

Д.Ю. ЗУБЕНКО, О.Н. ПЕТРЕНКО, В.О. ОРЛОВ
Харківський національний університет міського господарства імені О.М. Бекетова

ТЕПЛОПЕРЕДАЧА ЗОВНІШНЬОГО ВЕНТИЛЯТОРА ОХОЛОДЖЕННЯ В ЕЛЕКТРОДВИГУНІ ВИСОКОЇ НАПРУГИ

У даній роботі досліджуються характеристики теплообміну зовнішнього вентиляційного тракту компактного 4-полюсного електродвигуна, який може бути використаний у транспорті. Обчислювальна модель створена і підтверджена результатами експериментальних випробувань. Серія симуляцій виконується на нейронних мережах. Встановлено, що кут відхилення і кут нахилу лопастей вентилятора є ключовими параметрами, що впливають на ефективність охолодження електродвигуна. Оптимальні заходи вживаються шляхом зміни кута відхилення і кута випуску лопастей вентилятора.

Ключові слова: електричний транспорт, електродвигун, підвищення потужності, охолодження електродвигуна, нейронні мережі.

D. ZUBENKO, O. PETRENKO, V. ORLOV
O.M. Beketov National University of Urban Economy in Kharkiv

HEAT TRANSMITTER OF EXTERIOR COOLING FAN IN HIGH VOLTAGE ELECTRIC MOTOR VEHICLE

This paper investigates the heat exchange characteristics of an external ventilated tract of a compact 4-pole electric motor that can be used in transportation. The computational model was created and validated by experimental results. A series of simulations run on neural networks. It is found that the deflection angle and the angle of the fan blades are key parameters that affect the cooling efficiency of the motor. Optimal measures are taken by varying the deflection angle and the exhaust fan blade angle. With the development of technology, the design of electric motors with high efficiency and high specific power is increasingly used in transport. The compact high voltage motor has the advantages of: compact structure, high power density and high electromagnetic component. However, increasing the power density will inevitably lead to more serious consequences, namely the problem of overheating, which will reduce engine power and efficiency. As a solution controlling the range, increasing temperature, which is a key factor, affects the performance and efficiency of the overall design. Therefore, it is necessary to analyse the flow field and the exact temperature field and improve the cooling system, which gives the ability to ensure reliable operation of the engine and its ventilation. Currently, many researchers focus their research interests on heat transfer and engine cooling. The article deals with the issue of heat transfer of an external cooling fan in a high voltage electric motor and the processing of the obtained information by means of neural networks. Studies have shown that the velocity at the outlet and the temperature of the internally ventilated varies depending on the load and can be predicted by neural networks. The accuracy of the simulation and simulation method is proved by calculations. The results of the study can provide an effective tool for the design of induction motors with high specific power.

Keywords: electric transport, electric motor, increase of power, cooling of electric motor, neural networks.

Вступ. З розвитком технологій дизайн електричних електродвигунів з високою ефективністю і високою питомою потужністю все частіше використовують у транспорті. Компактний двигун високої напруги має переваги: компактна структура, висока щільність потужності і висока електромагнітна складова. Проте, збільшення щільності потужності неминуче призведе до більш серйозних наслідків, а саме до проблеми перегріву, яка зменшить потужність двигуна і ефективність. В якості вирішення, контролюючого діапазон, підвищення температури, що є ключовим фактором, впливає на продуктивність і ефективність загального дизайну [1]. Тому необхідно проаналізувати поле потоку і точне температурне поле і поліпшення системи охолодження, що дає здатність забезпечити надійну роботу двигуна та його вентиляції [2]. В даний час багато дослідників фокусують свої дослідницькі інтереси на теплопередачі і охолодженні двигуна [3]. Теплові характеристики закритого двигуна з повітряним охолодженням з використанням експериментальних та чисельних методів моделювання виявили, що оптимальна конструкція охолоджуючого вентилятора може підвищити надійність роботи двигуна [4]. Вплив охолоджуючого вентилятора було детально вивчено рядом дослідників [5–7]. Було встановлено, що товщина лопаті вентилятора впливає на продуктивність і охолоджуючий ефект вентиляційної конструкції. Встановлено, що чим вище температура, тим більше теплова напруга, і це призводило до поломки стрижня і впливало на підвищення температури двигуна і термін служби [8–10].

