ISSN 2354-0575

TỐI ƯU HÓA THIẾT KẾ BỘ MTMD GIẢM DAO ĐỘNG XOẮN CHO TRỤC ỨNG DỤNG THUẬT TOÁN HỒI QUY PHI TUYẾN GAUSS-NEWTON

Khổng Doãn Điền[1], **Nguyễn Duy Chinh**[1], **Vũ Xuân Trường**[1], **Nguyễn Thanh Tuấn**[2]
1 Trường Đại học Sư phạm Kỹ thuật Hưng Yên
2 Trường Cao đẳng nghề Công nghiệp Thanh Hóa

Ngày nhận: 06/4/2016
Ngày sửa chữa: 11/5/2016
Ngày xét duyệt: 10/6/2016

Tóm tắt:
Các công bố [3,4] đã đưa ra được vùng tối ưu của các tham số bộ TMD. Tuy nhiên vì mỗi biến chỉ có hữu hạn các cấp độ được chọn (3 đến 4 cấp độ) trong vùng khảo sát, do đó bộ thông số tối ưu thu được là một trong các giá trị của các cấp độ trong vùng tối ưu đã chọn. Taguchi không trả ra hàm mô tả quan hệ giữa các đại lượng đầu vào và đại lượng khảo sát mà đánh giá tối ưu thông số tỷ số tín hiệu trên nhiễu (S/N). Bài báo này phân tích hiệu quả giảm dao động khi sử dụng đồng thời nhiều bộ TMD (MTMD-Multi Tuned Mass Damper). Đặc biệt phương pháp tối ưu hóa sử dụng trong nghiên cứu này là phương pháp hồi quy phi tuyến Gauss-Newton, kết quả sẽ đánh giá được quan hệ giữa các thông số MTMD với dao động xoắn thông qua một hàm toán học dạng phi tuyến. Các kết quả được kiểm chứng bằng mô phỏng số trên Maple 2016a cho kết quả tin cậy.
Từ khóa: *Hồi quy phi tuyến, Thuật toán Gauss-Newton, MTMD.*

1. Cơ sở lý thuyết

Các thuật toán Gauss-Newton được sử dụng để giải quyết các bài toán bình phương tối thiểu các hàm phi tuyến tính. Thuật toán này được Carl Friedrich Gauss cài tiến từ phương pháp Newton cho việc tìm giá trị nhỏ nhất của hàm. Không giống như các phương pháp của Newton, các thuật toán Gauss-Newton chỉ có thể được sử dụng để giảm thiểu một tổng các giá trị hàm bình phương, nhưng nó có thuận lợi là các đạo hàm bậc hai không được yêu cầu tính cũng có thể được tính. Bài toán bình phương tối thiểu phi tuyến tính có thể nảy sinh trong hồi qui phi tuyến, khi các tham số trong mô hình hồi qui được tìm thấy thì mô hình phù hợp với những quan sát có sẵn. Nội dung chính của phương pháp này như sau:

Cho m hàm $r = (r_1, ..., r_m)$ (thường được gọi là dư) của n biến $\beta = (\beta_1, ..., \beta_n)$, với $m \geq n$, thuật toán Gauss-Newton tìm các giá trị của các biến một cách lặp đi lặp lại để làm tối thiểu tổng bình phương [1]

$$S(\beta) = \sum_{i=1}^{m} r_i^2(\beta)$$

Bắt đầu với $\beta^{(0)}$ để tối thiểu, phương pháp tiến hành các vòng lặp

$$\beta^{(s+1)} = \beta^{(s)} - (\mathbf{J}_r^T\mathbf{J}_r)^{-1}\mathbf{J}_r^T\mathbf{r}(\beta^{(s)})$$

Nếu **r** và $\boldsymbol{\beta}$ là vector cột, các mục của các ma trận Jacobian là

$$(\mathbf{J}_r)_{ij} = \frac{\partial r_i(\beta^s)}{\partial \beta_j}$$

và biểu tượng T biểu thị sự chuyển vị ma trận.

Nếu $m = n$, vòng lặp rút gọn

$$\beta^{(s+1)} = \beta^{(s)} - (\mathbf{J}_r)^{-1}\mathbf{r}(\beta^{(s)})$$

Đó là một sự tổng quát trực tiếp của phương pháp Newton trong một chiều.

