# BỘ GIÁO DỤC VÀ ĐÀO TẠO TRƯỜNG ĐẠI HỌC SƯ PHẠM KỸ THUẬT THÀNH PHỐ HỒ CHÍ MINH

TRẦN THIỆN HUÂN

# BÀI TOÁN NGƯỢC VẬN ĐỘNG ROBOT DẠNG NGƯỜI TRONG PHÂN TÍCH ÔN ĐỊNH, TẠO DÁNG ĐI VÀ ĐIỀU KHIỂN ỨNG DỤNG MÔ HÌNH MẠNG NƠ-RÔN MIMO NARX THÍCH NGHI

TÓM TẮT LUẬN ÁN TIẾN SĨ

NGÀNH: CƠ KỸ THUẬT MÃ Số: 9520101

Tp. Hồ Chí Minh, tháng 9/2019

## CÔNG TRÌNH ĐƯỢC HOÀN THÀNH TẠI Trường đại học sư phạm kỹ thuật Thành phố hồ chí minh

Người hướng dẫn khoa học 1: PGS. TS. HÔ PHẠM HUY ÁNH ... (Ghi rõ họ, tên, chức danh khoa học, học vị và chữ ký)

Người hướng dẫn khoa học 2: TS. PHAN ĐỨC HUYNH ...... (Ghi rõ họ, tên, chức danh khoa học, học vị và chữ ký)

Luận án tiến sĩ được bảo vệ trước HỘI ĐỒNG CHÂM BẢO VỆ LUẬN ÁN TIẾN SĨ TRƯỜNG ĐẠI HỌC SƯ PHẠM KỸ THUẬT, Ngày .... tháng .... năm .....

# DANH MỤC CÔNG TRÌNH ĐÃ CÔNG BỐ

- Tran Thien Huan, Ho Pham Huy Anh, Cao Van Kien, "Optimal Nature-Walking Gait for Humanoid Robot Using Jaya Optimization Algorithm", *Journal Advances in Mechanical Engineering*, (In revision 3rd, SCIE, IF=1.024), 2019.
- Tran Thien Huan, Ho Pham Huy Anh, "Optimal Stable Gait for Nonlinear Uncertain Humanoid Robot Using Central Force Optimization Algorithm", *Journal of Engineering Computations*, (SCIE, Q2-IF=1.177), DOI: <u>10.1108/EC-03-2018-0154</u>, 2019.
- Tran Thien Huan, Cao Van Kien, Ho Pham Huy Anh, Nguyen Thanh Nam, "Adaptive Gait Generation for Biped Robot Using Evolutionary Neural Model Optimized with Modified Differential Evolution", *Neurocomputing*, (SCIE, Q1-IF=3.02), DOI: 10.1016/j.neucom.2018.08.074, 2018.
- 4. Trần Thiện Huân, Hồ Phạm Huy Ánh, "Tối ưu hóa dáng đi ổn định cho robot dạng người kích thước nhỏ sử dụng thuật toán tiến hóa vi sai (MDE) cải tiến", *Chuyên san Đo lường, Điều khiển & Tự động hóa*, quyển 21, số 1, trang 63-74, 2018.
- 5. Tran Thien Huan, Phan Duc Huynh, Cao Van Kien, Ho Pham Huy Anh, "Implementation of Hybrid Adaptive Fuzzy Sliding Mode Control and Evolution Neural Observer for Biped Robot Systems", *IEEE International Conference on System Science and Engineering (IEEE-ICSSE 2017)*, Ho Chi Minh, Vietnam, pp. 77-82, 2017.
- T. T. Huan and H. P. H. Anh, "Implementation of Novel Stable Walking Method for Small-Sized Biped Robot", *Proceedings The 8th Viet Nam Conference on Mechatronics (VCM-2016)*, Can Tho, Viet Nam, pp. 283-292, 25-26 November 2016.
- Tran Thien Huan, Ho Pham Huy Anh, "Novel Stable Walking for Humanoid Robot Using Particle Swarm Optimization Algorithm", *Journal of Advances in Intelligent Systems Research*, vol.123, July 2015, pp. 322-325, Atlantis Press.

# MỞ ĐẦU

#### Động lực nghiên cứu

Trong những năm gần đây, nhiều nhà khoa học đã cùng tham gia để nghiên cứu giải quyết nhiều vấn đề liên quan đến robot dạng người và cho ra đời 14 robot dạng người nổi tiếng: ASIMO tại công ty Honda, Cog tại MIT, HRP-5P tại AIST, HUBO tại KAIST, Lohnnie và LoLa tại TUM, NAO tại công ty Aldebaran, Atlas Robots tại công ty Boston Dynamics, QRIO tại công ty Sony, Robonaut tại NASA, T-HR3 tại công ty Toyota, WABIAN-2R tại đại học Waseda, iCub tại IIT, Robot Sarcos tại công ty Sarcos, ARMARX tại KIT.

Tuy nhiên, việc nghiên cứu về robot dạng người luôn tồn tại những thách thức rất lớn vì đây là loại robot giống người, để mô tả các động tác cử động giống người đòi hỏi có nhiều nghiên cứu chuyên sâu về: kết cấu cơ khí, mô hình toán và điều khiển.

Ở Việt Nam, những công trình nghiên cứu robot dạng người còn rất hạn chế. Với mong muốn chế tạo một robot dạng người đầu tiên của Việt Nam có khả năng bước đi giống người và góp phần vào dự án nghiên cứu robot hai chân mô phỏng người đang thực hiện tại Phòng Thí Nghiệm Trọng Điểm Quốc Gia Điều Khiển Số và Kỹ Thuật Hệ Thống (DCSELAB) với hai phiên bản (HUBOT-2 và HUBOT-3), chính là động lực nghiên cứu.

#### Mục tiêu nghiên cứu

Hoạch định, tối ưu hóa và tạo dáng đi cho robot dạng người là nhằm làm cho robot đi được một cách tự nhiên và ổn định như con người. Hiện nay vẫn là bài toán khó do kỹ thuật hiện tại chưa tiếp cận được các đối tượng sinh học vô cùng phức tạp về kết cấu và tinh vi trong hoạt động.

Luận án này tiếp tục tập trung nghiên cứu và đề xuất những giải pháp mới về hoạch định, tối ưu hóa và tạo dáng đi cho robot dạng người kích thước nhỏ có khả năng bước đi thẳng được một cách tự nhiên và ổn định như con người trên địa hình bằng phẵng, nhằm mục đích hướng tới cải thiện khả năng bước đi ổn định và bền vững hơn được trên địa hình bằng phẳng cho HUBOT-3.

## Phương pháp nghiên cứu

Từ quan điểm toán học, hoạch định, tối ưu hóa và tạo dáng đi của robot dạng người trở thành vấn đề tối ưu có ràng buộc và phù hợp với các kỹ thuật tính toán tối ưu.

Trong luận án này, tác giả thực hiện nghiên cứu và phát triển bộ tạo dáng đi (Walking Pattern Generator - WPG) phụ thuộc 4 thông số của Dip (chiều dài bước -S, độ nhấc chân - H, độ khuyu gối - h và độ lắc hông - n) kết hợp các phương pháp tối ưu hóa ngẫu nhiên (meta-heuristic optimization approaches) và mô hình mạng nơrôn tiến hóa thích nghi (Adaptive Evolutionary Neural Model - AENM) để robot dạng người có thể bước đi ổn định và tự nhiên như con người.

# Kết quả nghiên cứu

Các kết quả nghiên cứu đạt được của luận án, được tóm tắt như sau:

 $M \hat{\rho}t l \dot{a}$ , Dip đã đề xuất bộ tạo dáng (WPG) phụ thuộc 4 thông số (S, H, h, n) và thực hiện tối ưu 4 thông số của bộ tạo dáng (WPG) để robot dạng người (kích thước nhỏ) bước đi ổn định với vận tốc nhanh nhất có thể sử dụng thuật toán di truyền (Genetic Algorithm - GA). Tuy nhiên, để bắt chướt dáng đi của con người thì robot dạng người phải kiểm soát được độ nhấc chân. Vì vậy, tác giả tiếp tục thực hiện tối ưu 4 thông số dáng đi (S, H, h, n) của bộ tạo dáng (WPG) để robot dạng người bước đi ổn định với độ nhấc chân mong muốn sử dụng các phương pháp tối ưu hóa ngẫu nhiên (meta-heuristic optimization approaches). Kết quả mô phỏng và thực nghiệm trên mô hình robot dạng người kích thước nhỏ HUBOT-5 chứng minh đề xuất của luận án là khả thi. Kết quả của nghiên cứu này được trình bày ở bài báo [2], [4] và [7], trong danh mục công trình công bố của tác giả.

*Hai là*, trong quá trình robot dạng người bước đi thì 4 thông số của bộ tạo dáng (WPG) của Dip là không đổi. Điều này làm cho robot dạng người khó thực hiện bước đi ổn định và tự nhiên với 1 quỹ đạo ZMP (Zero Momen Point) mong muốn. Để vượt qua khó khăn này, tác giả thực hiện nhận dạng và điều khiển 4 thông số của bộ tạo dáng (WPG) này sử dụng mô hình mạng nơ-rôn tiến hóa thích nghi (Adaptive Evolutionary Neural Model - AENM) được tối ưu bởi thuật toán (Modified Differential Evolution – MDE). Kết quả mô phỏng trên mô hình robot dạng người kích thước nhỏ HUBOT-5 chứng minh đề xuất của luận án là khả thi. Kết quả của nghiên cứu này được trình bày ở bài báo [3], trong danh mục công trình công bố của tác giả.

*Ba* la, bộ tạo dáng (WPG) phụ thuộc 4 thông số (S, H, h, n) của Dip được đề xuất chỉ áp dụng cho robot dạng người trong giai đoạn bước đi và thiếu giai đoạn chuẩn bị và giai đoạn kết thúc. Để bổ sung, tác giả tiếp tục hoàn thiện bộ tạo dáng đi (WPG) của Dip với đầy đủ 3 giai đoạn như mong muốn với tên gọi là bộ tạo mẫu đi bộ tự nhiên (N-WPG). Kết quả mô phỏng trên mô hình robot dạng người kích thước nhỏ HUBOT-4 chứng minh đề xuất của luận án là khả thi. Kết quả của nghiên cứu này được trình bày ở bài báo [1] và [6], trong danh mục công trình công bố của tác giả.

# Bố cục của luận án

Luận án được chia làm 5 chương như sau:

*Chương 1:* Nghiên cứu tổng quan. *Chương 2:* Tối ưu hóa dáng đi cho robot dạng người kích thước nhỏ bước đi ổn định với độ nhấc chân mong muốn sử dụng thuật toán tiến hóa vi sai cải tiến (MDE). *Chương 3:* Tạo dáng đi thích nghi cho robot dạng người bước đi ổn định sử dụng mô hình mạng nơ-rôn tiến hóa thích nghi (AENM) được tối ưu bởi thuật toán tiến hóa vi sai cải tiến (MDE). *Chương 5:* Kết luận và kiến nghị.

# CHƯƠNG 1 NGHIÊN CỨU TỔNG QUAN

#### 1.1 Robot dạng người

Biped robot là khái niêm dùng để chỉ robot có khả năng bước được trên 2 chân, hiên tai người ta chủ yếu sử dung biped robot như một khái niệm về robot dang người. Năm 1970, tiên phong nghiên cứu về biped robot là hai nhà nghiên cứu nổi tiếng Kato và Vukobratovic. Họ đều xây dựng mô hình thực nghiệm về biped robot và sử dụng khái niêm ZMP kết hợp một sơ đồ điều khiển đơn giản để robot dạng người có thể thực hiện đi bô vài bước rất châm trong trường hợp thăng bằng tĩnh. Vào thập niên kế tiếp – 1980, những đôt phá đến từ Mỹ với hai nhà nghiên cứu R. MC Ghee và M. Raibert. Thật sư, R. MC Ghee đã bắt đầu nghiên cứu về biped robot vào thập niên 60 tại đại học Nam Cali (USC) và thập niên 70 tại đại học Ohio (OSU) với kết quả nổi bật là điều khiến biped robot đi bộ bằng máy tính. M. Raibert tại đại học Carnegie Mellon (CMU) bắt đầu nghiên cứu ổn đinh đông lực học khi chay. Sau đó, M. Raibert thành lâp phòng thí nghiêm LEGLAB tai Viên kỹ thuật Massachusetts (MIT) và đat được những kết quả khá ấn tượng cho robot có một chân, hai chân và bốn chân. Cuối thập niên 90, với sự phát triển của khoa học kỹ thuật đã chứng minh rằng có thể xây dựng được robot dạng người. Trong số những robot dạng người lúc bây giờ thì ASIMO của hãng HONDA có thể đi bộ giống người nhất.

Hiện nay, những thành quả ấn tượng nhất vẫn thường xuyên được đề cập là sản phẩm được giới thiệu bởi các trường đại học, các viện nghiên cứu, các công ty và các dự án. Các hoạt động nghiên cứu về robot dạng người trên khắp thế giới đã tăng tốc trong những thập kỷ qua. Ngoài ra, có rất nhiều robot dạng người kích thước nhỏ để nghiên cứu và chơi. Ví dụ: chúng ta có thể chọn NAO của Aldebaran Robotics, DARwInOP của ROBOTIS, PALRO của FujitSoft hoặc sê-ri KHR của Kondo Kagaku. Vào ngày 10 tháng 4 năm 2012, dự án Nghiên cứu Quốc phòng Tiên tiến (DARPA) của Hoa Kỳ đã công bố một chương trình, cụ thể là Thử thách Robot DARPA (DRC). Mục tiêu chính của nó là phát triển các công nghệ robot có thể thực hiện các nhiệm vụ phức tạp trong môi trường nguy hiểm của con người bằng cách sử dụng các công cụ, thiết bị và phương tiện có sẵn của con người.

Như vậy, các nghiên cứu về robot dạng người hiện này đã phổ biến ở nhiều nước trên thế giới. Ngoài việc tập trung vào phần trí tuệ nhân tạo, các nghiên cứu về hoạch định quỹ đạo bước và điều khiển cân bằng bước đi cho robot được xem xét. Hầu hết các robot này sử dụng tiêu chuẩn ổn định ZMP để thiết kế quỹ đạo động lực học cũng như thiết kế bộ điều khiển nhằm giúp robot bước đi ổn định trong địa hình không biết trước.

## 1.2 Tổng quan về xây dựng quỹ đạo và điều khiển robot dạng người

Bước đi của người luôn ẩn chứa nhiều bí ẩn mà cho đến nay các mẫu robot dạng người đi bằng hai chân vẫn chưa thể hiện hết được. Chính vì thế, các nghiên cứu dành cho cơ chế bước đi của robot dạng người đang được phát triển theo nhiều

hướng khác nhau. Một số tiêu chuẩn đã được áp dụng cho robot dạng người để bảo đảm bước đi ổn định và tự nhiên. Bước đi tĩnh (*static walking*) là nguyên lý được áp dụng đầu tiên, trong đó hình chiếu thẳng đứng của khối tâm (CoM - *center of mass*) xuống mặt đất luôn nằm trong lòng bàn chân chống (*supporting foot*); nói cách khác, robot dạng người có thể dừng lại tại mọi thời điểm lúc bước đi mà không bị ngã. Với bản chất đơn giản, nguyên lý này áp dụng hiệu quả cho robot dạng người có tốc độ đi chậm, qua đó các hiệu ứng động lực học có thể bỏ qua. Sau đó, các nhà nghiên cứu bắt đầu tập trung phát triển bước đi động (*dynamic walking*). Phương pháp này cho phép robot dạng người thực hiện bước đi động, robot có thể bị ngã do ảnh hưởng của nhiễu môi trường và không thể dừng đột ngột. Vì vậy, bước đi dựa trên nguyên lý ZMP (*ZMP-based walking*) được đề xuất.