В роботах [11–15] було проведено чисельне моделювання впливу нагріву потоку з повітряним зазором на теплові характеристики статора і обмоток асинхронних двигунів великої потужності. Потік повітря з підігрівом було визначені і класифіковані на три стани: недогрів, перегрів і подальші дослідження було проведено, щоб визначити вплив перегріву і стану перегріву повітряного зазору на статорі і обмотках. Тому актуальним є пошук оптимальних систем теплопередачі для охолодження електродвигунів. Потрібно розв'язати задачу теплопередачі зовнішнього вентилятора охолодження в електродвигуні високої напруги.

Експериментальна частина

Зовнішній вентиляційний тракт компактного високовольтного двигуна включає в себе зовнішній вентилятор і кулер. Кулер – це місце, в якому теплообмін буде відбуватися між гарячим повітрям внутрішнього вентиляційного тракту і холодним повітрям зовнішнього вентиляційного тракту. Внутрішній вентиляційний тракт – закрыта конструкція і зовнішній вентиляційний тракт, з'єднаний з повітрям біля стінки коробки кулера.

Тим часом, потік рідини має турбулентність. Тому необхідно ввести рівняння турбулентності [1–5]. Обертання ефекту в середньому потоці може зробити обчислені результати більш точними [12–15]. Тому ми вибираємо його в якості моделі рішення:

$$\frac{\partial(pk)}{\partial t} + \frac{\partial(pku_1)}{\partial x_i} = \frac{\partial}{\partial x_j} \left[(\alpha_k \mu_{eff}) \frac{\partial k}{\partial x_j} \right] + G_k + G_b - p\varepsilon - Y_M, \quad (1)$$

$$\frac{\partial(p\varepsilon)}{\partial t} + \frac{\partial(p\varepsilon u_1)}{\partial x_i} = \frac{\partial}{\partial x_j} \left[(\alpha_\varepsilon \mu_{eff}) \frac{\partial \varepsilon}{\partial x_j} \right] + G_{1\varepsilon} \frac{\varepsilon}{k} (G_k + G_{3\varepsilon} G_b), \quad (2)$$

$$\begin{cases} \mu_{eff} = \mu + \mu_t \\ \mu_t = \rho C_\mu \frac{k^2}{\varepsilon} \end{cases}, \quad (3)$$

де k – турбулентна кінетична енергія, ε – швидкість дисипації турбулентної кінетичної енергії, G_k – турбулентна енергія, вироблена середнім градієнтом швидкості, μ_{eff} – коефіцієнт еквівалентної в'язкості.

Таким чином продуктивність зовнішнього вентилятора поліпшується шляхом зміни кута відхилення ($a = 42^\circ$) і кута нахилу ($b = 53^\circ$) лопастей вентилятора.

ККД зовнішнього вентилятора поліпшений з 28,80% до 29,96% і вихідний потік збільшився на 0,08 м³/с. Пропонуються деякі оптимальні заходи для поліпшення продуктивності кулера, такі як регулювання висоти пластин, що змінює форму похилої пластини.

Обробка отриманих даних була зроблена за допомогою нейронних мереж.

За умови, якщо $Y_i = 0$, значить $y_{ij} = 0$; якщо пакет X_i є позитивним, то хоча б один екземпляр в X_i буде

позитивним, тобто, якщо $Y_i = 1$, тоді $\sum_{j=1}^{m_i} y_{ij} \geq 1$. Найскладніша проблема в MIL полягає в тому, що мітка

примірника не вказана. У MINN існує дві стратегії: перша полягає в тому, щоб вивести мітку примірника в мережі, тобто поставити ймовірності примірника позитивного в якості прихованого рівня в мережі; друга – вивчити уявлення клястера в мережі і безпосередньо виконувати класифікацію даних без обчислення ймовірності примірника. Перша стратегія була вивчена в [8, 9, 15]. Друга стратегія знову пропонується в цій статті. У наступних підрозділах ми дамо опис MINN.

