями.

Представим численные данные как лингвистические переменные [15]. В нашем случае амплитуды тока статора являются входными переменными, а состояние статора (CM) является выходной переменной.

Например, лингвистические переменные характеризуются  $(x, T(x), U, G, M)$  [16], где  $x$  – имя переменной;  $T(x)$  – множество значений лингвистической переменной  $x$ , каждая из которых находится в области  $U$ ;  $G$  – синтаксическое правило для генерации значений  $x$ ;  $M$  – это набор правил связывающие значения.

Например, условие состояния статора представлено лингвистическими переменными (12)

$$T(CM) = \left\{ \begin{array}{l} Good, \\ Damage, \\ Seriously\_Damaged \end{array} \right\} \quad (12)$$

Соответственно хорошее, поврежденное и сильно поврежденное состояние. Аналогично лингвистические интерпретируются входные переменные тока  $i_a, i_b, i_c$  (13).

$$T(Q) = \{Zero, Small, Medium, Big\} \quad (13)$$

Для измерений связанных с током статора, требуется глобальное понимание данных, поэтому ток статора будем представлять как нулевой, малый, средний и большой. Нечеткие правила и функции строятся путем наблюдения за набором данных. На рис. 8 и 9 отобразим оптимизационные функции.

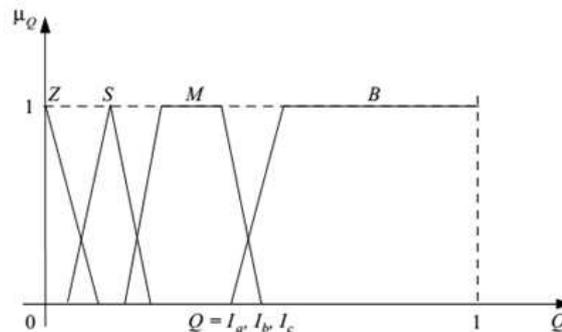


Рис 8. Нечеткие функции для токов статора

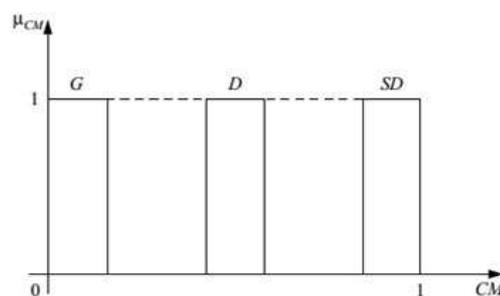


Рис. 9. Нечеткие функции состояния статора

После определения формы начальных функций, формируем нечеткие правила *if – then*. Оптимизируем данные правила для охвата всех возможных случаев. Пример основных правил:

If  $I_a$  is Z Then CM is SD

If  $I_b$  is Z Then CM is SD

If  $I_c$  is Z Then CM is SD

If  $I_a$  is B Then CM is SD

If  $I_b$  is B Then CM is SD

If  $I_c$  is B Then CM is SD

If  $I_a$  is S and  $I_b$  is S and  $I_c$  is M Then CM is D

If  $I_a$  is S and  $I_b$  is M and  $I_c$  is M Then CM is D

If  $I_a$  is M and  $I_b$  is S and  $I_c$  is M Then CM is D

If  $I_a$  is M and  $I_b$  is M and  $I_c$  is M Then CM is G

If  $I_a$  is S and  $I_b$  is S and  $I_c$  is S Then CM is G

If  $I_a$  is S and  $I_b$  is M and  $I_c$  is S Then CM is D

If  $I_a$  is M and  $I_b$  is S and  $I_c$  is S Then CM is D

If  $I_a$  is M and  $I_b$  is M and  $I_c$  is S Then CM is D

Измеренные амплитуды тока статора были переведены в дискретное множество, которое использовалось в качестве входных данных. Механизм логического вывода с нечеткой логикой оценивает входные данные с использованием базы знаний, а затем диагностирует состояние двигателя.

### 3.2 Нейронные сети

Искусственная нейронная сеть (ИНС) — математическая модель, построенная по принципу организации и функционирования биологических нейронных сетей — сетей нервных клеток живого организма. ИНС представляет собой систему соединенных модулей обработки информации — нейронов. Нейроны соединены между собой синапсами. Синапс это связь между двумя нейронами. Синапс обладает единственным свойством — весом. Благодаря ему, входная информация изменяется, когда передается от одного нейрона к другому [17]. Каждый нейрон является независимым процессором, преобразующим свои входные данные функцией активации. Архитектура нейронной сети имеет важное значение и зависит от задачи, выполняемой сетью. Для диагностики асинхронных двигателей применяется структура многослойного персептрон (рис. 10).

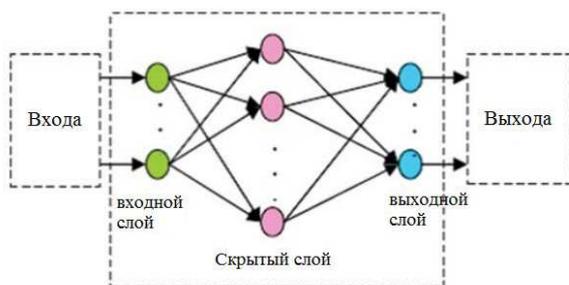


Рис. 10. Архитектура многослойный персептрон

Для диагностики неисправности подшипников в асинхронном электродвигателе применяется трехслойная перфорированная нейронная сеть [18]. В качестве входных данных служат амплитуды тока питания двигателя. Выходными данными является состояние машины. Настройка сети происходит путем анализа токов “идеальной машины” и машины с дефектом.