Hầu hết các robot đồ chơi thực hiện đi bộ tĩnh bằng cách sử dụng bàn chân lớn. Điều này không thú vị theo quan điểm của kỹ thuật điều khiển vì nó khá dễ dàng. Tuy nhiên, bàn chân của con người quá nhỏ so với chiều cao của khối tâm để thực hiện bước đi tĩnh và chúng ta đang thực hiện bước đi động trong cuộc sống hàng ngày. Chúng ta thực hiện được phong cách đi bộ bằng cách kiểm soát khéo léo sự cân bằng toàn bộ cơ thể mà về cơ bản là không ổn định. Do đó, robot dạng người vượt ra ngoài phạm vi của kỹ thuật cơ khí thông thường. Đây là lý do mà rất nhiều nhà nghiên cứu và kỹ sư bị thu hút để robot dạng người bước đi giống như con người.

Theo quan điểm của Shuuji Kajita, để robot dạng người bước đi như mong muốn thì chúng ta phải có mẫu đi bộ (*Walking Pattern*). Để tạo ra mẫu đi bộ, ta sử dụng bộ tạo dáng (*Walking Pattern Generator - WPG*). Trong điều kiện lý tưởng, robot dạng người có thể thực hiện bước đi như mong muốn nếu thỏa các điều kiện: mô hình toán học của robot dạng người chính xác, kết cấu cơ khí và bộ truyền động điện của robot dạng người đáp ứng chính xác yêu cầu của mẫu đi bộ, mặt phẳng robot dạng người bước đi không nhấp nhô. Thực tế, robot dạng người chỉ bước được vài milimeters trên mặt phẳng không bằng phẳng thì ngã. Khối tâm của robot dạng người sẽ thay đổi nhanh khi robot dạng người thay đổi tư thế, nên robot dạng người bị mất thăng bằng. Để vượt qua khó khăn này, chúng ta cần phần mềm thứ 2 để điều chỉnh mẫu đi bộ, bằng cách sử dụng con quay hồi chuyển, cảm biến gia tốc, cảm biến lực và các thiết bị khác hay gọi là *bộ cân bằng*.

Bộ tạo dáng (WPG) được thiết kế dựa theo tiêu chuẩn ZMP, có hai kiểu thiết kế bộ tạo dáng thịnh hành là: dựa vào mô hình con lắc ngược hoặc dựa vào quỹ đạo bàn chân và hông. Người tiên phong theo mô hình con lắc ngược là Shuuji Kajita. Từ đó, nhiều nghiên cứu trên thế giới đã tập trung vào việc khảo sát mô hình con lắc ngược 3D để áp dụng điều khiển cho robot hai chân mô phỏng người. Người tiên phong theo dựa vào quỹ đạo bàn chân và hông là Qiang Huang. Phương pháp này đưa ra các ràng buộc cho hông và chân, từ đó xây dựng phương trình quỹ đạo bước đi bằng cách nội suy spline bậc ba. Sau khi có được các phương trình quỹ đạo bước đi của

khớp hông, một chương trình tính toán ZMP và dựa theo ZMP để chọn các hệ số trong phương trình quỹ đạo bước đi sao cho robot ở trạng thái cân bằng nhất.

Bộ cân bằng có thể được xây dựng dựa trên nhiều nguyên tắc khác nhau. Bộ cần bằng dựa vào điều khiển momen xoắn của cổ chân robot dạng người. Phương pháp này được sử dụng bởi nhiều robot dạng người được phát triển vào thập niên 1980 và 1990. Phương pháp thứ hai dựa trên mô hình con lắc ngược là sửa đổi vị trí chân để ổn định. Bộ cân bằng dựa trên điều khiển gia tốc của khối tâm CoM thông qua thay đổi động thời gian lấy mẫu. Bộ cân bằng dựa vào điều khiển tư thế của robot dạng người bởi khớp hông. Đối với hầu hết các robot đi bộ, chúng ta mong muốn cơ thể duy trì một tư thế thắng đứng trong khi đi bộ. Cách dễ nhất là xoay khớp hông để cơ thể giữ trạng thái mong muốn dựa trên cảm biến tư thế. Gần đây, Shuuji Kajita cùng đồng nghiệp đã đề xuất một bộ ổn định mới dựa trên mô hình của LIPM với điều khiển ZMP. Bộ ổn định này cho phép robot hình người mới HRP-4C của họ đi trên bề mặt không bằng phẳng cũng như thực hiện đi bộ giống như con người với hỗ trợ ngón chân.

Mẫu đi bộ (WP) dựa vào Bộ tạo dáng (WPG) đề xuất ở trên không phải là cách duy nhất. Đối với tạo mẫu đi bộ (WP) online, Kajita đề xuất phương pháp điều khiển preview. Đối với phương pháp thực tế, Harada et al. đề xuất sử dụng một giải pháp phân tích của phương trình ZMP. Sau đó, điều này đã được cải thiện bởi Morisawa et al. để thực hiện WP hiệu quả hơn. Những phương pháp này được kiểm chứng thực nghiệm trên HRP-2. Điều khiển preview được gọi chung là điều khiển dự báo theo mô hình (MPC-Model Predictive Control), mà việc tính toán điều khiển đầu vào bằng cách thực hiện tối ru hóa quỹ đạo tương lai. Dựa trên MPC, Wieber đề xuất một phương pháp tạo mẫu đi bộ (WP) dựa trên việc tối ru hóa chương trình bậc hai (QP) mà không yêu cầu một ZMP quy định. Bằng phương pháp này, các quỹ đạo ZMP và CoM có thể được tao đồng thời từ các phần tử của vùng chân tru.

Dưới quan điểm toán học, nhiệm vụ tạo mẫu đi bộ (WP) được nghiên cứu như vấn đề tối ưu đa mục tiêu có ràng buộc, do đó bài toán cần giải quyết rất phù hợp với kỹ thuật tính toán mềm. Trong quá khứ, đã có những đóng góp đáng kể trong việc phát triển robot dạng người nhằm mang lại hiệu quả về mặt năng lượng và tối ưu hóa các thông số dáng đi của chúng bằng thuật toán tiến hóa. Người ta đã thấy rằng, điểm yếu của các robot dạng người sử dụng ZMP là chúng tiêu thụ rất nhiều năng lượng. Năng lượng tiêu thụ trong khi robot dạng người bước đi bộ phụ thuộc vào mẫu đi bộ (WP).

Do đó, việc thiết kế cẩn thận mẫu đi bộ (WP) của robot dạng người có thể giúp ích rất nhiều, trong việc giảm mức tiêu thụ năng lượng cũng như tăng tính ổn định của nó. Một số đóng góp liên quan đến tối ưu hóa dáng đi đáng được đề cập ở đây.

Capi và đồng nghiệp đã sử dụng thuật toán di truyền mã hóa thực (Real Coded Genetic Algorithm - RCGA) để tối ưu hóa năng lượng tiêu thụ của robot dạng người. Mục tiêu là tìm ra các quỹ đạo các góc quay ở các khóp để robot dạng người tiêu thụ năng lượng tối thiểu. Hàm năng lượng được xây dựng dự vào mô-men xoắn được tạo

ra tại các khóp động cơ của robot dạng người. Capi và đồng nghiệp đã tạo ra mẫu đi bộ (WP) hiệu quả năng lượng thời gian thực sử dụng thuật toán di truyền (GA) và mạng nơ-rôn hàm cơ sở xuyên tâm (RBFNN - Radial Basis Function Neural Network). Park và đồng nghiệp đã sử dụng GA để giảm thiểu năng lượng tiêu thụ của robot dạng người, bằng cách chọn vị trí tối ưu cho khối tâm của các khâu. Choi và đồng nghiệp đã sử dụng GA để tối ưu hóa quỹ đạo đi bộ của robot dạng người (IWR-III) bằng cách giảm thiểu tổng độ lệch của vận tốc (hay gia tốc) để duy trì sự liên tục của quỹ đạo và phân phối năng lượng tại các điểm.

Bên cạnh tiêu thụ năng lượng, một mối quan tâm lớn khác cho robot dạng người là sự ổn định của nó. Khái niệm ZMP đã được các nhà nghiên cứu lựa chọn để đảm bảo sự ổn định của robot dạng người.

Ames và đồng nghiệp đã tối ưu hóa các tham số dáng đi của robot NaO sao cho mẫu đi bô (WP) của robot gần đúng với mẫu đi bộ (WP) của con người sử dụng phương pháp bình phương tối thiểu. Lin và và đồng nghiệp đã để xuất một phương pháp cân bằng đông cho robot dang người bằng cách sử dụng mang nơ-rôn máy tính số học mô hình tiểu não (Cerebellar Model Arithmetic Computer - CMAC). Phương pháp này có thể tìm các tham số dáng đi được tối ưu hóa trong thời gian thực. Miller và đồng nghiệp đã cải tiến thuật toán điều khiển cho robot dạng người tăng tính ổn định. Cụ thể, Miller đã mô hình hóa dáng đi như một bộ dao động đơn giản, áp dụng thuật toán điều khiến PID và sau đó thực hiện huấn luyên mang nơ-rôn. Phương pháp này không cần biết thông tin đông học và đông lực học mà robot dạng người vẫn bước đi ổn định. Zhou và đồng nghiệp đã sử dụng học tăng cường mờ (Fuzzy Reinforcement Learning - FRL) để tạo mẫu đi bộ (WP) ổn định cho robot dạng người. Mặc dù phương pháp này không yêu cầu thông tin về đông học và đông lực học nhưng khi số bậc tự do (Dof) của robot dạng người tăng thì thời gian để để tạo mẫu đi bộ (WP) phù hợp nhất cho một trang thái cũng tăng. Jha và đồng nghiệp đã sử dung GA để tạo quy tắc cơ sở cho bộ điều khiển logic mờ (FLC) có thể tạo ra dáng đi ổn định cho robot dang người. Udai đã đề xuất GA và Mostafa cùng đồng nghiệp đề xuất WOA, để tối ưu hóa quỹ đao hông của robot dang người sao cho đô lệch giữa ZMP và tâm bàn chân tru là nhỏ nhất, điều này làm tăng tính ổn đinh của robot dang người. Vundavilli và đồng nghiệp đã sử dụng hai phương pháp lai là GA-NN và GA-FLC để tạo ra các dáng đi ổn định cho robot dang người đi lên và xuống cầu thang.

Mặc dù, năng lượng và độ ổn định đã được tối ưu hóa một cách riêng biệt như đã đề cập ở trên, nhưng có thể thấy rằng hai mục tiêu này đối lập nhau. Để vượt qua khó khăn này, nhiều nghiên cứu đã thực hiện tối ưu hóa đa mục tiêu và một số kết quả đã thực trong thời gian qua như sau. Lee và đồng nghiệp trong đã sử dụng thuật toán tối ưu đa mục tiêu tiến hóa (MOEA) để tạo ra mẫu đi bộ (WP) cho robot dạng người với ba mục tiêu tương phản: năng lượng tiêu thụ, tốc độ đi bộ và độ ổn định. Dip và đồng nghiệp trong đã áp dụng một thuật toán di truyền (GA) để tạo ra mẫu đi bộ (WP) cho robot dạng người với hai mục tiêu tương phản: tốc độ đi bộ và độ ổn định. Huan Dau và đồng nghiệp trong đã áp dụng một thuật toán di truyền (GA) để tạo ra mẫu đi bộ

(WP) cho robot dạng người với hai mục tiêu tương phản: năng lượng tiêu thụ và độ ồn định. Pratihar và đồng nghiệp cho thấy MO-PSO hoạt động tốt hơn MO-GA, trong việc tối ưu hóa dáng đi cho robot dạng người với hai mục tiêu tương phản: công suất tiêu thụ và độ ốn định. Điều này là do thuật toán PSO tìm kiếm các giải pháp tối ưu cả trong không gian tìm kiếm cục bộ cũng như toàn cầu. Jaj và đồng nghiệp đã áp dụng MOEA để tạo dáng cho robot dạng người NAO với hai mục tiêu tương phản: độ ổn định và năng lượng. Fattah và đồng nghiệp sử dụng GA để tạo dáng cho robot dạng người với hai mục tiêu đối lập nhau là độ ổn định và công suất.

#### 1.3 Kết luận

Mặc dù hiện nay đã có rất nhiều lý thuyết thành công trong việc xây dựng quỹ đạo và điều khiển robot dạng người được ứng dụng vào các robot thực tế. Tuy nhiên nếu so sánh với con người trong nhiều cấp độ khác nhau thì các kết quả quỹ đạo bước đi cùng dáng đi của robot dạng người có được, vẫn chưa thật sự tự nhiên, ổn định và bền vững. Rõ ràng robot hai chân mô phỏng người vẫn đang đối mặt với rất nhiều thách thức phải vượt qua. Trong luận án này, tác giả thực hiện nghiên cứu và phát triển bộ tạo dáng đi (WPG) phụ thuộc 4 thông số của Dip (chiều dài bước - S, độ nhấc chân - H, độ khuyu gối - h và độ lắc hông - n) kết hợp các phương pháp tối ưu hóa ngẫu nhiên và mô hình mạng nơ-rôn tiến hóa thích nghi để robot dạng người bước đi ổn định và tự nhiên như con người. Mục tiêu nghiên cứu trọng tâm của luận án bao gồm các vấn đề sau:

- Dip đã đề xuất bộ tạo dáng (WPG) phụ thuộc 4 thông số (S, H, h, n) và thực hiện tối ưu 4 thông số của bộ tạo dáng (WPG) để robot dạng người (kích thước nhỏ) bước đi ổn định với vận tốc nhanh nhất có thể sử dụng thuật toán di truyền (GA). Tuy nhiên, để bắt chướt dáng đi của con người thì robot dạng người phải kiểm soát được độ nhấc chân. Vì vậy, tác giả tiếp tục thực hiện tối ưu 4 thông số dáng đi (S, H, h, n) của bộ tạo dáng (WPG) để robot dạng người bước đi ổn định với độ nhấc chân mong muốn sử dụng các phương pháp tối ưu hóa ngẫu nhiên (meta-heuristic optimization approaches).

- Trong quá trình robot dạng người bước đi thì 4 thông số của bộ tạo dáng (WPG) của Dip là không đổi. Điều này làm cho robot dạng người khó thực hiện bước đi ổn định và tự nhiên với 1 quỹ đạo ZMP mong muốn. Để vượt qua khó khăn này, tác giả thực hiện nhận dạng và điều khiển 4 thông số của bộ tạo dáng (WPG) này sử dụng mô hình mạng nơ-rôn tiến hóa thích nghi (AENM) được tối ưu bởi thuật toán MDE.

- Bộ tạo dáng (WPG) phụ thuộc 4 thông số (S, H, h, n) của Dip được đề xuất năm 2009 chỉ áp dụng cho robot dạng người trong giai đoạn bước đi và thiếu giai đoạn chuẩn bị và giai đoạn kết thúc. Để bổ sung, tác giả tiếp tục hoàn thiện bộ tạo dáng đi (WPG) của Dip với đầy đủ 3 giai đoạn như mong muốn.