Розглянемо налаштування одного пакета X_i з декількома екземплярами x_{ij} , який проходить через MINN. MINN складається з L шарів, кожен з яких містить нелінійне перетворення H^l , де L індексує шар. $H^l(\cdot)$ може бути складовою частиною таких операцій, як внутрішній продукт (або повне з'єднання), випрямлені лінійні одиниці (ReLU) [2–9] або пропонуваній пул MIL. Позначимо висновок 1-го шару примірника x_{ij} як x_{ij}^1 . Спочатку ми розглядаємо традиційні нейронні мережі з декількома екземплярами [8, 9, 14], які називаються mi-Net. Як показано, кожен екземпляр в клястері спочатку подається на кілька повністю пов'язаних (FC) шарів з функцією активації (в цій статті ми використовуємо чотири шари FC з активацією ReLU [9]). Ми отримуємо функцію примірника, позначену як x_{ij}^{L-2} в $(L-2)$ рівня і ймовірності примірника, позначеної як p_{ij}^{L-1} . p_{ij}^{L-1} є скаляром в діапазоні від [0, 1] і виводиться з x_{ij}^{L-2} індивідуально.

В останньому шарі є пул MIL Pooling Layer, який приймає ймовірності примірника в якості входних і виведених сумарною ймовірності, позначених як $P^L(X_i)$.

Ці перші шари $L-2$ можуть вивчити деякі більш семантичні особливості примірника в порівнянні з оригінальним x_{ij} (Вищий рівень, що відповідає більш високим семантичним ознаками). Після вивчення цих особливостей примірника використовується рівень FC, який має тільки один нейрон з сигмовидною активацією для прогнозування позитивності примірників.

На відміну від традиційних нейронних мереж, для mi-Net у нас є тільки дані відмов для навчання, але ярлики примірників недоступні. Щоб вирішити цю проблему, ми розглядаємо мітки екземпляра як приховані змінні і виводимо їх під час мережевого навчання. Ми створюємо шар для підсумовування балів примірників в клястері. Тут MIL Pooling Layer використовується для об'єднання цих примірників в кінцеву позитивність пакета.

Метод об'єднання MIL задовольняє обмеженням MIL: якщо клястер позитивний, повинен бути хоча б один екземпляр з великою позитивністю. В іншому випадку всі екземпляри в клястері повинні мати низьку позитивність. Коли об'єднаний шар інтегрований в нейронну мережу, функція об'єднання повинна бути диференційованою. Типовий пул MIL представлений таким чином, що mi-Net можна сформулювати так:

$$\begin{cases} x_{ij}^l = H^l(x_{ij}^{l-1}), \\ p_i^l = M^L(p_{ij|j=1\dots m_i}^{l-1}). \end{cases} \quad (4)$$

У mi-Net формулювання останніх двох шарів: $P_i^l = M^l (P_{ij|j=1..m_i}^{l-1})$. P_i^l – це ймовірність пакета даних та M^l є MIL оператором. Таким чином, нейрони від другого до останнього шару (тобто $(L-1)$ -го рівня) представляють ймовірності примірників.

Ми пропонуємо серію нових нейронних мереж з декількома екземплярами, які не покладаються на висновок ймовірності примірника. Мережі безпосередньо вивчають уявлення кластера і виробляють кращу точність класифікації даних. Ці методи відносяться до категорії вбудованих просторових алгоритмів MIL, визначених в огляді [2]. Дотримуючись стилю іменування в [10], ми називаємо цю мережу як MI-Net.