Khi phù hợp dữ liệu để tìm các thông số $\boldsymbol{\beta}$ thì hàm mẫu đã cho $y = f(x, \boldsymbol{\beta})$ sẽ phù hợp nhất một số điểm dữ liệu (x_i, y_i), hàm r_i là hàm dư thừa

$$r_i(\beta) = y_i - f(x_i, \beta)$$

Sau đó, các phương pháp Gauss-Newton có thể được thể hiện trong điều khoản của Jacobi $\mathbf{J}_f$ của hàm f là

$$\beta^{(s+1)} = \beta^{(s)} - (\mathbf{J}_r^T\mathbf{J}_f)^{-1}\mathbf{J}_r^T\mathbf{r}(\beta^{(s)})$$

Việc giả sử $m \geq n$ trong thuật toán là cần thiết, vì nếu không ma trận $J_r^TJ_r$ không thể nghịch đảo được và các phương trình bình thường không thể được giải quyết (ít nhất và duy nhất).

Các thuật toán Gauss-Newton có thể được bắt nguồn bởi vector xấp xỉ tuyến tính của hàm r_i. Sử dụng định lý của Taylor, chúng ta có thể viết ở mỗi lần lặp

$$r(\beta) \approx r(\beta^s) + J_r(\beta^s)\Delta$$

Với $\Delta = \beta - \beta^s$. Nhiệm vụ tìm Δ để tối thiểu tổng bình phương của phía bên tay phải, tức là,

$$\min\|r(\beta^s) + J_r(\beta^s)\Delta\|_2^2$$

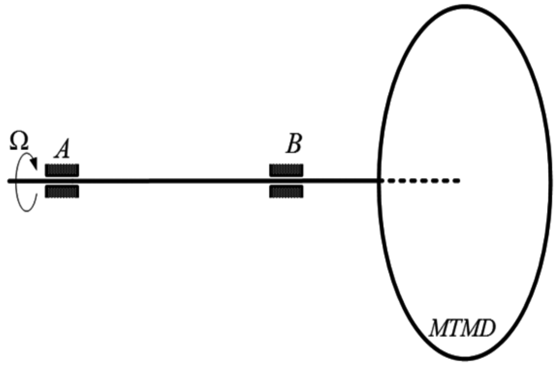
là một bài toán bình phương tối thiểu tuyến tính có thể được giải một cách dễ dàng, thu được các phương trình bình thường trong thuật toán.

2. Phương trình vi phân dao động xoắn của cơ hệ

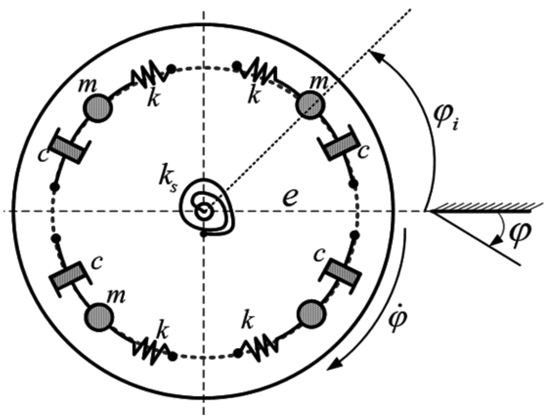
Xét mô hình trục máy có lắp MTMD như Hình 1. Trên trục máy có lắp đĩa khối lượng m_r, bán

ISSN 2354-0575

kính R_r. MTMD được lắp đối xứng qua tâm đĩa máy trên đường tròn bán kính *e* (Hình 2). Trục máy quay đều với tốc độ *n* vòng/phút.