## CHƯƠNG 2 TỐI ƯU HÓA DÁNG ĐI CHO ROBOT DẠNG NGƯỜI KÍCH THƯỚC NHỎ BƯỚC ĐI ÔN ĐỊNH VỚI ĐỘ NHÂC CHÂN MONG MUỐN SỬ DỤNG THUẬT TOÁN THUẬT TOÁN TIẾN HÓA VI SAI CẢI TIẾN (MDE)

### 2.1 Giới thiệu

Dip đã đề xuất bộ tạo dáng (WPG) phụ thuộc 4 thông số (S, H, h, n) và thực hiện tối ưu 4 thông số của bộ tạo dáng (WPG) để robot dạng người (kích thước nhỏ) bước đi ồn định với vận tốc nhanh nhất có thể sử dụng thuật toán di truyền (GA). Tuy nhiên, để bắt chướt dáng đi của con người thì robot dạng người phải kiểm soát được độ nhấc chân. Vì vậy, tác giả tiếp tục thực hiện tối ưu 4 thông số dáng đi (S, H, h, n) của bộ tạo dáng (WPG) để robot dạng người bước đi ổn định với độ nhấc chân mong muốn sử dụng các phương pháp tối ưu hóa ngẫu nhiên (meta-heuristic optimization approaches). Kết quả mô phỏng và thực nghiệm trên mô hình robot dạng người kích thước nhỏ HUBOT-5 chứng minh đề xuất của luận án là khả thi.

#### 2.2 Bộ tạo dáng (WPG)

Bộ tạo dáng (WPG) cho robot dạng người gồm có 2 thành phần: bộ phát quỹ đạo của 2 cổ chân ( $P_1$ ,  $P_{10}$ ) và hông ( $P_5$ ) phụ thuộc vào 4 thông số dáng đi (S, H, h, n) như hình 2.1; bộ tạo quỹ đạo 10 góc quay ( $\theta_1$ ,  $\theta_2$ ,  $\theta_3$ ,  $\theta_4$ ,  $\theta_5$ ,  $\theta_6$ ,  $\theta_7$ ,  $\theta_8$ ,  $\theta_9$ ,  $\theta_{10}$ ) cho các khóp ở 2 chân từ 3 quỹ đạo ( $P_1$ ,  $P_5$ ,  $P_{10}$ ) như hình 2.2.

Như chỉ ra trong Hình 2.1, quỹ đạo hông  $P_5 = [P_{5x}, P_{5y}, P_{5z}]$  và quỹ đạo cổ chân  $P_1 = [P_{1x}, P_{2x}]$ 

 $P_{1y}$ ,  $P_{1z}$ ] của chân trụ, quỹ đạo cổ chân  $P_{10} = [P_{10x}, P_{10y}, P_{10z}]$  của chân di chuyển sẽ phụ thuộc vào 4 tham số (S, H, h, n) trong cả mặt đứng ngang (YZ-*Frontal View*) và mặt đứng dọc (XZ-Sagittal View). Quỹ đạo  $P_1, P_5, P_{10}$  là những hàm phụ thuộc thời gian và có dạng sin, thể hiện qua các công thức (2.1), (2.2) và (2.3). Trong đó,  $d_0$  là chiều dài thân trên,  $d_1$  là khoảng cách giữa 2 điểm  $P_1$  và  $P_2, d_2$  là khoảng cách giữa 2 điểm  $P_2$ 



Mặt đứng ngang

Mặt đứng dọc

Hình 2.2

và  $P_3$ ,  $d_3$  là khoảng cách giữa 2 điểm  $P_3$  và  $P_4$ ,  $d_4$  là khoảng cách giữa 2 điểm  $P_4$  và P5. T là thời gian thực hiện 1 bước đi của robot dạng người, w là khoảng cách giữa 2 chân, *h* độ khuyu gối,  $\tau = \begin{cases} t & \text{nếu } 0 \le t \le T \\ t - T & \text{nếu } t > T \end{cases}$ ,  $u(t) = \begin{cases} 0 & \text{nếu } t < 0 \\ 1 & \text{nếu } t > 0 \end{cases}$  $\left| P_{1x}(t) = \frac{S}{2} \sin\left[\frac{\pi}{T} \cdot \left(t - \frac{T}{2}\right)\right] \cdot \left[u(t - 2T) - u(t - T)\right] \right]$  $\begin{cases} 2 & (1 - 2t) \\ P_{1y}(t) = w [u(t - 2T) - u(t - T)] \\ P_{1z}(t) = H \sin \left[ \pi . \left( \frac{P_{1x}(t)}{S} + 0.5 \right) \right] . [u(t - 2T) - u(t - T)] \end{cases}$ (2.1) $P_{10x}(t) = \frac{S}{2} \sin\left[\frac{\pi}{T} \cdot \left(t - \frac{T}{2}\right)\right] \cdot [u(t) - u(t - T)]$  $P_{10y}(t) = -w.[u(t) - u(t - T)]$ (2.2) $\left| P_{10z}(t) = H \sin \left[ \pi \left( \frac{P_{10x}(t)}{S} + 0.5 \right) \right] \left[ u(t) - u(t - T) \right] \right]$  $P_{5x}(t) = \frac{S}{4} \sin\left(\frac{\pi}{T}\left(\tau - \frac{T}{2}\right)\right),$  $\left| P_{5_{y_{first_half_cycle}}}(t) = n \sin\left(\frac{\pi}{T}\tau\right) \left[ u(\tau) - u\left(\tau - \frac{T}{2}\right) \right] \right|$  $+n\cos\left(\frac{\pi}{T}\left(\tau-\frac{T}{2}\right)\right)\cdot\left[u\left(\tau-\frac{T}{2}\right)-u\left(\tau-T\right)\right],$ (2.3) $\begin{vmatrix} T & 2 \end{pmatrix} \begin{bmatrix} (-2) & (-2) \\ -P_{5y}(t) &= P_{5y\_first\_half\_cycle}(t) \cdot [u(t) - u(t - T)] \\ -P_{5y\_first\_half\_cycle}(t) \cdot [u(t - 2T) - u(t - T)], \end{vmatrix}$  $(t) = (d_1 + d_2 + d_3 + d_4 - h)$ 

Quỹ đạo của 10 góc khóp quay ở 2 chân của robot dạng người trong hình 2.2 được xác định như công thức (2.4). Trong đó:  $y_l(t), z_l(t), y_r(t), z_r(t), \theta_A(t), \theta_B(t)$  $\theta_C(t), \theta_D(t), x_l(t), x_r(t), l_l(t), l_r(t)$  tại thời điểm t được định nghĩa như hình 2.3 và công thức (2.5). Tuy nhiên, lưu ý rằng:  $l_l$ là khoảng cách giữa  $P_2$  và  $P_4$ ,  $l_r$  là khoảng



cách giữa  $P_9$  và  $P_7$ . Trong đó,  $d_1$ ,  $d_2$ ,  $d_3$  và  $d_4$  được minh họa trong hình 2.1.

$$\begin{cases} \theta_{1}(t) = \arctan\left(\frac{y_{i}(t)}{z_{i}(t)}\right), \quad \theta_{5}(t) = -\theta_{1}(t), \\ \theta_{10}(t) = \arctan\left(\frac{y_{r}(t)}{z_{r}(t)}\right), \quad \theta_{6}(t) = -\theta_{10}(t), \\ \theta_{3}(t) = \pi - \theta_{4}(t), \quad \theta_{8}(t) = \pi - \theta_{C}(t), \\ \theta_{4}(t) = \frac{\pi}{2} - \theta_{A}(t) + \theta_{B}(t) - \arcsin\left(\frac{x_{i}(t)}{l_{i}(t)}\right), \\ \theta_{7}(t) = \frac{\pi}{2} - \theta_{C}(t) + \theta_{D}(t) - \arcsin\left(\frac{x_{r}(t)}{l_{r}(t)}\right), \\ \theta_{2}(t) = \theta_{3}(t) - \theta_{4}(t), \quad \theta_{11}(t) = \theta_{9}(t) - \theta_{7}(t) \end{cases}$$

$$\begin{cases} x_{i} = P_{5x} - P_{1x}, \quad y_{i} = P_{5y} - P_{1y}, \quad z_{i} = P_{5z} - P_{1z}, \\ l_{i} = \sqrt{\left(P_{4x} - P_{2x}\right)^{2} + \left(P_{4y} - P_{2y}\right)^{2} + \left(P_{4z} - P_{2z}\right)^{2}}, \\ x_{r} = P_{6x} - P_{10x}, \quad y_{r} = P_{6y} - P_{10y}, \quad z_{r} = P_{6z} - P_{10z}, \\ l_{r} = \sqrt{\left(P_{7x} - P_{9x}\right)^{2} + \left(P_{7y} - P_{9y}\right)^{2} + \left(P_{7z} - P_{9z}\right)^{2}} \\ \theta_{A} = \arccos\left(\frac{d_{2}^{2} + d_{3}^{2} - l_{i}^{2}}{2d_{2}d_{3}}\right), \quad \theta_{B} = \arccos\left(\frac{d_{3}\sin(\theta_{A})}{l_{i}}\right), \\ \theta_{C} = \arccos\left(\frac{d_{2}^{2} + d_{3}^{2} - l_{r}^{2}}{2d_{2}d_{3}}\right), \quad \theta_{D} = \arccos\left(\frac{d_{3}\sin(\theta_{C})}{l_{i}}\right). \end{cases}$$

$$(2.4)$$

 $\begin{bmatrix} c & (2d_2d_3) & b & (l_1) \\ Toạ độ P_6(x,y,z) \text{ được tính dựa vào } P_5(x,y,z), \text{ còn tọa độ } [P_2(x,y,z), P_4(x,y,z), \\ P_7(x,y,z), P_9(x,y,z)] \text{ được tính dựa vào } [P_1(x,y,z), P_5(x,y,z), \\ P_6(x,y,z), P_{10}(x,y,z)] \text{ và các góc quay } [\theta_1, \theta_5, \theta_6, \theta_{10}]. \text{ Công thức (2.6) dưới đây được sử dụng để tính } P_2, P_4, P_6, P_7, P_9. \end{bmatrix}$ 

$$\begin{cases} P_{2x} = P_{1x}, & P_{2z} = d_1 \cos(\theta_1), & P_{2y} = P_{2z} \sin(\theta_1), \\ P_{4x} = P_{5x}, & P_{4z} = P_{5z} - d_4 \cos(\theta_1), & P_{4y} = P_{5y} - (P_{5z} - P_{4z})\sin(\theta_1), \\ P_{6x} = P_{5x}, & P_{6y} = P_{5y} - w, & P_{6z} = P_{5z}, \\ P_{7x} = P_{6x}, & P_{7z} = P_{6z} - d_4 \cos(\theta_{10}), & P_{7y} = P_{6y} - (P_{6z} - P_{7z})\sin(\theta_{10}), \\ P_{9x} = P_{10x}, & P_{9z} = P_{10z} + d_4 \cos(\theta_{10}), & P_{9y} = P_{10y} + (P_{9z} - P_{10z})\sin(\theta_{10}). \end{cases}$$
(2.6)

Như vậy bộ bốn tham số H, h, s và n cần được lựa chọn sao cho robot dạng người có thể bước đi ổn định với độ nhấc chân được cài đặt trước. Chương này sử dụng giải thuật tiến hóa vi sai cải tiến (MDE-*Modified Differential Evolution*) để giải quyết thỏa đáng yêu cầu trên.

#### 2.3 Tối ưu tham số dáng đi sử dụng thuật toán tiến hóa vi sai MDE 2.3.1 Giải thuật MDE

Thuật toán MDE được phát triển dựa trên thuật toán DE trong do Storn và Price đề xuất vào năm 1997. Thuật toán DE gồm 5 bước như sau: khởi tạo, đột biến, lai ghép, chọn lọc, hội tụ. Mã code của MDE được phát triển bởi Sơn và đồng nghiệp trong được mô tả trong Bảng 2.1.

#### 2.3.2 Xây dựng Hàm mục tiêu

Để đánh giá các tham số dáng di robot dạng người phải định nghĩa được hàm mục tiêu. Mục tiêu điều khiển robot dạng người HUBOT-5 là nhằm đạt dáng đi ổn định với độ nhấc chân được cài đặt trước. Tính ổn định của robot dạng người được định lượng bởi khoảng cách của ZMP và tâm của bàn chân trụ trong chu kỳ bước. Các dáng đi bộ với tính ổn định tối đa thu được bằng cách tối thiểu hóa hàm  $f_1$  ở công thức (2.7):

$$f_1 = \int_0^I \left( \sqrt{x_{ZMP}^2 + y_{ZMP}^2} \right) dt$$

trong đó: T là thời gian thực hiện 1 bước đi và

 $(x_{ZMP}, y_{ZMP})$  là tọa độ của điểm ZMP trong quá trình robot người thực hiện bước đi so với góc tọa độ đặt tại tâm bàn chân trụ. Công thức (2.7) là hàm mục tiêu thứ 1. Ngoài ra, để robot dạng người bám sát giá trị độ nhấc chân đã cài đặt –  $H_{ref}$  thì sai lệch độ lớn của tham số độ nhấc chân – H với độ nhấc chân đã cài đặt –  $H_{ref}$  (như công thức 2.8) là hàm mục tiêu thứ 2.

$$f_2 = \left| H_{ref} - H \right| \tag{2.8}$$

Như vậy, để HUBOT-5 có dáng đi ổn định với độ nhấc chân được cài đặt trước thì chúng ta tìm giá trị cực tiểu của hai hàm mục tiêu  $f_1$  và  $f_2$ , hay tìm giá trị cực tiểu của hàm f như công thức (2.9). Trong đó,  $F_{x1} + F_{x2}$  và  $F_{y1} + F_{y2}$  là chiều dài và chiều rộng của bàn chân robot và hệ số  $\lambda (0 < \lambda \le 1)$  được lựa chọn giữa mức ưu

Bang 2.1
1. Begin
2. Initialization
3. Evaluation
<ol> <li>For G=1 to GEN do</li> </ol>
<ol> <li>For i =1 to NP do</li> </ol>
<ol> <li>j<sub>rand</sub>= randint(1, D)</li> </ol>
7. $F = rand[0:4; 1:0], CR = rand[0:7; 1:0]$
8. For $j = 1$ to $D$ do
<ol> <li>If rand[0,1] &lt; CR or j == j<sub>rand</sub> then</li> </ol>
<ol> <li>If rand[0,1] &gt; threshold then</li> </ol>
11. Select randomly $r_1 \neq r_2 \neq r_3 \neq i$
12. $u_{k,j,G+1} = x_{r_{1,j,G}} + F(x_{r_{2,j,G}} - x_{r_{3,j,G}})$
13. Else
14. Select randomly $r_1 \neq r_2 \neq best \neq i$
15. $u_{i,j,G+1} = x_{bestj,G} + F(x_{rlj,G} - x_{r2,j,G})$
16. End if
17. Else
18. $u_{L,L,G+1} = x_{U,G}$
19. End if
20. End for
21. If $f\left(\vec{U}_{i,G+1}^*\right) \leq f\left(\vec{X}_{i,G}\right)$ then
22. $\vec{X}_{i,G+1} = \vec{U}_{i,G+1}^*$
23. Else
$24. \qquad \vec{X}_{i,G+1} = \vec{X}_{i,G}$
25. End if
26. End for
27.End for
28.End

tiên về độ ổn định ( $\lambda$  tăng) với mức sai lệch so với độ nhấc chân mong muốn ( $\lambda$  giảm).

$$\begin{cases} f = \lambda \left( \int_{0}^{T} \left( \sqrt{x_{ZMP}^{2} + y_{ZMP}^{2}} \right) dt \right) + (1 - \lambda) \left| H_{ref} - H \right| \\ -F_{x1} \le x_{ZMP} \le F_{x2}; -F_{y1} \le x_{ZMP} \le F_{y2} \end{cases}$$
(2.9)

#### 2.3.3 Tính toán quỹ đạo điểm ZMP

Đối với robot dạng người kích thước nhỏ, giả thiết mô-men quán tính và gia tốc góc tuyệt đối của các liên kết là đủ nhỏ để bỏ qua, công thức ZMP được tính như công thức (2.10):

$$x_{ZMP} = x_{COM} + \frac{\sum_{i=1}^{n} m_i x_i \ddot{z}_i - \sum_{i=1}^{n} m_i \ddot{x}_i z_i}{\sum_{i=1}^{n} m_i}$$

$$y_{ZMP} = y_{COM} + \frac{\sum_{i=1}^{n} m_i y_i \ddot{z}_i - \sum_{i=1}^{n} m_i \ddot{y}_i z_i}{\sum_{i=1}^{n} m_i}$$
(2.10)

#### 2.4 Kết quả mô phỏng và thực nghiệm

Kết quả mô phỏng và thực nghiệm được kiểm tra trên robot dạng người HUBOT-5 (hình 2.4). Để tìm giá trị thích hợp cho hệ số  $\lambda$  của hàm mục tiêu trong công thức (2.9), bằng cách chọn  $\lambda = 0.4$  thì robot dạng người HUBOT-5 có dáng đi ổn định với độ nhấc chân được cài đặt trước  $H_{ref}$ , và giá trị này được sử dụng trong suốt quá trình chạy GA, PSO và MDE. Bản chất toán học của các thuật toán tối ru GA, PSO và MDE đều là thuật toán tìm kiếm theo xác suất nên mỗi thuật toán thực hiện huấn luyện 10 lần khác nhau, mỗi lần huấn luyện sẽ lặp 500 lần (N=500) với cùng kích thước quần thể (NP=30) và cùng số lượng các biến (n=4). Bảng 2.2 trình bày giá trị tham số của thuật toán GA, PSO và MDE.