Показана проста MI-Net з трьома повністю пов'язаними шарами і одним пулом MIL. Зміна структури мережі призводить до того, що мережа фокусується на поданні даних навчання, а не на прогнозі ймовірності примірника. Незалежно від того, скільки вхідних примірників є, MIL Pooling Layer об'єднує їх в один вектор функцій як уявлення пакета. Нарешті, шар FC з тільки однією нейронною і сигмоїдною активацією приймає подання даними в якості вхідного сигналу і прогнозує ймовірність даними. Цей простий MI-Net сформульований так:

$$\begin{cases} x_{ij}^l = H^l(x_{ij}^{l-1}), \\ x_i^l = M^L(x_{ij|j=1..m_i}^{l-1}). \end{cases} \quad (5)$$

Різниця між MI-Net або mi-Net. По-перше, ми можемо порівняти 1 і 2, щоб знайти різницю між mi-Net і MI-Net. У mi-Net є кілька вузлів, що представляють екземпляри. В MI-Net немає лічильників та примірників; замість цього він містить вектор функцій з даними. З точки зору вивчення особливостей, mi-Net фокусується на поданні навчального примірника; в той час як MI-Net вивчає подання примірників і уявлення сум. У нас є явна мотивація проектування MI-Net. Оскільки mi-Net пророкує рахунок примірника на основі окремого примірника, і оцінка сум залежить від кількості примірників, класифікація пакетів не буде виконана, якщо класифікатори примірників помиляються. Наша мотивація MI-Net полягає в тому, щоб отримати більш багате уявлення.

Агрегуючи всі можливості примірника, даємо більш надійне передбачення, засноване на уявленні підсумовування. Коли навчання з використанням декількох екземплярів – це слабо контрольована проблема навчання, або явно, або неявно викликаючи ймовірність примірника, він завжди ризикує зробити помилку. Однак в MI-Net основна увага приділяється завданню пакетів; таким чином, слабо контрольована проблема MIL стає повністю контрольованою меншою ціною робіт по ремонту. Саме з цієї причини MI-Net має тенденцію давати кращу точність класифікації даних, як показано в експериментах. Однак в MI-Net є обмеження; він не може дати можливість примірника. У додатках, що вимагають ймовірності примірника, щоб контролювати мережі (DSN) [13], ми додаємо глибокі спостереження в MI-Net. Тобто кожен середній рівень FC, який може вивчати функції примірника, супроводжується шаром пулу MIL і рівнем FC для прогнозування сумарного балу. Під час навчання додається на кожен рівень. Крім того, під час тестування ми обчислюємо середній бал для кожного рівня. MI-Net з глибоким спостереженням формулюється так:

$$\begin{cases} x_{ij}^l = H^l(x_{ij}^{l-1}), \\ x_i^l = M^L(x_{ij|j=1..m_i}^{l-1}), k \in \{1, 2, 3\}, \end{cases} \quad (6)$$

де індекс k в $X_i^{l,k}$, k і означає, що ми вивчаємо безліч функцій сум з усіх рівнів можливостей примірника за допомогою пулу MIL. MI-Net з глибоким спостереженням може використовувати кілька ієрархій, щоб отримати кращу точність класифікації даних. Його можна інтерпретувати з двох точок зору. У процесі навчання функція примірника в нижніх шарах може отримувати більш ретельний контроль; і (2) при тестуванні ми можемо усереднити ймовірність множинних сум, щоб отримати більш міцні дані. У цій статті ми встановлюємо ваги різних рівнів однаково.

Останнім часом глибоке залишкове навчання було запропоновано в [14] і продемонструвало вражаюче поліпшення розпізнавання зображень за рахунок використання дуже глибоких нейронних мереж. Ми вивчаємо залишкові з'єднання в MI-Net, MI-Net з залишковими сполуками формулюється так:

$$\begin{cases} x_{ij}^l = H^l(x_{ij}^{l-1}), \\ x_i^l = M^L(x_{ij|j=1..m_i}^{l-1}) \\ x_i^l = M^L(x_{ij|j=1..m_i}^{l-1}) + X^{l-1}, l > 1, \end{cases} \quad (7)$$

На відміну від вихідного залишкового навчання в [14], в якому вивчаються залишки репрезентацій з використанням згортки, нормалізації партії і ReLU, ми вивчаємо залишки уявлення сум через повністю зв'язані шари, об'єднання ReLU і MIL. В кінці мережі уявлення фінального кластера пов'язано з етикеткою даними через шар FC з однією нейронною і сигмоїдною активацією.