### 4. Заключение

Асинхронные двигатели являются основной составляющей всех узлов мировой промышленности. Выход из строя электродвигателей ответственных механизмов может привести к аварийным ситуациям, простоям производства, материальному ущербу. Диагностика и мониторинг их состояния являются актуальными вопросами. Исследования показали что при планово-предупредительных ремонтах и испытаниях не менее 50 % обслуживаний выполняется без фактической их необходимости [19]. Рассмотренные выше методы демонстрируют, что

состояние различных узлов электрической машины отображается в частотных спектрах токового сигнала. Применение методик анализа спектра позволяет создавать системы on-line мониторинга электрических машина. Применение систем искусственного интеллекта делает возможным регистрировать неисправность в электродвигателе, до выхода его из строя, что позволяет своевременно провести планово-предупредительные ремонты.

### Список используемых источников

1. C. Hudon, W. Torres, M. Belec, and R. Contreras, “Comparison of Discharges Measured from a Generator’s Terminals and from an Antenna in Front of the Slots” in Proc. of 2001 EIC/EMCW Int. Conf., Cincinnati, Ohio, USA, pp. 533-536.
2. Sanna Pöyhönen "Support vector machine based classification in condition monitoring of induction motors", Helsinki University of Technology 2004
3. N. Mehla and R. Dahiya: An Approach of Condition Monitoring of Induction Motor Using MCSA, International Journal of Systems Applications, Engineering & Development Vol. 1, No. 1, 2007, pp. 13-17
4. E. L. Bonaldi, L. E. de Lacerda de Oliveira, J. G. B. da Silva, G. Lambert-Torres and L. E. Borges da Silva, Predictive Maintenance by Electrical Signature Analysis to Induction Motors, Induction Motors – Modeling and Control, Chapter 20
5. K. S. Gaeid, H. W. Ping, M. Khalid and A. L. Salih, Fault Diagnosis of Induction Motor Using MCSA and FFT, Electrical and Electronic Engineering, Vol.1, No. 2, 2011, pp. 85-92
6. M. El H. Benbouzid, A Review of Induction Motors Signature Analysis as a Medium for Faults Detection, IEEE Transactions on Industrial Electronics, Vol. 47, No. 5, Oct. 2000
7. E. L. Bonaldi, L. E. de Lacerda de Oliveira, J. G. B. da Silva, G. Lambert-Torres and L. E. Borges da Silva, Predictive Maintenance by Electrical Signature Analysis to Induction Motors, Induction Motors – Modeling and Control, Chapter 20
8. T. G. Amaral, V. F. Pires, J. F. Martins, A. J. Pires and M. M. Crisóstomo, Image Processing based Classifier for Detection and Diagnosis of Induction Motor Stator Fault, in “Image Processing”, book edited by Yung-Sheng Chen, December 1, 2009
9. C. J. Verucchi, G. G. Acosta and F. A. Benger, A review on fault diagnosis of induction machines, Lat. Am. appl. res. Vol. 38, No. 2., Bahía Blanca abr. 2008
10. E. R. Bonaldi, L. E. de L. de Oliveira, L. E. B. da Silva and G. L. Torres, Removing the Fundamental Component in MCSA Using the Synchronous Reference Frame Approach, IEEE International

- Symposium on Industrial Electronics, Vol. 2, pp. 913-918, 9-11 June 2003, Rio de Janeiro, Brazil
11. P. Pillay and Z. Xu: Motor Current Signature Analysis, Thirty-First IAS Annual Meeting, Industry Applications Conference, '96, San Diego, California, 1996
  12. D. Fossum, Identifying Mechanical Faultes with Motor Current Signature Analysis, <http://www.reliableplant.com/Read/28633/motor-current-signature-analysis>
  13. Dr.Y. Aksenov, I.Yaroshenko, G. Noe, A. Andreev. On-Line Diagnostics Technology and Repair Results for Midium Voltage Motors. IEEE-SDEMPED' 2009.
  14. Dr.Y. Aksenov, I.Yaroshenko, G. Noe, A. Andreev. Diagnostic Technology for Transformers: Methods Synergy and Double-Coordinate Location. IEEESEMPED' 2009.
  15. H.L. Poon, Verbal time series reports generation in condition monitoring, Computers in Industry, vol.15, 1990, pp. 293-301.
  16. J.M. Mendel, Fuzzy logic systems for engineering: a tutorial, Proceedings of the IEEE, vol. 83, n°3, March 1995, pp. 345-377.
  17. V. N. Ghate and S. V. Dudul, Artificial Neural Network Based Fault Classifier For Three Phase Induction Motor, International Journal of Computational Intelligence Research, Vol. 5, No. 1, 2009, pp. 25–36
  18. H. Jivayee and I. Culbert, Detecting Broken Rotor Bars Prevents Catastrophic Damage, Maintenance Technology, November 2004
  19. Joksimovic, G, M. Đurovic, J. Penman. "The Detection of Inter-Turn Short Circuits in the Stator Windings of Operating Motors", IEEE Transaction on Industrial Electronics, v.47 (5), pp. 1078-1084, October 2000.