Cài đặt độ nhấc chân của HUBOT-5 là  $H_{ref} = 2cm$ . Hình 2.5 minh họa giá trị trung bình của hàm mục tiêu f sau 10 lần chạy của từng thuật toán (GA: màu xanh lá cây, PSO: màu xanh dương, MDE: màu đỏ). Bảng 2.3

Bang 2.2 Phương pháp Tham số Giá tri Xác suất đột biến (pM) GA 0.2 Xác suất lai ghép (pc) 0.7 Hệ số gia tốc 1 (C1) PSO 2 Hệ số gia tốc 2 (C2) 2 Trọng số quán tính (w) 0.6 MDE Hê số đột biến (F) Ngẫu nhiên [0.4: 1.0] Ngẫu nhiên [0.7; 1.0] Xác suất lai ghép (CR)

trình bày giá trị tối ưu của bộ tham số dáng đi cho HUBOT-5 thỏa mục tiêu sau 10 lần chạy với từng thuật toán MDE, PSO và GA. Hình 2.6 khảo sát điểm ZMP và



Hinh 2.4

COM khi HUBOT-5 bước đi trong 1 chu kỳ bước (T = 2s)tương ứng với bô tham số dáng đi tối ưu sử dung các thuật toán GA, PSO, MDE. Bộ tham số tối ưu với từng thuật toán trong bảng 2.3 cho thấy đạt được mục tiêu bám theo đô nhấc chân đã cài đặt là  $H_{ref} = 2cm$ . Quỹ đạo ZMP và COM tương ứng với từng thuật toán trong Hình 2.6 cho thấy luôn nằm trong vùng chân trụ hay là đạt được mục tiêu bước đi ổn đinh. Dưa trên các kết quả mô tả ở hình 2.5 cho thấy rằng: thuật toán MDE tìm

kiếm được điểm tối ưu có giá tri trung bình là 14.8706495 sau khoảng 144 thế hê, trong khi đó thuật toán PSO là sau khoảng 254 thể hệ thì tìm kiếm được điểm tối ưu nhưng có giá trị trung bình là 14.87065, còn thuật toán GA phải sau khoảng 465 thế hê thì tìm kiếm được điểm tối ưu có giá trị trung bình là 14.88492. Vây thuật toán MDE có chất lương và hiêu quả vươt trôi so với các thuật toán PSO và GA. Bảng 2.4 trình bày giá trị tối ưu của bô tham số dáng đi để HUBOT-5 bước đi ổn đinh với 2 trường hợp có độ nhấc khác nhau sử dụng thuật toán MDE. Hình 2.7 [A] và [B] minh họa 2 dáng đi 2D trong mặt phẳng X-Z của HUBOT-5 tương ứng với 2 trường hợp có đô nhấc chân H=2cm và H=4cm. Bảng 2.4 và



Dung 2.1							
Href	r Kết quả tối ưu MDE						
(cm)	S (cm)	H (cm)	h (cm)	n (cm)			
2.0	15	2.0	0.8040	6.890			
4.0	15	4.0	0.7950	6.860			

Hình 2.7 cho thấy HUBOT-5 có độ nhấc chân bám theo giá trị đã cài đặt.

Hình 2.8 [A] và [B] minh họa điểm ZMP và hình chiếu của COM tương ứng với 2 trường hợp có độ nhấc chân H=2cm và H=4cm. Điều này cho thấy điểm ZMP luôn nằm trong diện tích vùng chân trụ, nghĩa là HUBOT-5 không bị ngã. Hình 2.9 minh họa hình ảnh HUBOT-5 thực hiện bước đi ốn định với độ nhấc chân  $H_{ref}=2cm$  và  $H_{ref}=4cm$ . Hình 2.10 minh họa 10 quỹ đạo góc quay tham chiếu và góc quay thực tế trong 1 chu kỳ bước ở 2 chân của HUBOT-5, khi thực hiện bước đi với 2 bộ tham số dáng đi có độ nhấc chân khác nhau.

Tóm lại, các kết quả tối ưu khi chạy mô phỏng đã được thể hiện đầy đủ ở bảng 2.4, hình 2.7, hình 2.8. Tương ứng, kết quả thực nghiệm của giải thuật đề xuất nhúng trên mô hình robot dạng người kích thước nhỏ HUBOT-5 được thể hiện trong hình 2.9, hình 2.10, ứng với độ nhấc chân  $H_{ref}$  lần lượt là 2cm và 4cm. Các kết quả mô phỏng và thực nghiệm cho thấy việc cài đặt dáng đi có độ nhấc chân theo ý muốn –  $H_{ref}$  với tham số dáng đi (chiều dài bước –S, độ nhấc chân – H, độ khuyu gối – h và độ

lắc hông -n) tối ưu giúp robot dạng người HUBOT-5 bước đi ổn định không ngã và đạt khả năng bám sát giá trị độ nhấc chân  $-H_{ref}$  theo ý muốn, nhờ sử dung thuật toán MDE đã khả thi.





## 2.6 Kết luận

Chương này giới thiệu thuật toán mới cho phép tạo dáng đi cân bằng động cho robot dạng người dựa trên thuật toán tiến hóa vi sai cải tiến MDE. Đầu tiên, động học ngược được sử dụng để ước tính vị trí của các động cơ đặt tại các khóp ở 2 chân. Sau

đó, thuật toán tối ưu MDE được sử dụng để tìm giá trị tốt nhất cho các tham số dáng đi của robot dạng người sao cho robot dạng người bước đi ổn định với độ nhấc chân cài đặt trước. Kết quả mô phỏng và thực nghiệm trên robot dạng người kích thước nhỏ HUBOT-5 cho thấy việc sử dụng thuật toán MDE với hàm mục tiêu hợp lý, cho phép robot dạng người bước đi bền vững với thời gian huấn luyện được rút ngắn rất hiệu quả.

#### CHƯƠNG 3 TẠO DÁNG ĐI THÍCH NGHI CHO ROBOT DẠNG NGƯỜI BƯỚC ĐI ÔN ĐỊNH SỬ DỤNG MÔ HÌNH MẠNG NƠ-RÔN TIẾN HÓA THÍCH NGHI (AENN) ĐƯỢC TỐI ƯU BỞI THUẬT TOÁN MDE

#### 3.1 Giới thiệu

Trong quá trình robot dạng người bước đi thì 4 thông số của bộ tạo dáng (WPG) của Dip là không đổi. Điều này làm cho robot dạng người khó thực hiện bước đi ổn định và tự nhiên với 1 quỹ đạo ZMP mong muốn. Để vượt qua khó khăn này, tác giả thực hiện nhận dạng và điều khiển 4 thông số của bộ tạo dáng (WPG) này sử dụng mô hình mạng nơ-rôn tiến hóa thích nghi (AENM) được tối ưu bởi thuật toán MDE. Kết quả mô phỏng trên mô hình robot dạng người kích thước nhỏ HUBOT-5 chứng minh đề xuất của luận án là khả thi.

# 3.2 Nhận dạng và tối ưu mô hình mạng nơ-rôn tiến hóa thích nghi (AENM) sử dụng thuật toán tiến hóa vi sai cải tiến (MDE)

Trong chương này, mô hình nơ-rôn tiến hóa thích nghi (AENM) được đề xuất để tạo tham số đầu vào cho bộ tạo dáng (WPG) như minh họa trong hình 3.1. Bộ tạo mẫu (WPG) được mô tả bởi Goswami Dip như trình bày



trong mục 2.2. Mô hình nơ-rôn tiến hóa thích nghi (AENM) được khảo sát là kết hợp giữa cấu trúc mạng nơ-rôn đa lớp (MLPNN) với mô hình hồi qui phi tuyến (NARX-Auto Regressive eXogenous model) thường được dùng trong kỹ thuật nhận dạng. Nhờ kết hợp này, mô hình nơ-rôn tiến hóa thích nghi kết hợp được khả năng xấp xỉ rất mạnh của mạng nơ rôn đa lớp với tính nhớ và dự báo rất tốt của mô hình hồi qui phi tuyến NARX. Ngõ ra của mô hình nơ-rôn tiến hóa thích nghi là ngõ vào bộ tạo mẫu (WPG) và ngõ ra của bộ tạo mẫu (WPG) là tạo ra giá trị của góc quay tại khớp ở hai chân robot dạng người. Ngõ ra của mô hình robot dạng người là giá trị của điểm ZMP (được tính như trình bày trong mục 2.3.3). Ngõ vào của mô hình nơ-rôn tiến hóa thích nghi là giá trị của điểm ZMP mong muốn và ngõ ra của mô hình robot dạng người. Các giá trị trọng số của mô hình nơ-rôn tiến hóa thích nghi sẽ được nhận dạng tối ưu bởi thuật toán tiến hóa vi sai cải tiến (MDE). Mạng nơ-rôn có 4 tế bào thần kinh ở lớp vào (tương ứng  $desiredZMP_x[n]$ ,  $DesiredZMP_y[n]$ ,  $ZMP_x[n-1]$  và  $ZMP_y[n-1]$ ) và 4 tế bào thần kinh ở lớp ra (tương ứng S[n], H[n], h[n], n[n]). Ngõ ra của mô hình mạng nơ-rôn tiến hóa thích nghi (AENM) được mô tả như sau:

$$net_h[n] = v^T[n]x[n] + b_h$$
$$y_h[n] = \frac{1 - e^{-net_h}}{1 + e^{-net_h}}$$
$$net_o[n] = w^T y_h[n] + b_o$$
$$y_o[n] = net_o[n]$$

trong đó, *net<sub>h</sub>* là tổng có trọng số (*v*) của tín hiệu vào (*x*) và mức ngưỡng (*b<sub>h</sub>*) trước khi đưa vào hàm tác động của các tế bào thần kinh ở lớp ẩn. *y<sub>h</sub>* là tín hiệu ra của các tế bào thần kinh ở lớp ẩn. *y<sub>o</sub>* là tín hiệu ra của tế bào thần kinh ở lớp ra và có giá trị bằng với tổng có trọng số (*w*) của tín hiệu (*y<sub>h</sub>*) và mức ngưỡng (*b<sub>o</sub>*).

Như vậy bốn tham số cơ bản H, h, s và n sẽ được nhận dạng tối ưu để giúp robot dạng người bước đi theo quỹ đạo ZMP tham chiếu.

# 3.4 Kêt quả nhận dạng của bộ tạo dáng cho robot dạng người sử dụng mô hình AENM

Trong chương này, mô hình mạng nơ-rôn tiến hóa thích nghi được thiết kế với 8 tế bào thần kinh ở lớp ẩn, 4 tế bào thần kinh ở lớp vào, và 4 tế bào thần kinh ở lớp ra, với cấu trúc như Hình 3.3. Mô hình mạng nơ-ron hoạt động như một bộ điều khiển vòng kín đảm bảo robot dạng người bước đi ổn định. Các ngõ vào là tọa độ của điểm ZMP nhưng bị trễ một bước (x[n-1] và y[n-1]) và tọa độ của điểm ZMP mong muốn (x<sub>d</sub>[n], y<sub>d</sub>[n]). Các ngõ ra là 4 tham số (S[n], H[n], h[n], n[n]) và 4 tham số này chính là ngõ vào của bộ tạo mẫu dáng đi (WPG). Trọng số của mô hình mạng nơ-rôn tiến hóa



(AENM) đã đề xuất sẽ được nhận dạng và tối ưu bằng cách sử dụng thuật toán tiến hóa vi sai cải tiến (MDE). Hàm mục tiêu được tính toán dựa vào tiêu chuẩn sai số bình phương tối thiểu (LMS) như công thức (3.1).

$$f = \sum_{1}^{Total Sample} \left( \left( X_{zmp} - desired X_{zmp} \right)^2 + \left( Y_{zmp} - desired Y_{zmp} \right)^2 \right)$$
(3.1)

Ban đầu, các trọng số của mô hình mạng nơ-rôn tiến hóa thích nghi (AENM) được khởi tạo ngẫu nhiên. Sau đó, các trọng số của AENM được cập nhật tối ưu với bốn giá trị đầu ra (S, H, h, n) để cấp cho bộ tạo dáng (WPG), bộ WPG sẽ tạo ra 10 giá trị góc khớp cho bộ điều khiển đi bộ của robot dạng người. Tiêu chuẩn ZMP được chọn

để đảm bảo độ ổn định cho robot dạng người bước đi, ZMP được tính toán từ AENM được so sánh với ZMP mong muốn. Sau đó, hàm mục tiêu được tính như trong phương trình (3.1).