Загальний підхід полягає в тому, щоб звести до мінімуму нормалізовану втрату квадратів помилок щодо коефіцієнтів користувача $V = (v_j)_{j=1}^J$.

$$\min_{U,V} \sum_{i,j} (r_{i,j} - u_i^T v_j)^2 + \lambda_u \|u\|^2 + \lambda_v \|v\|^2, \tag{8}$$

де λ_u і λ_v є параметрами регуляризації. $r_{ij} > 0$, якщо користувач i , номінальна позиція j , і $r_{ij} = 0$ інакше матрична факторизація може бути узагальнена як імовірнісна модель шляхом розміщення нульового середнього сферичного гаусового впливу на латентні фактори користувачів і предметів [1–5], який може бути далі описаний як наступний генеративний процес, для кожного користувача i , зображений як векторний латентний користувач $u_i \sim N(0, \lambda_u^{-1} E_k)$. Для кожної позиції j , зобразити елемент латентного вектору $v_j \sim N(0, \lambda_v^{-1} E_k)$; для кожної пари користувача-елемента (i,j) , набрати дані $r_{ij} \sim N(u_i^T v_j, c_{ij}^{-1})$, де c_{ij} служить параметром надійності для r_{ij} . Якщо c_{ij} є забагато, r_{ij} вірне рівняння. Загалом, $c_{ij} = a$, якщо $r_{ij} > 0$ і $c_{ij} = b$, якщо $r_{ij} = 0$, а a та b є налаштуванням параметрів satisfying $ab \geq 0$. Таким чином, імовірнісна матрична факторизація (PMF) може мати справу з незаперечними рейтингами. PMF можна легко розширити, щоб включити упередження для різних користувачів, елементів і контекстів, щоб отримати більш надійні моделі латентних факторів [6–12].

Традиційні періодичні нейронні мережі, що виникають із проблеми довготривалої залежності в моделюванні послідовності. GatedRNN (GRNN) вводять рекурентні одиниці (наприклад, LSTM і GRU), щоб полегшити кожному одиницю, щоб запам'ятати наявність певної функції в потоці введення для довгої серії кроків, а також автоматично закриті контекстні шляхи, які обходять декілька тимчасових кроків до уникнення зникаючих градієнтів [13–15]. Тут ми приймаємо замкнуту рекурентну одиницю (GRU).

Формально, враховуючи послідовність S , оновлення повторюваного прихованого стану в GRU-RNN узагальнюється, як показано нижче [3–9]. Для кожного j -го підрозділу GRU активації h_t^j як шаг t є:

$$h_t^j = (1 - z_t^j) h_{t-1}^j + z_t^j \tilde{h}_t^j, \tag{9}$$

де z_t^j є воротами оновлення і обчислено за:

$$z_t^j = \delta(W_z s_t + M_z h_{t-1}^j) \tag{10}$$

Де функція δ може брати *sigmoid* або *tanh*. Активація параметра h_t^j обчислюється шляхом:

$$h_t^j = \tanh(W_s s_t + M(d_t \circ h_{t-1}^j)) \tag{11}$$

де d_t являє собою набір перезавантажувальних воріт і означає елементний помножувач. Ворота скидання d_t^j обчислюються як:

$$d_t^j = \delta(W_d s_t + M_d h_{t-1}^j) \tag{12}$$

З огляду на набір навчальних програм, ми хочемо визначити оцінку Maximum a posteriori (MAP) U, V, W^* , тому ми можемо використовувати U та V для прогнозування відсутніх записів у R та використовувати прогнози для надання рекомендацій. Для вивчення параметрів DRMF ми розробляємо алгоритм EM-стилю, подібний до [15]. Максимізація заднього рівня еквівалентна максимізації повної логарифмічної вірогідності формули 5, тому ми можемо вивести цільову функцію наступним чином

$$L(U, V, W_1, W_2) = - \sum_i \sum_j \frac{c_{i,j}}{2} (r_{ij} - u_i^T v_j)^2 - \frac{\lambda_u}{2} \sum_i (u_i - \phi_i)^T (u_i - \phi_i) - \frac{\lambda_v}{2} \sum_j (v_j - \theta_j)^T (v_j - \theta_j) - \frac{\lambda_u}{2} \left(\sum_k W_1^k + \sum_k W_2^k \right).$$