Hình 1. *Mô hình trục máy có lắp MTMD*



Hình 2. *Mô hình MTMD*

Động năng của cơ hệ

$$T = \frac{1}{2}J_s\Omega^2 + \frac{1}{2}J_r\dot{\varphi}^2 + \frac{1}{2}me^2\dot{\varphi}_i^2 \quad (i = 1..4) \qquad (1)$$

Tính thế năng của cơ hệ

$$\Pi = mge\sum_{i=1}^{4}\cos\varphi_i + \frac{1}{2}ke^2\sum_{i=1}^{4}\varphi_i^2 + \frac{1}{2}k_s\left(\varphi(t) - \Omega t\right)^2 \qquad (2)$$

Hàm hao tán:

$$\Phi = \frac{1}{2}ce^2\sum_{i=1}^{4}\dot{\varphi}_i^2 \qquad (3)$$

Vậy phương trình vi phân chuyển động của cơ hệ:

$$J_r\ddot{\varphi} + me^2\sum_{i=1}^{4}\ddot{\varphi} + \ddot{\varphi}_i = -k_s\left(\varphi - \Omega t\right) + M(t) \qquad (4)$$

$$me^2\left(\ddot{\varphi} + \ddot{\varphi}_i\right) = mge\sin\varphi_i - ke^2\varphi_i - ce^2\dot{\varphi}_i$$

$$(i = 1..4) \qquad (5)$$

3. Xác định tham số tối ưu của MTMD bằng thuật toán Gauss-Newton

Ta đặt các hệ số hằng :

$$\mu = \frac{m}{M}; \alpha = \frac{k}{k_t}; \beta = \frac{c}{k_t}$$

Sử dụng vùng khảo sát tối ưu của các biến khảo sát như đã được công bố trong [3,4]. Các cấp độ được chọn trong vùng tối ưu được mô tả trên Bảng 1. Bảng thực nghiệm L9 được chọn như trên Bảng 2. Bảng 3 mô tả kết quả thu được khi mô phỏng số dao động xoắn của trục lắp MTMD trên phần mềm Maple 2016a.

Bảng 1. *Miền khảo sát và cấp độ của các thông số khảo sát*

Cấp độ	μ	α	β
1	0.01	0.05	0.001
2	0.02	0.10	0.005
3	0.03	0.15	0.010

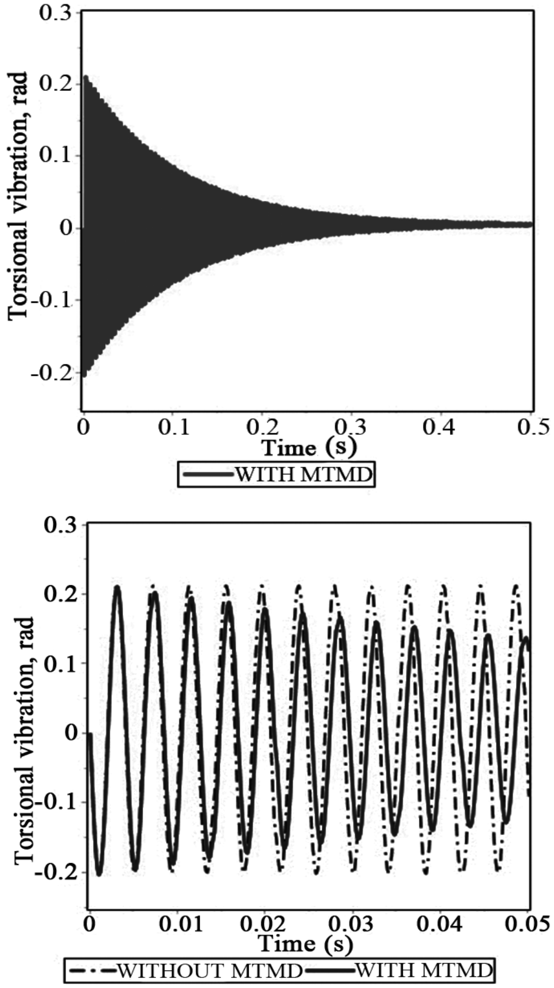
Bảng 2. *Bảng thực nghiệm L9*

Cấp độ	μ	α	β
1	1	1	1
2	1	2	2
3	1	3	3
4	2	1	2
5	2	2	3
6	2	3	1
7	3	1	3
8	3	2	1
9	3	3	2