Phương trình (3.1) cho thấy giá trị nhỏ hơn của hàm mục tiêu sẽ trở nên chính xác hơn của mô AENM được đề xuất đạt được. Các kết quả so sánh thu được từ ba thuật toán được thử nghiệm, cụ thể là PSO, GA và MDE được đề xuất, sẽ được trình bày đầy đủ. Mỗi thuật toán ngẫu nhiên được áp dụng để huấn luyện AENM được thực hiện 10 lần với các trọng số ban đầu ngẫu nhiên khác nhau. Mỗi lần huấn luyện sẽ lặp 200 thế hệ cho mục đích so sánh. Các tham số của ba thuật toán tối ưu hóa được tổng hợp trong Bảng 3.1. Các tham số  $c_1, c_2$ đại diện cho gia tốc và w đại diện cho

Bảng 3.1

PS	0	GA		MD	E
C1	0.001	CP	0.9	F	Random [0.4; 1.0]
C2	0.05	MP	0.01	CR	Random [0.7; 1.0]
W	0.8				



quán tính của thuật toán tối ưu hóa PSO. Trong trường hợp thuật toán GA, tham số CP tương ứng với xác suất lai ghép và giá trị MP tương ứng với xác suất đột biến. Hình 3.4 trình bày kết quả so sánh về sự hội tụ của hàm mục tiêu tương ứng ba thuật toán được thử nghiêm, đó là PSO, GA và MDE được để xuất trong hê trực toa đô logarit. Màu xanh lá cây đại diện cho sự hội tụ của hàm mục tiêu sử dụng thuật toán PSO, trong đó, đường gach ngang màu xanh lá cây là sư hôi tu của hàm mục tiêu trung bình được tính từ 10 đường chấm màu xanh lá cây. Tượng tự, màu xanh lam đai diên cho sự hôi tu của hàm mục tiêu sử dụng thuật toán GA, trong đó, đường gach ngang màu xanh lam là sư hôi tu của hàm mục tiêu trung bình được xác đinh từ 10 đường chấm màu xanh lam. Cuối cùng, màu đỏ đại diện cho sự hội tụ của hàm mục tiêu sử dụng thuật toán MDE được đề xuất, trong đó, đường gạch ngang màu đỏ là sự hội tụ của hàm mục tiêu trung bình được tính từ 10 đường chấm màu đỏ. Trong Hình 3.4, kết quả so sánh về sư hôi tu của hàm mục tiêu cho thấy thuật toán PSO đã bi roi vào nghiêm cực trị cục bộ nên không thể nhân dạng thành công AENM được để xuất. Trong khi đó GA và MDE chứng minh thành công để có được nghiêm toàn cuc. Đường màu xanh lam của sư hôi tu dưa trên GA và đường màu đỏ của sư hôi tu dựa trên MDE được đề xuất cho kết quả tốt hơn so với đường màu xanh lá cây. Hơn nữa, so sánh giữa GA và MDE được để xuất, Hình 3.4 cho thấy sự hội tu của hàm muc tiêu dựa trên MDE được để xuất chứng minh tốt hơn thuật toán tối ưu hóa GA. Trong hình Hình 3.5 cho thấy kết quả so sánh giữa đáp ứng quỹ đao ZMP của AENM được đề xuất và ZMP mong muốn. Rõ ràng để thấy rằng kết quả màu xanh lam và màu đỏ đại diện cho đáp ứng quỹ đạo ZMP của mô hình AENM được đề xuất được huấn luyện với thuật toán GA và MDE, giống với ZMP mong muốn. Hơn nữa, rõ ràng là xác nhận rằng đường màu xanh lam và đường màu đỏ đi theo quỹ đạo ZMP đã định hướng tốt hơn đường màu xanh lá cây mà nó thể hiện đáp ứng ZMP của AENM được đề xuất sau khi được huấn luyện với PSO.

Bảng 3.2 cho thấy kết quả huấn luyện so sánh của PSO, GA và MDE. Dựa trên kết quả trung bình từ 10 lần chạy thử, giá tri của hàm mục tiêu MDE chứng minh tốt hơn GA khoảng 14,9% và nhanh hơn GA 3,8%. Sử dụng các kết quả so sánh được lập bảng trong Bảng 3.2, rõ ràng có thể kết luận rằng thuật toán MDE được đề xuất chứng minh khả năng tốt nhất và manh mẽ so với các thuật toán PSO và GA. Hình 3.6 cho thấy kết quả so sánh về góc quay ở 10 khớp của robot dang người. Từ Hình 3.6, chúng ta có thể nhận thấy rằng giá trị góc quay của 10 khớp được xác định sử dụng GA khá gần với MDE. Thực tế là sự khác biệt nhỏ này đã tạo ra một tác động đáng kể quyết đinh đến robot dạng người trong việc đi bộ ổn định và mạnh mẽ. Góc quay của  $\theta_3$  và  $\theta_8$  được xác định sử dụng GA có thay đổi lớn hơn so với MDE. Điều này đã khiến robot dạng người không chỉ đòi hỏi nhiều năng lượng hơn mà còn phải chiu sư kém ổn đinh hơn khi



Hình 3.5

	Bàng	3.2
--	------	-----

	PSO	GA	MDE
Min.	1.1381e+04	1.3099e+03	1.2987e+03
Avg.	2.3271e+04	1.5888e+03	1.3825e+03
Max.	3.5075e+04	1.9121e+03	1.6370e+03
Variance	0.7820e+04	0.2660e+03	0.1035e+3
Time (second)	5193.3	5413.2	5212.9



đi bộ so với kết quả được xác định dựa trên MDE. Các giá trị trọng số phù hợp nhất của AENM đề xuất được huấn luyện tối ưu bằng thuật toán MDE được trình bày trong Bảng 3.3. Bảng này cho thấy  $v_{ij}$  đại diện cho giá trị trọng số ngõ vào của lớp ẩn, trong đó *i* từ 1 đến số ngõ vào, *j* từ 1 đến số tế bào thần kinh trong lớp ẩn, tương ứng;  $b_h$  biểu thị mức ngưỡng của lớp ẩn;  $w_{ij}$  đại diện cho giá trị trọng số ngõ vào của

lớp ra, trong đó *i* từ 1 đến số tế bào thần kinh trong lớp ản, *j* từ 1 đến số ngõ ra;  $b_0$  đại diện cho mức ngưỡng của lớp ra.

#### 3.6 Kết luận

Chương này đề xuất một bộ tạo dáng đi bộ mới được áp dụng cho một robot dạng người kích

Bàng 3.3									
	i j	1	2	3	4	5	6	7	8
	1	12.357	-12.592	7.316	-1.301	14.576	14.081	9.858	-12.372
	2	-10.932	11.555	-14.233	13.448	12.560	-13.717	-14.167	10.584
vij	3	8.593	-14.095	-13.840	-8.439	7.623	11.937	-14.967	-4.733
	4	-10.692	14.587	-11.068	12.779	12.470	-14.829	-6.672	13.275
bh		-7.986	14.325	9.737	9.043	12.851	-6.384	-12.212	-4.584
	1	14.497	7.569	-14.988	-11.953				
	2	-14.578	0.796	6.210	-7.751				
	3	14.825	14.379	-11.735	14.034				
	4	-10.463	-5.919	-13.455	-12.909				
Wij	5	12.908	-7.553	-13.485	-3.129				
	6	6.659	-10.645	5.226	13.069		-		8
	7	14.256	-9.189	13.337	9.730				
	8	-14.956	13.174	13.249	-6.786				
bo		6.733	-12.324	12.967	-14.716				

thước cỡ nhỏ, được nhận dạng tối ưu bằng thuật toán tiến hóa vi sai cải tiến (MDE), cụ thể là mô hình mạng nơ-rôn tiến hóa thích nghi (AENM). Thông qua mô phỏng động lực học của robot dạng người đi bộ ổn định kết hợp giữa động học ngược và nguyên lý ZMP, kết quả chứng minh rằng ứng dụng mới có được hiệu suất cao cho bộ tạo dáng đi cho robot dạng người mạnh mẽ và chính xác. AENM được đề xuất thực hiện khả năng dự đoán tốt để robot dạng người bước đi tự nhiên. Thông qua thuật toán MDE được sử dụng như một vai trò tìm kiếm, nó không đòi hỏi các điều kiện ban đầu cụ thể, dễ dàng tránh được cực tiểu cục bộ và nhanh chóng hội tụ đến nghiệm tối ưu toàn cục.

# CHƯƠNG4 HOẠCH ĐỊNH DÁNG ĐI TỰ NHIÊN CHO ROBOT DẠNG NGƯỜI

#### 4.1 Giới thiệu

Bộ tạo dáng (WPG) phụ thuộc 4 thông số (S, H, h, n) của Dip được đề xuất chỉ áp dụng cho robot dạng người trong giai đoạn bước đi và thiếu giai đoạn chuẩn bị và giai đoạn kết thúc. Để bổ sung, tác giả tiếp tục hoàn thiện bộ tạo dáng đi (WPG) của Dip với đầy đủ 3 giai đoạn như mong muốn với tên gọi là bộ tạo mẫu đi bộ tự nhiên (N-WPG). Kết quả mô phỏng trên mô hình robot dạng người kích thước nhỏ HUBOT-4 chứng minh đề xuất của luận án là khả thi.

# 4.2 Bộ tạo mẫu đi bộ tự nhiên (N-WPG) cho robot dạng người 4.2.1 Chu kỳ bước đi tự nhiên

Như chỉ ra trong Hình 4.1, quá trình robot dạng người bước đi tự nhiên có đầy đủ 3 giai đoạn: *Giai đoạn chuẩn bị* liên quan đến robot dạng người bắt đầu chuyển tư thế, từ tư thế 2 chân đứng thẳng sang tư thế 2 chân khuya gối và so le nhau. *Giai đoạn bước đi* liên quan đến robot dạng người thực hiện bước đi đều về phía trước với chân trụ và chân di chuyển được thay đổi liên tục cho nhau (tuy nhiên trong hình 2 chỉ minh họa 1 bước đi trong giai đoạn bước đi). *Giai đoạn kết thúc* liên quan đến robot

dạng người chuyển tư thế 2 chân khuỵa gối và so le nhau sang thư thế 2 chân đứng thẳng.



Hình 4.1

Thời gian trong mỗi bước đi (0 - T) ở 3 giai đoạn đều chia thành 3 khoảng thời gian. Khoảng thời gian đầu tiên  $(0 - T_1)$  là pha đôi (DSP – Double Support Phase), robot dạng người lắc hông về phía chân trụ. Khoảng thời gian thứ hai  $(T_1 - T_2)$  là pha đơn (SSP – Single Support Phase), robot dạng người nhấc chân di chuyển về phía trước và hạ chân xuống. Khoảng thời gian thứ ba  $(T_2 - 0)$  là pha đôi (DSP – Double Support Phase), robot dạng người lắc hông ngược lại. Khoảng thời gian trong một bước đi được minh họa trong Hình 4.2.



Hình 4.2

Mỗi dáng đi của robot dạng người phụ thuộc vào bộ tham số: S – chiều dài bước, h – độ khuỵa chân, H – độ nhấc chân, n – độ lắc hông, T – chu kỳ bước như Hình 4.2. Vận động của robot dạng người được thực hiện bằng cách dựa vào những hàm phụ

thuộc thời gian của 3 vị trí tham chiếu:  $P_5 = [P_{5x}, P_{5y}, P_{5z}]$  của hông,  $P_1 = [P_{1x}, P_{1z}]$ 

 $P_{1y}$ ,  $P_{1z}$ ] và  $P_{10} = [P_{10x}, P_{10y}, P_{10z}]$  của bàn chân trái và phải.

Dựa vào chu kỳ bước đi tự nhiên như phân tích trên, bộ tạo mẫu đi bộ tự nhiên (N-WPG) cho robot dạng người tiếp tục xây dựng với bộ phát quỹ đạo của 2 cổ chân  $(P_1, P_{10})$  và hông  $(P_5)$  phụ thuộc vào 4 thông số dáng đi (S, H, h, n) như trong mục 4.2.2; và bộ tạo quỹ đạo 10 góc quay  $(\theta_1, \theta_2, \theta_3, \theta_4, \theta_5, \theta_6, \theta_7, \theta_8, \theta_9, \theta_{10})$  cho các khóp ở 2 chân từ 3 quỹ đạo  $(P_1, P_5, P_{10})$  như trong mục 4.2.3.

4.2.2 Quỹ đạo tham chiếu của hai bàn chân và hông

4.2.2.1 Quỹ đạo tham chiếu của chân phải

Quỹ đạo mong muốn của  $P_{1x}$  như mô tả trong công thức (4.1).

$$P_{1x}(t) = \begin{cases} 0 & , 0 \le t < T + 3\tau \\ \frac{S}{2\tau} t - \frac{S}{2\tau} (T + 3\tau) & , T + 3\tau \le t < T + 5\tau \\ S & , T + 5\tau \le t \le 3T \end{cases}$$
(4.1)

Tại thời điểm  $T + 3\tau$  và  $T + 5\tau$  thì robot dạng người sẽ bị dừng đột ngột và giật mạnh. Để giải quyết vấn đề, hàm sin được sử dụng để thay thế như như công thức (4.2).

$$P_{1x}(t) = \begin{cases} 0 & , 0 \le t < T \\ \frac{S}{2} \left( 1 - \sin\left(\frac{w}{2}t - \frac{\pi}{2}\right) \right) & , T \le t \le 2T \\ S & , 2T < t \le 3T \end{cases}$$
(4.2)

Quỹ đạo mong muốn của  $P_{1v}$  như mô tả trong công thức (4.3).

$$P_{1v}(t) = 0$$
 ,  $0 \le t \le 3T$  (4.3)

Quỹ đạo mong muốn của  $P_{1z}$  như mô tả trong công thức (4.4).

$$P_{1z}(t) = \begin{cases} 0 & , 0 \le t < T + 2\tau \\ \frac{H}{\tau}t - H\left(\frac{T}{\tau} + 2\right) & , T + 2\tau \le t < T + 3\tau \\ H & , T + 3\tau \le t < T + 5\tau \\ -\frac{H}{\tau}t + H\left(\frac{T}{\tau} + 6\right) & , T + 5\tau \le t < T + 6\tau \\ 0 & , T + 6\tau \le t \le 3T \end{cases}$$
(4.4)

Tại thời điểm  $T + 2\tau$ ,  $T + 3\tau$ ,  $T + 5\tau$  và  $T + 6\tau$  thì robot dạng người sẽ bị dừng đột ngột và giật mạnh. Để giải quyết vấn đề, hàm sin được sử dụng để thay thế như công thức (4.5).

$$P_{1z}(t) = \begin{cases} 0 & , 0 \le t < T \\ H \sin(\frac{\pi}{2} \cdot \left( \sin\left(\frac{w}{2}t - \frac{\pi}{2}\right) + 1 \right) ) & , T \le t \le 2T \\ 0 & , 2T < t \le 3T \end{cases}$$
(4.5)

4.2.2.2 Quỹ đạo tham chiếu của chân trái

Quỹ đạo mong muốn của  $P_{10x}$  như mô tả trong công thức (4.6).

$$P_{10x}(t) = \begin{cases} 0 & , 0 \le t < 3\tau \\ \frac{S}{3\tau}t - \frac{3}{4}S & , 3\tau \le t < 5\tau \\ \frac{S}{2} & , 5\tau \le t < 2T + 3\tau \\ \frac{S}{4\tau}t - \frac{S}{2}\left(\frac{1}{2} + \frac{T}{\tau}\right) & , 2T + 3\tau \le t < 2T + 5\tau \\ S & , 2T + 5\tau \le t \le 3T \end{cases}$$
(4.6)

Tại thời điểm  $3\tau$ ,  $5\tau$ ,  $2T + 3\tau$  và  $2T + 5\tau$  thì robot dạng người sẽ bị dừng đột ngột và giật mạnh. Để giải quyết vấn đề, hàm sin được sử dụng để thay thế như công thức (4.7).

$$P_{10x}(t) = \begin{cases} \frac{S}{4} \left( 1 + \sin\left(\frac{w}{2}t - \frac{\pi}{2}\right) \right) &, 0 \le t < T \\ \frac{S}{2} &, T \le t \le 2T \\ \frac{S}{4} \left( 3 + \sin\left(\frac{w}{2}t - \frac{5\pi}{2}\right) \right) &, 2T < t \le 3T \end{cases}$$
(4.7)

Quỹ đạo mong muốn của  $P_{10v}$  như mô tả trong công thức (4.8).