Спочатку виправляємо значення θ та ϕ (а саме, виправити параметри W_1, W_2 в перетворенні $dnn(W_1, X), dnn(W_2, Y)$) вирішити та V . Для u_i, v_j максимізація виконується аналогічно матричній факторизації. Взяття градієнта L до відношення до u_i, v_j і встановлення його до нуля допомагає знайти u_i, v_j . Вирішення відповідних рівнянь приведе до оновлення правил наступним чином,

$$u_i \leftarrow (VC_i V^T + \lambda_u E_k)^{-1} (VC_i R_i + \lambda_u \phi_i) \\ v_j \leftarrow (UC_j U^T + \lambda_v E_k)^{-1} (UC_j R_j + \lambda_v \theta_j) \tag{14}$$

де C_i – діагональна матриця з c_{ij} як діагональний елемент з $R_i = (r_{ij})_{j=1}^J$ для використання i . Для предметів j , C_j і R_j аналогічно визначено c_{ij} є показником надійності роботи r_{ij} . Ми використовуємо таку ж стратегію, як зазначено в [15] to set c_{ij} : $c_{ij} = a$, якщо $r_{ij} > 0$ та $c_{ij} = b$, якщо $r_{ij} = 0$. Комбінація a та b є різницею для завдань прогнозування надійності та безвідмовності роботи.

Висновки

В статті було розглянуто питання теплопередачі зовнішнього вентилятора охолодження в електродвигуні високої напруги та обробки отриманої інформації за допомогою нейронних мереж. Дослідження показали, що швидкість на виході і температура внутрішнього вентиляційного змінюється в залежності від навантаження і може бути прогнозовано за допомогою нейронних мереж. Точність методу

модельовання і симуляції доведена розрахунками. Результати дослідження можуть надати ефективний інструмент для проектування асинхронних двигунів з високою питомою потужністю.

Література

1. Naskar A.K., Sarkar D. Numerical analysis of three dimensional steady state heat conduction in the rotor of an induction motor by finite element method. International Conference on Control, Instrumentation, Energy and Communication, 2014.
2. Dingetal S. Numerical research of wind friction loss for double fed hydro turbine generator, J. Huazhong Univ. Sci. Technol. (2014).
3. Changetal C.C. Air cooling for a large-scale motor, Appl. Therm. Eng. 30 (11– 12) (2010) 1360–1368.
4. Li H. Cooling of a permanent magnet electric motor with a centrifugal impeller, Int. J. Heat Mass Transf. 53 (4) (2010) 797–810.
5. Li H. Flow driven by a stamped metal cooling fan – numerical model and validation, Exp. Therm Fluid Sci. 33 (4) (2009) 683–694.
6. Stafford J., Walsh E., Egan V. Local heat transfer performance and exit flow characteristics of a miniature axial fan, Int. J. Heat Fluid Flow 31 (5) (2010) 952–960.
7. Ding S., Liu J., Zhang L. Fan characteristics of the self-support components of rotor end sand its performance matching, Int. J. Heat Mass Transf. 108 (2017) 1917–1923.
8. Xie Y., Wang Y. 3D temperature field analysis of the induction motors with broken bar fault, Appl. Therm. Eng. 66 (1–2) (2014) 25–34.
9. Herbert W.A. Totally enclosed fan-cooled squirrel-cage induction motor options, IEEE Trans. Ind. Appl. 50 (2) (2014) 1590–1598.
10. Ahmed F., Ghosh E., Kar N.C. Transient thermal analysis of a copper rotor induction motor using a lumped parameter temperature network model, in: IEEE Transportation Electrification Conference and Expo, 2016.
11. Zhangetal Y. Calculation of temperature rise in air-cooled induction motors through 3-D coupled electromagnetic fluid-dynamical and thermal finite element analysis, Magnet. IEEE Trans. 48 (2) (2012) 1047–1050.
12. Kolondzovski Z., Belahcen A., Arkkio A. Multi physics thermal design of a high speed permanent-magnet machine, Appl. Therm. Eng. 29 (13) (2009) 2693– 2700.
13. Kim C., Lee K.S., Kim C., et al. Numerical investigation of the air-gap flow heating phenomena in large-capacity induction motors, Int. J. Heat Mass Transf. 110 (2017) 746–752.
14. Nateghetal S. Thermal modelling of directly cooled electric machines using lumped parameter and limited CFD analysis, IEEE Trans. Energy Convers. 28 (4) (2013) 979–990.
15. Зубенко Д.Ю. Дослідження методів управління проектами ремонту транспортних засобів / Д.Ю. Зубенко // Восточно-Европейский журнал передовых технологий. – 6 (3). – С. 15–18.