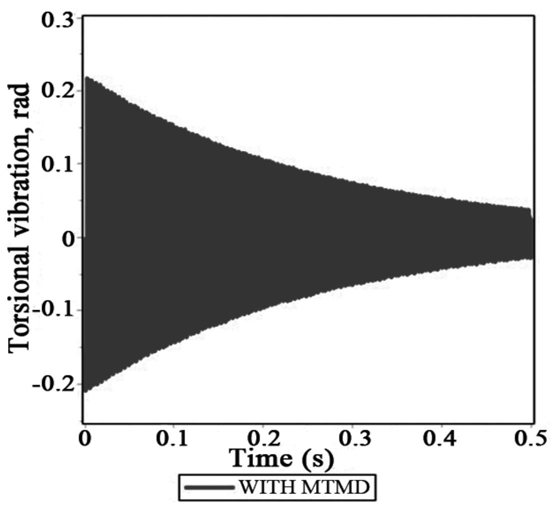
Bảng 3. *Bảng thực nghiệm khi chạy mô phỏng trên Maple 2016*

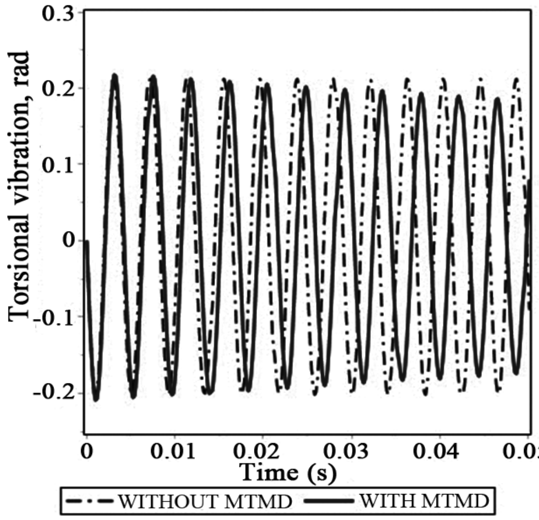
Bộ	$\mu \le 4\%$	$\alpha \le 10\%$	$\beta \le 1\%$	Dao động xoắn tại *t = 1s*
1	0.01	0.05	0.001	0.00749396853866408
2	0.01	0.10	0.005	0.02697986205450190
3	0.01	0.15	0.010	0.04412186472455790
4	0.02	0.05	0.005	0.00957495705958608
5	0.02	0.10	0.010	0.02673585648017400
6	0.02	0.15	0.001	0.00521742659631808
7	0.03	0.05	0.010	0.00635671647822808

8	0.03	0.10	0.001	0.00521739126929808
9	0.03	0.05	0.001	0.00521739132449408



Hình 3. *Dao động xoắn của trục khi lắp MTMD với bộ thông số 1*





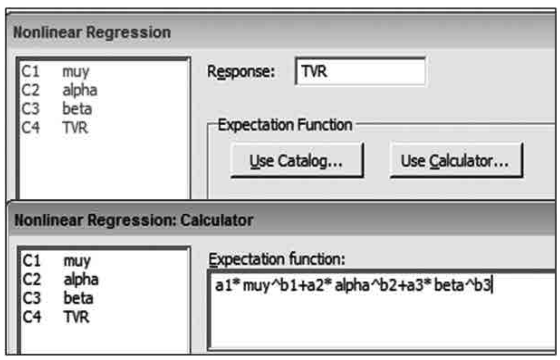
Hình 4. *Dao động xoắn của trục khi lắp MTMD với bộ thông số 1*

Thiết lập hàm hồi quy phi tuyến mô tả quan hệ giữa dao động xoắn và các thông số của bộ MTMD

Phương trình hồi quy phi tuyến mong muốn thiết lập có dạng:

$$\theta = a_1\mu^{b_1} + a_2\alpha^{b_2} + a_3\beta^{b_3} \quad (6)$$

Trong (6) a_1, a_2, a_3, b_1, b_2 và b_3 là các hệ số cần tìm. Sử dụng thuật toán hồi quy phi tuyến Gauss-Newton chạy trên nền phần mềm Minitab với các khai báo như hình sau (Hình 5).