$$P_{10y}(t) = -w \quad , 0 \le t \le 3T \tag{4.8}$$

Quỹ đạo mong muốn của  $P_{10z}$  như mô tả trong công thức (4.9).

$$P_{10z}(t) = \begin{cases} 0 & , 0 \le t < 2\tau \\ \frac{H}{\tau}t - 2H & , 2\tau \le t < 3\tau \\ H & , 3\tau \le t < 5\tau \\ -\frac{H}{\tau}t - 6H & , 5\tau \le t < 6\tau \\ 0 & , 6\tau \le t < 2T + 2\tau \\ \frac{H}{\tau}t - 2H\left(\frac{T}{\tau} + 1\right) & , 2T + 2\tau \le t < 2T + 3\tau \\ H & , 2T + 3\tau \le t < 2T + 5\tau \\ -\frac{H}{\tau}t + 2H\left(\frac{T}{\tau} + 3\right) & , 2T + 5\tau \le t < 2T + 6\tau \\ 0 & , 2T + 6\tau \le t \le 3T \end{cases}$$
(4.9)

Tại thời điểm  $2\tau$ ,  $3\tau$ ,  $5\tau$ ,  $6\tau$ ,  $2T + 2\tau$ ,  $2T + 3\tau$ ,  $2T + 5\tau$  và  $2T + 6\tau$  thì robot dạng người sẽ bị dừng đột ngột và giật mạnh. Để giải quyết vấn đề, hàm sin được sử dụng để thay thế như công thức (4.10).

$$P_{10z}(t) = \begin{cases} H \sin(\frac{\pi}{2} \cdot \left( \sin\left(\frac{w}{2}t - \frac{\pi}{2}\right) + 1 \right)) &, 0 \le t < T \\ 0 &, T \le t \le 2T \\ H \sin(\frac{\pi}{2} \cdot \left( \sin\left(\frac{w}{2}t - \frac{5\pi}{2}\right) + 1 \right)) &, 2T < t \le 3T \end{cases}$$
(4.10)

4.2.2.3 Quỹ đạo tham chiếu của hông

Quỹ đạo mong muốn của  $P_{5x}$  như mô tả trong công thức (4.11).

$$P_{5x}(t) = \begin{cases} 0 & , 0 \le t < 3\tau \\ \frac{S}{8\tau}t - \frac{3}{8}S & , 3\tau \le t < 5\tau \\ \frac{S}{4} & , 5\tau \le t < T + 3\tau \\ \frac{S}{4\tau}t - \frac{S}{2}\left(1 + \frac{T}{2\tau}\right) & , T + 3\tau \le t < T + 5\tau \\ \frac{3S}{4} & , T + 5\tau \le t < 2T + 3\tau \\ \frac{S}{8\tau}t + \frac{S}{4}\left(\frac{3}{2} - \frac{T}{\tau}\right) & , 2T + 3\tau \le t < 2T + 5\tau \\ S & , 2T + 5\tau \le t \le 3T \end{cases}$$
(4.11)

Tại thời điểm  $3\tau$ ,  $5\tau$ ,  $T + 3\tau$ ,  $T + 5\tau$ ,  $2T + 3\tau$  và  $2T + 5\tau$  thì robot dạng người sẽ bị dừng đột ngột và giật mạnh. Để giải quyết vấn đề, hàm sin được sử dụng để thay thế như công thức (4.12).

$$P_{5x}(t) = \begin{cases} \frac{S}{8} \left( 1 + \sin\left(\frac{w}{2}t - \frac{\pi}{2}\right) \right) &, 0 \le t < T \\ \frac{S}{2} \left[ 1 + \frac{1}{2} \sin\left(\frac{w}{2}t - \frac{3\pi}{2}\right) \right] &, T \le t \le 2T \\ \frac{S}{8} \left( 7 + \sin\left(\frac{w}{2}t - \frac{5\pi}{2}\right) \right) &, 2T < t \le 3T \end{cases}$$
(4.12)

Quỹ đạo mong muốn của  $P_{5y}$  như mô tả trong công thức (4.13). Tại thời điểm  $2\tau$ ,  $6\tau$ ,  $T + 2\tau$ ,  $T + 6\tau$   $2T + 2\tau$  và  $2T + 6\tau$  thì robot dạng người sẽ bị dừng đột ngột và giật mạnh. Để giải quyết vấn đề, hàm sin được sử dụng để thay thế như như công thức (4.14).

$$P_{5y}(t) = \begin{cases} \frac{n}{2\tau}t & , 0 \le t < 2\tau \\ n & , 2\tau \le t < 6\tau \\ \frac{2n}{(4\tau - T)}t + n\left(1 - \frac{12\tau}{(4\tau - T)}\right) & , 2\tau \le t < T + 2\tau \\ -n & , T + 2\tau \le t < T + 6\tau \\ -\frac{2n}{(4\tau - T)}t + n\left(1 + \frac{4(T + \tau)}{(4\tau - T)}\right) & , T + 6\tau \le t < 2T + 2\tau \\ n & , 2T + 2\tau \le t < 2T + 6\tau \\ \frac{n}{(6\tau - T)}t - \frac{3nT}{(6\tau - T)} & , 2T + 6\tau \le t \le 3T \end{cases}$$
(4.13)

$$P_{5y}(t) = \begin{cases} P_{5y\_first\_half\_cycle}(t).[u(t) - u(t - T)] & , 0 \le t < T \\ -P_{5y\_first\_half\_cycle}(t).[u(t - 2T) - u(t - T)] & , 0 \le t < T \\ -P_{5y\_first\_half\_cycle}(t_1).[u(t_1) - u(t_1 - T)] & , 1 \le t < 2T \\ +P_{5y\_first\_half\_cycle}(t_1).[u(t_1 - 2T) - u(t_1 - T)] & -w & , t_1 = t - T \text{ and } T \le t \le 2T \\ P_{5y\_first\_half\_cycle}(t_2).[u(t_2) - u(t_2 - T)] & , t_2 = t - 2T \text{ and } 2T < t \le 3T \end{cases}$$

trong đó :

$$P_{5y\_first\_half\_cycle}(t) = n \sin\left(\frac{\pi}{T}\tau\right) \cdot \left[u(\tau) - u\left(\tau - \frac{T}{2}\right)\right] + n \cos\left(\frac{\pi}{T}\left(\tau - \frac{T}{2}\right)\right) \cdot \left[u\left(\tau - \frac{T}{2}\right) - u(\tau - T)\right] \text{ và}$$

$$\tau = \begin{cases} t & \text{if } 0 \le t \le T \\ t - T & \text{if } t > T \end{cases} \text{ và } u(t) = \begin{cases} 0 & \text{if } t < 0 \\ 1 & \text{if } t \ge 0 \end{cases}.$$

Quỹ đạo mong muốn của  $P_{5z}$  như mô tả trong công thức (4.15).

$$P_{5z}(t) = \begin{cases} -\frac{h}{T}t + l & , 0 \le t \le T \\ l - h & , T < t \le 2T \\ \frac{h}{T}t + l - 3h & , 2T < t \le 3T \end{cases}$$
(4.15)

trong đó:  $l = d_1 + d_2 + d_3 + d_4$ .

Tại thời điểm T và 2T thì robot dạng người sẽ bị dừng đột ngột và giật mạnh. Để giải quyết vấn đề, hàm sin được sử dụng để thay thế như công thức (4.16).

$$P_{5z}(t) = \begin{cases} k_1 + h.\sin\left(\frac{\pi}{2}.\sin\left(\frac{w}{4}t + 1\right)\right).\sin\left(\frac{w}{2}t + \frac{\pi}{2}\right) &, 0 \le t < T \\ k_1 &, T \le t \le 2T \\ k_1 + h.\sin\left(\frac{\pi}{2}.\sin\left(\frac{w}{4}(3T - t) + 1\right)\right).\sin\left(\frac{w}{2}(3T - t) + \frac{\pi}{2}\right) &, 2T < t \le 3T \end{cases}$$
(4.16)

trong đó:  $k_1 = d_1 + d_2 + d_3 + d_4 - h$ .

#### 4.2.3 Phân tích động học ngược robot dạng người

Cuối cùng, quỹ đạo của 10 góc quay ở 2 chân robot dạng người trong 1 quá trình bước đi có thể xác định dựa vào  $P_1 = [P_{1x}, P_{1y}, P_{1z}], P_5 = [P_{5x}, P_{5y}, P_{5z}]$  và  $P_{10} = [P_{10x}, P_{10y}, P_{10z}]$ . Bài toán động học ngược robot dạng người có thể được giải bằng phương pháp giải tích hoặc phương pháp số hoặc phương pháp hình học. 10 góc khớp quay ở 2 chân của robot dạng người được xác định như công thức (2.4).

#### 4.3 Vận động của robot dạng người dựa trên nguyên lý ZMP

Mục tiêu điều khiến robot dạng người là nhằm đạt dáng đi tự nhiên ốn định. Muốn thế, điểm ZMP luôn nằm bên trong diện tích của vùng chân trụ. Khi hai chân chạm đất thì diện tích vùng chân trụ là diện tích bao quanh của 2 bàn chân của robot dạng người, và khi 1 chân chạm đất thì diện tích vùng chân trụ là diện tích của bàn chân chạm đất. Nếu ZMP nằm trong vùng diện tích vùng chân trụ thì robot dạng người không bị ngã. Đối với robot dạng người kích thước nhỏ, giả thiết mô-men quán tính và gia tốc góc tuyệt đối của các liên kết là đủ nhỏ để bỏ qua, công thức ZMP được tính như công thức (2.10).

### 4.4 Phân tích quỹ đạo ZMP của bộ tạo mẫu đi bộ tự nhiên

Trong phần này, chất lượng quỹ đạo ZMP trong quá trình bước đi tự nhiên của robot dạng người được mô tả trong mục 4.2 sẽ được phân tích. Trong trường hợp quỹ đạo ZMP không nằm hoàn toàn bên trong vùng ổn định, quỹ đạo của ZMP được thực hiện điều chỉnh thông qua việc sửa đối 4 tham số dáng đi (S, H, h, n).

Để ảnh hưởng giữa các tham số dáng đi và quỹ đạo ZMP, chúng tôi thiết lập một số mẫu đi bộ tự nhiên và quan sát các

hiệu ứng của chúng trên các quỹ đạo ZMP cho robot dạng người kích thước nhỏ HUBOT-4 của chúng tôi. Robot dạng người kích thước nhỏ (HUBOT-4) có thân trên và hai chân như mô tả trong Hình 4.3. Bảng 4.1 trình bày 6 bộ tham số dáng đi cho việc khảo sát này. Hình 4.4 minh họa quỹ đạo ZMP và GCOM của HUBOT-4 trong quá trình bước đi tự nhiên tương ứng với 6 dáng đi.

Mẫu a (trong bảng 4.1) được lựa chọn để thực hiện khảo sát dáng cho HUBOT-4. Dáng của HUBOT-4 trong mặt phẳng đứng ngang và mặt phẳng đứng dọc được thể hiện trong Hình 4.5 và Hình 4.6 với [A]: *Giai đoạn chuẩn bị*. [B]: *Giai đoạn bước đi*. [C]: *Giai đoạn kết thúc*. Các quỹ đạo của 5 khóp cho chân trái và phải được thể hiện trong Hình 4.7 với [Xanh lá]: *Giai đoạn chuẩn bị*. [Đỏ]: *Giai đoạn bước đi*. [Xanh dương]: *Giai đoạn kết thúc*.



(a)

(b)

Hình 4.3 Bảng 4.1





Hình 4.4



#### 4.5 Kết luận

Chương này chủ yếu trình bày phương pháp off-line mới cho bô tao mẫu đi bô tư nhiên ổn đinh lần đầu tiên được áp dụng cho robot người kích thước nhỏ dang HUBOT-4 xét theo măt đứng ngang (YZ-Frontal View) và mặt đứng doc (XZ-Sagittal View). Bô tao mẫu đi tư nhiên bô ổn đinh phu thuộc vào bốn tham số (chiều dài bước, đô nhấc chân, đô khuy gối, độ lắc hông) của robot dạng người kích thước nhỏ được thực hiện dựa vào phân tích dáng đi thực tế của con người. Quỹ đạo góc quay ở cổ chân, đầu gối và hông của robot dang người được thực hiên dựa vào



thông số vật lý của robot dạng người và điều kiện tương tác mặt đất. Dựa trên các thông số chính này, các chuyển động chân khác nhau được tạo ra, và quỹ đạo đi bộ cuối cùng đáp ứng các ràng buộc ZMP ổn định được xác định để tạo ra các góc quay ở các khớp tương ứng. Kết quả mô phỏng, chứng minh bộ tạo mẫu đi bộ tự nhiên được đề xuất cho phép robot dạng người bước đi vững chắc và mạnh mẽ mà không ngã.

# CHƯƠNG 5 KẾT LUẬN VÀ KIẾN NGHỊ

# 5.1 Kết luận

Trong luận án tác giả đã nghiên cứu và phát triển bộ tạo dáng đi (WPG) phụ thuộc 4 thông số của Dip để robot dạng người bước đi ổn định và tự nhiên như con người. Trên cơ sở các kết quả mô phỏng và thực nghiệm, tác giả đã đề xuất thành công một số cải tiến mới để tăng hiệu quả và chất lượng của robot dạng người. Các đóng góp chính của tác giả trong luận án được tóm tắt như sau:

- Tối ưu 4 thông số dáng đi (S, H, h, n) của bộ tạo dáng đi (WPG) để robot dạng người bước đi ổn định với độ nhấc chân mong muốn sử dụng các phương pháp tối ưu hóa ngẫu nhiên (meta-heuristic optimization approaches). Kết quả của nghiên cứu này được trình bày ở bài báo [2], [4] và [7], trong danh mục công trình công bố của tác giả.

- Tạo dáng đi thích nghi cho robot dạng người bước đi ổn định với quỹ đạo ZMP mong muốn sử dụng mô hình mạng nơ-rôn tiến hóa thích nghi (AENM) được tối ưu bởi thuật toán MDE. Kết quả của nghiên cứu này được trình bày ở bài báo [3], trong danh mục công trình công bố của tác giả.

- Hoạch định dáng đi tự nhiên (đầy đủ 3 giai đoạn: chuẩn bị bước, bước đều, dừng) cho robot dạng người phụ thuộc vào 4 thông số (chiều dài bước - S, độ nhấc chân - H, độ khuỵu gối – h và độ lắc hông - n). Kết quả của nghiên cứu này được trình bày ở bài báo [1] và [6], trong danh mục công trình công bố của tác giả.

# 5.2 Kiến nghị

- Tiếp tục thực hiện điều khiển vòng kín để kiểm soát tốc độ của robot dạng người khi sử dụng bộ tạo dáng đi (WPG) được đề xuất trong luận án.

- Tiếp tục phát triển bộ tạo dáng đi (WPG) để robot dạng người có thể bước đi thẳng trên bề mặt không bằng phẳng (ví dụ: lên dốc và xuống dốc, lên xuống cầu thang), hoặc bước đi vòng trên bề mặt bằng phẳng.

- Áp dụng bộ tạo dáng đi (WPG) phụ thuộc 4 thông số cho robot dạng người kích thước thật (HUBOT-3).