References

1. Naskar A.K., Sarkar D. Numerical analysis of three dimensional steady state heat conduction in the rotor of an induction motor by finite element method. International Conference on Control, Instrumentation, Energy and Communication, 2014.
2. Dingetal S. Numerical research of wind friction loss for double fed hydro turbine generator, J. Huazhong Univ. Sci. Technol. (2014).
3. Changetal C.C. Air cooling for a large-scale motor, Appl. Therm. Eng. 30 (11– 12) (2010) 1360–1368.
4. Li H. Cooling of a permanent magnet electric motor with a centrifugal impeller, Int. J. Heat Mass Transf. 53 (4) (2010) 797–810.
5. Li H. Flow driven by a stamped metal cooling fan – numerical model and validation, Exp. Therm Fluid Sci. 33 (4) (2009) 683–694.
6. Stafford J., Walsh E., Egan V. Local heat transfer performance and exit flow characteristics of a miniature axial fan, Int. J. Heat Fluid Flow 31 (5) (2010) 952–960.
7. Ding S., Liu J., Zhang L. Fan characteristics of the self-support components of rotor end sand its performance matching, Int. J. Heat Mass Transf. 108 (2017) 1917–1923.
8. Xie Y., Wang Y. 3D temperature field analysis of the induction motors with broken bar fault, Appl. Therm. Eng. 66 (1–2) (2014) 25–34.
9. Herbert W.A. Totally enclosed fan-cooled squirrel-cage induction motor options, IEEE Trans. Ind. Appl. 50 (2) (2014) 1590–1598.
10. Ahmed F., Ghosh E., Kar N.C. Transient thermal analysis of a copper rotor induction motor using a lumped parameter temperature network model, in: IEEE Transportation Electrification Conference and Expo, 2016.
11. Zhangetal Y. Calculation of temperature rise in air-cooled induction motors through 3-D coupled electromagnetic fluid-dynamical and thermal finite element analysis, Magnet. IEEE Trans. 48 (2) (2012) 1047–1050.
12. Kolondzovski Z., Belahcen A., Arkkio A. Multi physics thermal design of a high speed permanent-magnet machine, Appl. Therm. Eng. 29 (13) (2009) 2693– 2700.
13. Kim C., Lee K.S., Kim C., et al. Numerical investigation of the air-gap flow heating phenomena in large-capacity induction motors, Int. J. Heat Mass Transf. 110 (2017) 746–752.
14. Nateghetal S. Thermal modelling of directly cooled electric machines using lumped parameter and limited CFD analysis, IEEE Trans. Energy Convers. 28 (4) (2013) 979–990.
15. Zubenko D.Iu. Doslidzhennia metodiv upravlinnia proektamy remontu transportnykh zasobiv / D.Iu. Zubenko // Vostochno-Evropейskiy zhurnal peredovykh tekhnolohiy. – 6 (3). – S. 15–18.

Рецензія/Peer review : 07.06.2019 р.

Надрукована/Printed : 23.07.2019 р.
Рецензент: д. т. н., проф. М.Ф. Смирний