Hình 5. *Thiết lập dạng hàm hồi quy phi tuyến*

Ta thu được các kết quả tính toán

```
Nonlinear Regression: TVR = a1 * muy ^ b1 + a2 * alpha ^ b2 + a3 * beta ^ b3

Method

Algorithm        Gauss-Newton
Max iterations            200
Tolerance             0.00001


Equation

TVR = 1.86522e+023 * muy ^ 5.75995e+020 + 0.00279629 * alpha ^ -0.0288234 + 0.216406 * beta ^
     0.52258


Parameter Estimates
```

```
Parameter Estimates

                                SE
Parameter       Estimate  Estimate
a1           1.86522E+23         *
b1           5.75995E+20         *
a2           2.79629E-03         *
b2          -2.88234E-02         *
a3           2.16406E-01         *
b3           5.22580E-01         *

TVR = a1 * muy ^ b1 + a2 * alpha ^ b2 + a3 * beta ^ b3


Summary

Iterations          8
Final SSE   0.0009495
DFE                 3
MSE         0.0003165
S           0.0177901
```

4. Kết quả và nhận xét

Như vậy, phương trình phi tuyến mô tả dao động xoắn của trục (Hình 1) khi lắp MTMD với các thông số khảo sát là:

$$\theta = 1.86522.10^{23}\mu^{5.75995.10^{20}} + 0.00279629\alpha^{-0.0288234} + +0.216406\beta^{0.52258} \quad (7)$$

Về mặt toán học khi hàm đã xác định hoàn toàn cho chúng ta dự đoán về dao động xoắn với các thông số đầu vào đã cho. Nghĩa là với mỗi bộ thông số thiết kế cho ta một dự đoán xấp xỉ về dao động xoắn. Và cũng từ hàm phi tuyến này cho phép chúng ta tìm được cực trị của hàm để xác định các tham số tối ưu.

Để đánh giá độ tin cậy của hàm hồi quy phi tuyến thu được từ đại lượng *SSE* mục Summary. Đại lượng này có nghĩa là tổng bình phương các lỗi còn sót lại (the sum of squares of the residual error). *SSE = 0.0009495 = 0.09495%*. Kết quả này mô tả phương trình hồi quy phi tuyến thu được ở trên là rất tin cậy.

Tiếp theo tác giả xác định tham số tối ưu của hàm phi tuyến. Chương trình được lập trên Maple 2016a bằng việc sử dụng thư viện tối ưu hóa *Optimization* và lệnh *NLPSolve* để tìm cực tiểu của hàm phi tuyến.

$theta := 1.86522 \cdot 10^{23} . \mu^{5.75995 \cdot 10^{20}} + +0.00279629 \cdot \alpha^{-0.0288234} + 0.216406 \cdot \beta^{0.52258}$

with(Optimization):

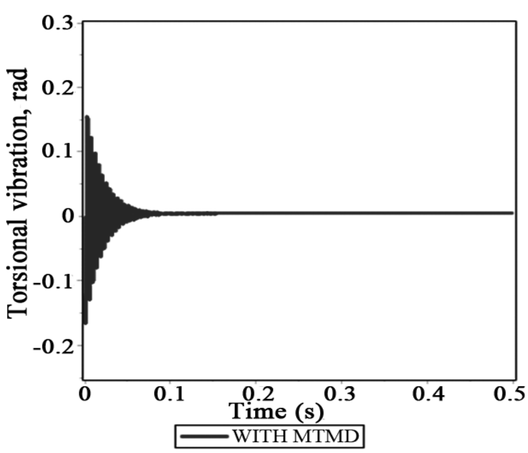
NLPSolve(theta, $\mu = \frac{1}{100} .. \frac{3}{100}$, $\alpha = \frac{5}{100} .. \frac{15}{100}$, $\beta = \frac{1}{1000} .. \frac{1}{100}$);

Kết quả thu được như sau:

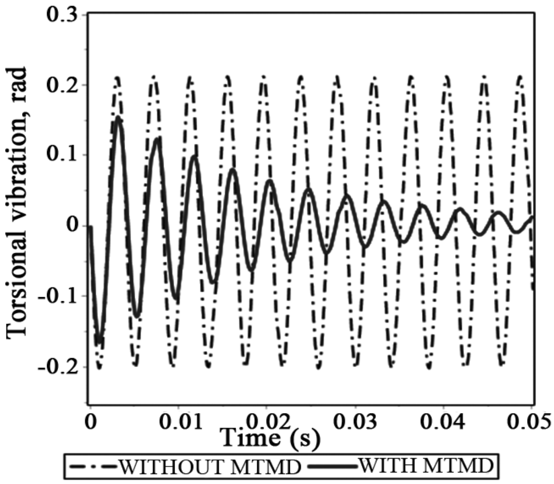
$\mu_{opt} = 0.03 = 3\%$

$\alpha_{opt} = 0.15 = 15\%$

$\beta_{opt} = 0.0009999 = 0.099\%$



ISSN 2354-0575



Hình 6. *Mô phỏng dao động xoắn của trục với bộ tham số tối ưu tìm được*

Xác định được α_{opt} và β_{opt} cho phép ta chọn lò xo và dầu giảm chấn với lựa chọn tối ưu nhất.