# MINISTRY OF EDUCATION AND TRAINING UNIVERSITY OF TECHNOLOGY AND EDUCATION HO CHI MINH CITY

TRAN THIEN HUAN

# INVERSE PROBLEM OF MOTION HUMANOID ROBOT IN STABLE ANALYSIS, GAIT GENERATION AND CONTROLLING APPLICATION OF ADAPTIVE NARX MIMO NEURAL NETWORK MODEL

**ABSTRACT OF PhD THESIS** 

MAJOR: ENGINEERING MECHANICS MAJOR CODE: 9520101

Ho Chi Minh City, 9/2019

#### THE WORK IS COMPLETED AT UNIVERSITY OF TECHNOLOGY AND EDUCATION HO CHI MINH CITY

Supervisor 1: Assoc. Prof. Dr. HO PHAM HUY ANH.....

Supervisor 2: Dr. PHAN ĐUC HUYNH .....

PhD thesis is protected in front of

EXAMINATION COMMITTEE FOR PROTECTION OF DOCTORAL THESIS

UNIVERSITY OF TECHNOLOGY AND EDUCATION HO CHI MINH CITY,

Date .... month .... year ....

#### LIST OF WORKS PUBLISHED

- Tran Thien Huan, Ho Pham Huy Anh, Cao Van Kien, "Optimal Nature-Walking Gait for Humanoid Robot Using Jaya Optimization Algorithm", *Journal Advances in Mechanical Engineering*, (In revision 3rd, SCIE, IF=1.024), 2019.
- Tran Thien Huan, Ho Pham Huy Anh, "Optimal Stable Gait for Nonlinear Uncertain Humanoid Robot Using Central Force Optimization Algorithm", *Journal of Engineering Computations*, (SCIE, Q2-IF=1.177), DOI: <u>10.1108/EC-03-2018-0154</u>, 2019.
- Tran Thien Huan, Cao Van Kien, Ho Pham Huy Anh, Nguyen Thanh Nam, "Adaptive Gait Generation for Biped Robot Using Evolutionary Neural Model Optimized with Modified Differential Evolution", *Neurocomputing*, (SCIE, Q1-IF=3.02), DOI: 10.1016/j.neucom.2018.08.074, 2018.
- 4. Trần Thiện Huân, Hồ Phạm Huy Ánh, "Tối ưu hóa dáng đi ổn định cho robot dạng người kích thước nhỏ sử dụng thuật toán tiến hóa vi sai (MDE) cải tiến", *Chuyên san Đo lường, Điều khiển & Tự động hóa*, quyển 21, số 1, trang 63-74, 2018.
- 5. Tran Thien Huan, Phan Duc Huynh, Cao Van Kien, Ho Pham Huy Anh, "Implementation of Hybrid Adaptive Fuzzy Sliding Mode Control and Evolution Neural Observer for Biped Robot Systems", *IEEE International Conference on System Science and Engineering (IEEE-ICSSE 2017)*, Ho Chi Minh, Vietnam, pp. 77-82, 2017.
- T. T. Huan and H. P. H. Anh, "Implementation of Novel Stable Walking Method for Small-Sized Biped Robot", *Proceedings The 8th Viet Nam Conference on Mechatronics (VCM-2016)*, Can Tho, Viet Nam, pp. 283-292, 25-26 November 2016.
- Tran Thien Huan, Ho Pham Huy Anh, "Novel Stable Walking for Humanoid Robot Using Particle Swarm Optimization Algorithm", *Journal of Advances in Intelligent Systems Research*, vol.123, July 2015, pp. 322-325, Atlantis Press.

## **INTRODUCTION**

#### Motivation

In recent years, many scientists have joined to research and solve many problems related to humanoid robots and created 14 famous robot-types [1]: ASIMO at Honda, Cog at MIT, HRP-5P at AIST, HUBO at KAIST, Lohnnie and LoLa at TUM, NAO at Aldebaran, Atlas Robots company at Boston Dynamics, QRIO at Sony company, Robonaut at NASA, T-HR3 at Toyota company, WABIAN-2R at Waseda University, iCub at IIT, Robot Sarcos at Sarcos, ARMARX at KIT. However, the study of humanoid robot has always had great challenges because this is a human-like robot, to describe the movements of human-like movements that require many in-depth studies on: mechanical structure, mathematical model and control.

In Vietnam, human robotics research is still very limited. The desire to create a first human-type robot being capable of walking like a human in Vietnam and contribute to the research project of bipedal robot simulation of human being carried out at the National Key Laboratory of Numerical Control and System Engineering (DCSELAB) with two versions (HUBOT-2 and HUBOT-3) is the driving force for research.

#### **Research objectives**

Humanoid robot motion planning, optimization and gait generation is to make the robot walk naturally and stably as humans. Up to now it has been a difficult problem since the current technology has not yet reached the biological objects with highly complicated structure and sophisticated operation.

This thesis continues to focus on researching and proposing new solution for motion planning, optimization and gait generation for small-sized biped robot being capable of walking as naturally and stably as human on flat terrain, aiming to improve the ability to walk more stably and sustainably on flat terrain for HUBOT-3.

#### **Research methods**

Under mathematical viewpoint the task of humanoid robot motion planning, optimization and gait generation is investigated as an optimization problem with respect to various trade-off constraints.

In this thesis, the author performs the research and development of Walking Pattern Generator (WPG) depending on 4 parameters of Dip (S- step length, h- leg displacement, H- height of swing ankle, n- hip displacement) combining metaheuristic optimization approaches and Adaptive Evolutionary Neural Model (AENM) for humanoid robot to move smoothly and naturally as humans.

#### **Research results**

The research results achieved by the thesis are summarized as follows:

*Firstly*, Dip proposed WPG depending on 4 parameters (S, H, h, n) and made optimal 4 parameters of WPG for the small-sized humanoid robot stable movement with the fastest possible speed using genetic algorithms (Genetic Algorithm-GA). However, in order to catch people's gaits, humanoid robots have to control their foot-lifting. Therefore, the author continues to optimize the four gait parameters (S, H, h, n) of the WPG that permits the biped robot able to stably and naturally walking with preset foot-lifting magnitude using meta-heuristic optimization approaches. Simulation and experimental results on small-sized human robot model (HUBOT-5) prove that the thesis's proposal is feasible. The results of this study are presented in articles [2, 4, 7], in list of published works of the author.

*Secondly*, while the human robot walks, the 4 parameters of the WPG of Dip are unchanged. This makes robot humanoid difficult to perform a stable and natural walk with a desired ZMP trajectory (Zero Momen Point). To overcome this challenge, the author identifies and controls these 4 parameters of the WPG using adaptive evolutionary neural model (AENM) optimized Modified Differential Evolution (MDE). Simulation results on the small-sized human robot models (HUBOT-5) prove the thesis's proposal is feasible. The results of this study are presented in articles [3], in list of published works of the author.

*Thirdly*, the WPG depending on the 4 parameters (S, H, h, n) of the Dip proposed is only applicable to humanoid robots in the stepping stage and lacks of preparation and end stages. In order to overcome these problems, the author continues to complete WPG of Dip with full 3 stages as desired with the name of a Natural Walking Pattern Generator (N-WPG). Simulation results on the small-sized human robot models (HUBOT-4) proves that the thesis's proposal is feasible. The results of this study are presented in articles [1] and [6], in list of published works of the author.

#### **Outline of Dissertation**

This thesis contains 5 principal chapters:

*Chapter 1:* Overview and thesis tasks. *Chapter 2:* Optimal Stable Gait for Small-Sized Humanoid Robot Using Modified Differential Evolution Algorithm. *Chapter 3:* Adaptive gait generation for humanoid robot using evolutionary neural model optimized with modified differential evolution technique. *Chapter 4:* Planning natural walking gait for humanoid robots. *Chapter 5:* Results and Conclusions.

#### CHAPTER 1 OVERVIEW AND THESIS TASKS

#### 1.1 Planning walking gait and control for humanoid robots

The step of the person is always hidden with many mysteries, but so far the robot model of human walking with two legs has not been fully shown. Therefore, studies for the walking mechanism of humanoid robots are being developed in different directions. Some standards have been applied to humanoid robots to ensure stable and natural walking. Static walking is the first applied principle, in which the center of mass (CoM) on the ground is always in the soles of the feet (supporting foot). In other words, humanoid robots can stop at all times when walking without falling. With its simple nature, this principle applies effectively to humanoid robots with slow speed, so that the dynamic effects can be ignored. After that, researchers began to focus on developing dynamic (dynamic walking). This method allows robots in human form to achieve faster walking speeds. However, during a human-type robotic movement, the robot may fall due to environmental noise and cannot stop abruptly. Therefore, a step based on ZMP-based walking is proposed.

Most toy robots perform static walking using large feet. This is not interesting from the point of view of control engineering because it is quite easy. However, the human foot is too small for the height of the center of mass to perform a static step and we are taking a dynamic step in everyday life. We are able to achieve a walking style by skillfully controlling the whole body balance which is basically unstable. Therefore, humanoid robots are beyond the scope of conventional mechanical engineering. This is the reason that many researchers and engineers are attracted to humanoid robots walking like humans.

In the view of Shuuji Kajita, in order for human robots to walk as desired, we must have a walking pattern (Walking Pattern). To create a walking pattern, we use the designer (Walking Pattern Generator - WPG). In ideal conditions, humanoid robots can take the desired step if they meet the following conditions: the mathematical model of the correct humanoid robot, the mechanical structure and the electric drive of the humanoid robot. Accurately, required by walking pattern, human robot plane walks undulating. In fact, humanoid robots can only walk a few millimeters across uneven planes and fall. The center of the humanoid robot will change rapidly when the human-type robot changes its posture, so the human-type robot loses balance. To overcome this difficulty, we need the second software to adjust walking patterns, using gyroscopes, accelerometer sensors, load cells and other devices or called equalizers.

WPG is designed according to ZMP standard, there are two popular design designs: based on an inverted pendulum model or based on the foot and hip trajectory. The pioneer of the inverted pendulum model is Shuuji Kajita. Since then, many studies around the world have focused on investigating the 3D inverted pendulum model to apply control to human simulated bipedal robots. The pioneer who relied on the foot and hip trajectory was Qiang Huang. This method gives constraints to the hips and legs, thereby constructing the orbital equation of step by way of the third-order spline interpolation. After obtaining the hops orbit of the hip joint, a ZMP-based and ZMP-based calculation program to select the coefficients in the step trajectory equation so that the robot is in the most equilibrium.

The equalizer can be built on many different principles, as Table 1.

Tuble 1. Timelples of Stubilizing Control				
Control by an Ankle	- WL-10RD by Takanishi et al.			
Torque	- Idaten II by Miyazaki and Arimoto			
	- Kenkyaku-2 by Sano and Furuhso			
Control by Modifying	- BIPER-3 developed by Shimoyama and Miura			
Foot Placements - The jumping robot of Raibert and colleagues				
ZMP control by CoM	- MK.3 and morph3 by Okada			
Acceleration				
Body posture control by	- Raibert hopscotch robots			
crotch joints	- Humanoid robots developed by Kumagai and			
	colleagues			
Model ZMP control	- HRP-4C by Shuuji Kajita and his colleagues			

Table 1. Principles of Stabilizing Control

Walking patterns (WP) based on WPG proposed above are not the only way. For walking modeling (WP) online, Kajita proposed a method to control the preview [26]. For practical methods, Harada et al. propose using an analytical solution of the ZMP equation [27]. Later, this was improved by Morisawa et al. to make WP more effective [24]. These methods are empirically tested on HRP-2. The preview control is collectively referred to as the model predictive control (MPC-Model Predictive Control), which calculates the input control by implementing future trajectory optimization. Based on MPC, Wieber proposes a walking pattern (WP) method based on quadratic program optimization (QP) without requiring a specified ZMP [28, 29]. By this method, ZMP and CoM orbits can be created simultaneously from elements of the cylinder base.

Gait parameter optimization is another important issue. It is important to decide optimal foot placements, CoM trajectory or walking speed considering constraints in joint actuators and energy efficiency. Up to now it has been a difficult problem since the current technology has not yet reached the biological objects with highly complicated structure and sophisticated operation. However, under mathematical viewpoint the task of humanoid robot motion planning, optimization and gait generation is investigated as an optimization problem with respect to various tradeoff constraints, hence it refers to evolutionary computation techniques. In the past, there have been significant contributions to the development of humanoid robots to provide energy efficiency and optimize their gait parameters with evolutionary algorithms, as Table 2.

Compared with previous works, our main problem was to control hip-shift magnitude that can be achieved with given biped robot under kinematic and joint limit constraints. We used two approaches to solve the problem. The first, kinematic approach, estimate the position of the actuators located in the joints of the two legs of biped and the ZMP. Then, the meta-heuristic optimization algorithm is applied to solve optimization problem with four key walking parameters.

The objective	Evolutionary	Authors (year)
function	algorithms for	
	optimization	
The energy	GA	Arakawa et al. (1996)
		Choi et al. (1999)
		Jeon et al. (2003)
	RBFNN+GA	Capi et al. (2002)
The stability	NN	Miller et al. (1994)
	GA	Udai et al. (2008)
	GA+FLC	Jha et al. (2005)
		Vundavilli (2007)
	GA+NN	Vundavilli (2007)
	AENM+MDE	Huan et al. (2018)
	WOA	Mostafa et al. (2019)
The stability and speed	GA	Dip et al. (2009)
	PSO	Huan and Anh (2015)
The energy and	GA	Huan Dau et al. (2008)
stability		Fattah et al. (2009)
	MOPSO/MOGA	Rajendra et al. (2012)
	MOEA	Raj et al. (2017)
The stability and preset	MDE	Huan and Anh (2018)
foot-lifting magnitude	CFO	Huan and Anh (2019)
The stability and	JAYA	Huan and Anh (In revision
naturally walking with		3rd)
preset foot-lifting		
magnitude		

Table 2. Gait parameter optimization with evolutionary algorithms

## 1.2 Thesis Tasks

In this thesis, the author performs the research and development of Walking Pattern Generator (WPG) depending on 4 parameters of Dip (S- step length, h- leg displacement, H- height of swing ankle, n- hip displacement) combining meta-heuristic optimization approaches and Adaptive Evolutionary Neural Model (AENM) for humanoid robot to move smoothly and naturally as humans. The main research objectives of the thesis include the following issues:

- Dip proposed WPG depending on 4 parameters (S, H, h, n) and made optimal 4 parameters of WPG for the small-sized humanoid robot stable movement with the fastest possible speed using genetic algorithms (Genetic Algorithm-GA). However, in order to catch people's gaits, humanoid robots have to control their foot-lifting. Therefore, the author continues to optimize the four gait parameters (S, H, h, n) of

the WPG that permits the biped robot able to stably and naturally walking with preset foot-lifting magnitude using meta-heuristic optimization approaches.

- While the human robot walks, the 4 parameters of the WPG of Dip are unchanged. This makes robot humanoid difficult to perform a stable and natural walk with a desired ZMP trajectory (Zero Momen Point). To overcome this challenge, the author identifies and controls these 4 parameters of the WPG using adaptive evolutionary neural model (AENM) optimized Modified Differential Evolution (MDE).

- The WPG depending on the 4 parameters (S, H, h, n) of the Dip proposed is only applicable to humanoid robots in the stepping stage and lacks of preparation and end stages. In order to overcome these problems, the author continues to complete WPG of Dip with full 3 stages as desired with the name of a Natural Walking Pattern Generator (N-WPG).