Tại giá trị tối ưu của $\mu_{opt} = 0.03$ hàm phi tuyến trên trở thành

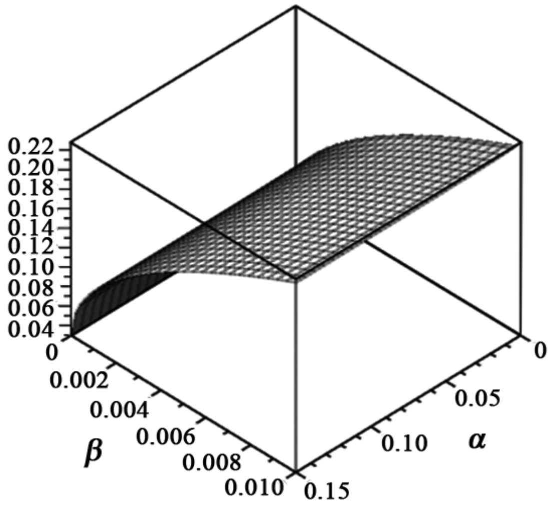
$$\theta = \frac{0.00279629}{\alpha^{0.0288234}} + 0.216406\beta^{0.52258}$$

Đồ thị mô tả ảnh hưởng của α, β đến dao động xoắn được thể hiện trên Hình 7.

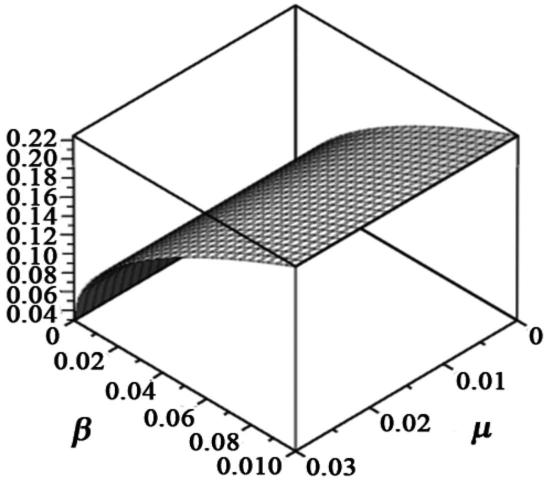
Tại giá trị tối ưu của α_{opt} = 0.15 hàm phi tuyến trên trở thành

$$\theta = 1.86522.10^{23}\mu^{5.75995.10^{20}} + 0.216406\beta^{0.52258} + $$
$$+0.002953452977$$

Đồ thị mô tả ảnh hưởng của μ, β đến dao động xoắn được thể hiện trên Hình 8.



Hình 7. *Ảnh hưởng đồng thời của* α, β

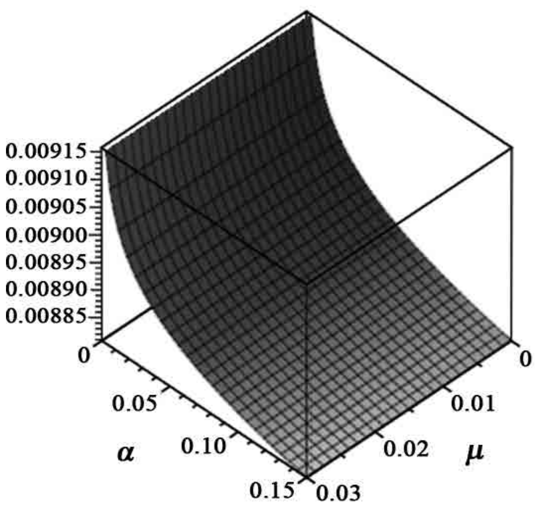


Hình 8. *Ảnh hưởng đồng thời của* μ, β

Tại giá trị tối ưu của β_{opt} = 0.00099999 hàm phi tuyến trên trở thành

$$\theta = 1.86522.10^{23}\mu^{5.75995.10^{20}} + \frac{0.00279629}{\alpha^{0.0288234}} + $$
$$+0.005855032332$$

Đồ thị mô tả ảnh hưởng của μ, α đến dao động xoắn được thể hiện trên Hình 9.



Hình 9. *Ảnh hưởng đồng thời của* μ, α

Đồ thị Hình 7 mô tả ảnh hưởng đồng thời của hai đại lượng α, β đến dao động xoắn của trục máy. Từ đồ thị ta nhận thấy dao động xoắn sẽ giảm nếu tăng α và giảm β trong vùng khảo sát của mỗi biến. Tăng độ lớn của α nghĩa là tăng độ cứng *k* của lò xo bộ TMD trong phạm vi khảo sát. Để hấp thụ dao động xoắn của trục máy (hệ chính) thì hệ phụ phải duy trì dao động. Bản chất của việc hấp thụ dao động là năng lượng có hại của hệ chính được gửi sang hệ phụ (MTMD). Khi độ cứng của lò xo đủ lớn sẽ dễ dàng duy trì dao động của hệ phụ để hấp thụ năng lượng có hại của hệ chính. Tuy nhiên, mặt cong biểu diễn mối quan hệ này là mặt cong lồi, nghĩa là sự thay đổi sự các biến đầu vào α, β làm dao động xoắn của hệ tăng hoặc giảm nhanh. Kết quả thu được tương tự trên các đồ thị Hình 8 và 9.

Tài liệu tham khảo

[1]. Nguyễn Thúc An, Nguyễn Đình Chiều, Khổng Doãn Điền, *Lý thuyết dao động*, NXB nông nghiệp, 2004.

[2]. Nguyễn Văn Khang, *Dao động kỹ thuật*, NXB khoa học kỹ thuật, Hà Nội 2009.

[3]. Khổng Doãn Điền, Nguyễn Duy Chinh, Vũ Xuân Trường, Nguyễn Ngọc Chung, *Nghiên cứu xác định tham số tối ưu của bộ hấp thụ dao động TMD dạng con lắc kép giảm dao động xoắn cho trục máy*, Tạp chí Khoa học và Công nghệ, ISSN 2354-0575, Vol6 (6/2015).

[4]. Khổng Doãn Điền, Nguyễn Duy Chinh, Vũ Xuân Trường, Đoàn Cao Miên, *Tối ưu hóa thông số bộ hấp thụ dao động TMD dạng rãnh trượt tròn giảm dao động xoắn cho trục máy bằng phương pháp Euler,* Tạp chí Khoa học và Công nghệ, ISSN 2354-0575, Vol6 (6/2015).

[5]. H. O. Hartley, *The Modified Gauss-Newton Method for the Fitting of Non-Linear Regression Functions by Least Squares*, Technometrics, Volume 3, DOI:10.1080/00401706.1961.10489945.

[6]. Jorge J. Moré, *The Levenberg-Marquardt Algorithm: Implementation and Theory*, ChapterNumerical Analysis, Volume 630 of the series Lecture Notes in Mathematics, pp 105-116.

OPTIMAL DESIGN OF THE MTMD FOR REDUCING TORSIONAL VIBRATION BY USING GAUSS-NEWTON NONLINEAR REGRESSION ALGORITHM

Abtract:

The published in [3,4] have determined the optimal parameters range for the TMD. However, as each factors were only limited to the selected level (level 3 to 4) in the survey, so the optimal parameters obtained is one of the values of the optimal regional level. The Taguchi method does not return the results in the form of mathematical functionsthat the optimal parameters were determined by the S/N ratio. This paper presents effectively reduce torsional vibration when using MTMD. Specially, the optimization methods used in this study is the method of Gauss-Newton nonlinear regression algorithm. Results will be shown the relationship between these parameters to MTMD by a nonlinear mathematical function form. The results are verified by numerical simulation on Maple 2016a.

Keywords: *Nonlinear Regression, Gauss-Newton algorithm, Multi Tuned Mass Dampers.*