# CHAPTER 2 Stable Gait Optimization for Small-Sized Humanoid Robot Using Modified Differential Evolution (MDE) Algorithm

#### **2.1 Introduction**

Dip proposed WPG depending on 4 parameters (S, H, h, n) and made optimal 4 parameters of WPG for the small-sized humanoid robot stable movement with the fastest possible speed using genetic algorithms (Genetic Algorithm-GA). However, in order to catch people's gaits, humanoid robots have to control their foot-lifting. Therefore, the author continues to optimize the four gait parameters (S, H, h, n) of the WPG that permits the biped robot able to stably and naturally walking with preset foot-lifting magnitude using meta-heuristic optimization approaches. Simulation and experimental results on small-sized human robot model (HUBOT-5) prove that the thesis's proposal is feasible.

#### 2.2 Gait Generation for Biped Robot

In this study we focus only on the humanoid robot for straight walking. So we fixed the upper body of the robot and lower body have 10 controlled joints for the legs and 10 rotation joint angles  $(\theta_1, \theta_2, \theta_3, \theta_4, \theta_5, \theta_6, \theta_7, \theta_8, \theta_9, \theta_{10})$  are defined as shown in Figure 2.1. The position of the joints  $(P_1, P_2, P_3, P_4, P_5, P_6, P_7, P_8, P_9, P_{10})$  is also defined in Figure 2.1. As to humanoid robot stable walking, it needs to plan a *walking pattern generation* for humanoid robot in the walking step period. The walking pattern is a set of time series of joint angles for desired walking, and to create it, we use a *walking pattern generator (WPG)*. The walking pattern generator consists of the generater the two foot trajectorys, hip trajectory and the inverse kinematics. The Zero Moment Point ZMP standard is used to maintain stability with accurate preset foot lifting magnitude.



Figure 2.1: Humanoid robot structure

#### 2.2.1 Generated Trajectories of Two Foots and Hip

Four most important variables of the humanoid robot that play an essential role in stable gait generation, including S – walking step length, H – Leg lifting [m], h – Leg kneeling [m] and n – Hip swinging, are clearly described in Figure 2.2. In which, d0 represents the height of the torso, d1 is the distance between the 2 dof at the knee joints, d2 is the length of the leg, d3 is the length of the femoral and d4 represents the distance between 2 hips.



Figure 2.2: Four key variables determine the human walking gait of humanoid robot.

As described in Figure 2.2, the total three trajectories of biped, including hip trajectory  $P_5 = \begin{bmatrix} P_{5x}, P_{5y}, P_{5z} \end{bmatrix}$  and ankle trajectory  $P_1 = \begin{bmatrix} P_{1x}, P_{1y}, P_{1z} \end{bmatrix}$  of the supporting leg, and ankle trajectory  $P_{10} = \begin{bmatrix} P_{10x}, P_{10y}, P_{10z} \end{bmatrix}$  of the moving legs, will depend on 4 variables (*S*, *H*, *h*, *n*) with respect to both of the frontal (YZ-Frontal View) and sagittal (XZ-Sagittal View) interface. The three selected trajectories  $P_1$ ,  $P_5$ ,  $P_{10}$  are considered as sine-time dependent, and described in the equation (2.1),

$$(2.2) \ vac{a} (2.3).$$

$$\begin{cases}
P_{1x}(t) = \frac{S}{2} \sin\left[\frac{\pi}{T} \cdot \left(t - \frac{T}{2}\right)\right] \cdot [u(t - 2T) - u(t - T)] \\
P_{1y}(t) = w \cdot [u(t - 2T) - u(t - T)] \\
P_{1z}(t) = H \sin\left[\pi \cdot \left(\frac{P_{1x}(t)}{S} + 0.5\right)\right] \cdot [u(t - 2T) - u(t - T)] \\
\begin{cases}
P_{10x}(t) = \frac{S}{2} \sin\left[\frac{\pi}{T} \cdot \left(t - \frac{T}{2}\right)\right] \cdot [u(t) - u(t - T)] \\
P_{10y}(t) = -w \cdot [u(t) - u(t - T)] \\
P_{10z}(t) = H \sin\left[\pi \cdot \left(\frac{P_{10x}(t)}{S} + 0.5\right)\right] \cdot [u(t) - u(t - T)] \\
\end{cases}$$

$$\begin{cases}
P_{5x}(t) = \frac{S}{4} \sin\left(\frac{\pi}{T}\left(\tau - \frac{T}{2}\right)\right), \\
P_{5y\_first\_half\_oycle}(t) = n \sin\left(\frac{\pi}{T}\tau\right) \cdot \left[u(\tau) - u(\tau - T)\right] \\
+ n \cos\left(\frac{\pi}{T}\left(\tau - \frac{T}{2}\right)\right) \cdot \left[u(\tau - \frac{T}{2}) - u(\tau - T)\right], \\
P_{5y}(t) = P_{5y\_first\_half\_oycle}(t) \cdot [u(t) - u(t - T)] \\
- P_{5y\_first\_half\_oycle}(t) \cdot [u(t) - u(t - T)] \\
- P_{5y\_first\_half\_oycle}(t) \cdot [u(t - 2T) - u(t - T)], \\
P_{6z}(t) = (d_1 + d_2 + d_3 + d_4 - h).
\end{cases}$$

$$(2.1)$$

In which, T represents the time to perform a step of the humanoid robot, w represents

the distance between 2

legs, 
$$\tau = \begin{cases} t & if 0 \le t \le T \\ t - T & otherwise \end{cases}$$
 and

if 0 < t < T

(+

$$u(t) = \begin{cases} 0 & \text{if } t < 0 \\ 1 & \text{otherwise} \end{cases}.$$

From equations (2.1-2.2-2.3), both of hip and ankle trajectories of the supporting leg and ankle trajectory of the moving leg are used to generate walking gait for the humanoid robot.

#### 2.2.2 Biped Inverse Kinematics

Finally, the trajectories of the ten angular joints located at the 2 legs in one walking interval cycle can be defined from  $P_1 = [P_{1x}, P_{1y}, P_{1z}]$ ,  $P_5 = [P_{5x}, P_{5y}, P_{5z}]$  và  $P_{10} = [P_{10x}, P_{10y}, P_{10z}]$  based on the biped inverse kinematics. The biped inverse kinematics can be conventionally solved by calculus or numerical methods.

However, in this section, the geometric method based on the humanoid robot rotary joint will be shown, as described in the equation (2.4).

$$\begin{cases} \theta_{1}(t) = \arctan\left(\frac{y_{l}(t)}{z_{l}(t)}\right), \quad \theta_{5}(t) = -\theta_{1}(t), \\ \theta_{10}(t) = \arctan\left(\frac{y_{r}(t)}{z_{r}(t)}\right), \quad \theta_{6}(t) = -\theta_{10}(t), \\ \theta_{3}(t) = \pi - \theta_{A}(t), \quad \theta_{8}(t) = \pi - \theta_{C}(t), \\ \theta_{4}(t) = \frac{\pi}{2} - \theta_{A}(t) + \theta_{B}(t) - \arcsin\left(\frac{x_{l}(t)}{l_{l}(t)}\right), \\ \theta_{7}(t) = \frac{\pi}{2} - \theta_{C}(t) + \theta_{D}(t) - \arcsin\left(\frac{x_{r}(t)}{l_{r}(t)}\right), \\ \theta_{2}(t) = \theta_{3}(t) - \theta_{4}(t), \quad \theta_{11}(t) = \theta_{9}(t) - \theta_{7}(t) \end{cases}$$
(2.4)

which,  $y_l(t)$ ,  $z_l(t)$ ,  $y_r(t)$ ,  $z_r(t)$ ,  $\theta_A(t)$ ,  $\theta_B(t)$ ,  $\theta_C(t)$ ,  $\theta_D(t)$ ,  $x_l(t)$ ,  $x_r(t)$ ,  $l_l(t)$ ,  $l_r(t)$  at specified time *t*, are defined as in Figure 2.3 và equation (2.5);  $l_l$  represents the distance between  $P_2$  and  $P_4$ ,  $l_r$  represents the distance between  $P_9$  and  $P_7$ .

$$\begin{cases} y_{r} \qquad y_{l} \qquad y_{r} \qquad y_{l} \qquad y_{r} \qquad y_$$

In which  $d_1$ ,  $d_2$ ,  $d_3$  and  $d_4$  are illustrated in Figure 2.2. The coordination  $P_6(x, y, z)$  is calculated based on  $P_5(x, y, z)$ , and the coordination of  $[P_2(x, y, z), P_4(x, y, z), P_7(x, y, z), P_9(x, y, z)]$  is calculated based on  $[P_1(x, y, z), P_5(x, y, z), P_6(x, y, z), P_{10}(x, y, z)]$  and the rotrary angle  $[\theta_1, \theta_5, \theta_6, \theta_{10}]$ . Equations (2.6) below are used to determine  $P_2$ ,  $P_4, P_6, P_7, P_9$ .

$$\begin{cases} P_{2x} = P_{1x}, \quad P_{2z} = d_1 \cos(\theta_1), \quad P_{2y} = P_{2z} \sin(\theta_1), \\ P_{4x} = P_{5x}, \quad P_{4z} = P_{5z} - d_4 \cos(\theta_1), \quad P_{4y} = P_{5y} - (P_{5z} - P_{4z}) \sin(\theta_1), \\ P_{6x} = P_{5x}, \quad P_{6y} = P_{5y} - w, \quad P_{6z} = P_{5z}, \\ P_{7x} = P_{6x}, \quad P_{7z} = P_{6z} - d_4 \cos(\theta_{10}), \quad P_{7y} = P_{6y} - (P_{6z} - P_{7z}) \sin(\theta_{10}), \\ P_{9x} = P_{10x}, \quad P_{9z} = P_{10z} + d_4 \cos(\theta_{10}), \quad P_{9y} = P_{10y} + (P_{9z} - P_{10z}) \sin(\theta_{10}). \end{cases}$$

$$(2.6)$$

In summary, using the equations (2.4-2.5-2.6), the ten trajectories of the rotary angles located at the 2 legs of biped HUBOT-5 in one interval walking cycle are computed to accurately and efficiently control the biped walking gait.

Table 2.1. Pseudo-code of MDE

**D** ·

1.	Begin
2.	Initialization
3.	Evaluation
4.	For $G=1$ to GEN do
5.	For $i = 1$ to NP do
6.	$j_{rand} = randint(1, D)$
7.	F = rand[0:4; 1:0], CR = rand[0:7; 1:0]
8.	For $j = 1$ to D do
9.	If rand $[0,1] < CR$ or $j == j_{rand}$ then
10.	If $rand[0,1] > threshold$ then
11.	Select randomly $r_1 \neq r_2 \neq r_3 \neq i$
12.	$u_{i,j,G+1} = x_{r1,j,G} + F(x_{r2,j,G} - x_{r3,j,G})$
13.	Else
14.	Select randomly $r_1 \neq r_2 \neq best \neq i$
15.	$u_{i,j,G+1} = x_{\text{best},j,G} + F(x_{r_{1,j,G}} - x_{r_{2,j,G}})$
16.	End if
17.	Else
18.	$u_{i,j,G+1} = x_{i,j,G}$
19.	End if
20.	End for
21.	If $fig(ec{U}^*_{\scriptscriptstyle i,G+1}ig)\!\leq\!fig(ec{X}_{\scriptscriptstyle i,G}ig)$ then
22.	$\vec{X}_{i,G+1} = \vec{U}_{i,G+1}^*$
23.	Else
24.	$ec{X}_{i,G+1} = ec{X}_{i,G}$
25.	End if
26.	End for
27.	End for
28	Fnd

# 2.3 Proposed Gait Parametric Optimization Using MDE 2.3.1 MDE Algorithm

MDE algorithm was developed based on a DE algorithm has been introduced in 1997 by Storn and Price. The pseudo-code of DE. The pseudo-code of proposed modified differential evolution (MDE) is developed from Son et al. and clearly described in

Table 2.1. In the MDE algorithm,  $\vec{X}_{i,G} = [x_{1,i,G}, ..., x_{j,i,G}, ..., x_{D,i,G}]$  and  $\vec{U}_{i,G} = [u_{1,i,G}, ..., u_{j,i,G}, ..., u_{D,i,G}]$  represent the target and the trial vector (D-

dimensional) of the  $i^{\text{th}}$  individual in  $G^{\text{th}}$  generation,  $x_{j,i,G}$  and  $u_{i,j,G}$  represent the  $j^{\text{th}}$ 

element of the target and the trial vector, the parameters F (the mutation scale factor), CR (the crossover rate) are chosen randomly for each individual and for each step, f represents the cost function, with  $G = 1, 2, ..., G_{max}$  represents the number of generation, and i = 1, 2, ..., NP denotes the size of population, j = 1, 2, ..., D represents the number of parameter.

#### 2.3.2 Objective Function

To evaluate human gait parameters of the humanoid robot, one must define the objective function. The goal of humanoid robot is to achieve a stable gait with preset foot-lifting value. For this purpose, the ZMP point is always within the foot area.

If the ZMP is within the area of the supporting leg, the robot does not fall. The calculation of the ZMP of biped robots in walking is shown in section 2.2.3.

The stability of the human robot is quantified by the distance of the ZMP and the center of the foot in the step cycle. Walking gait with maximum stability are obtained by minimizing the function  $f_1$  in equation (2.7):

$$f_1 = \int_0^T \sqrt{x_{ZMP}^2 + y_{ZMP}^2} dt$$
(2.7)

with *T* denotes stepping cycle and  $(x_{ZMP}, y_{ZMP})$  denotes the coordination of ZMP point in the robot's process of stepping away from the quadrant in the center of the foot. The equation (2.7) is the first objective function.

Additionally, for the humanoid robot to follow the pre-set foot-lifting height value –  $H_{ref}$ , the difference between the magnitude of the foot-lift parameter - and the foot-lift preset value –  $H_{ref}$  (see Equation 2.8) represents the second objective function.

$$f_2 = \left| H_{ref} - H \right| \tag{2.8}$$

Thus, in order for biped robot to obtain a steady gait with the foot-lift set up in advance, we find the minimum value of the two objective functions  $f_1$  and  $f_2$ , or similarly to find the minimum of the function f as:

$$\begin{cases} f = \lambda \left( \int_{0}^{T} \left( \sqrt{x_{ZMP}^{2} + y_{ZMP}^{2}} \right) dt \right) + (1 - \lambda) \left| H_{ref} - H \right| \\ -F_{x1} \le x_{ZMP} \le F_{x2}; -F_{y1} \le x_{ZMP} \le F_{y2} \end{cases}$$
(2.9)

In which,  $F_{x1} + F_{x2}$  and  $F_{y1} + F_{y2}$  is the length and width of the robot foot,  $\lambda (0 < \lambda \le 1)$  is optimally selected as to prioritize between the walking stability ( $\lambda$  increase) and the variance with the desired foot-lifting magnitude ( $\lambda$  decreased).

#### 2.3.3 Zero Moment Point (ZMP) Calculation

For small-sized biped robot, assuming the inertia and absolute angular acceleration of the links are small enough to be ignored, the ZMP formula is calculated as (2.10):

$$\begin{cases} x_{ZMP} = x_{COM} + \frac{\sum_{i=1}^{n} m_i x_i \ddot{z}_i - \sum_{i=1}^{n} m_i \ddot{x}_i z_i}{\sum_{i=1}^{n} m_i} \\ y_{ZMP} = y_{COM} + \frac{\sum_{i=1}^{n} m_i y_i \ddot{z}_i - \sum_{i=1}^{n} m_i \ddot{y}_i z_i}{\sum_{i=1}^{n} m_i} \end{cases}$$
(2.10)

#### 2.4 Simulated and Experimental Results

The simulated and experimental results are fully tested on the small-sized HUBOT-5 biped robot (Fig 2.4).



Fig 2.4: Photograph of small-sized humanoid robot (HUBOT-5) In order to find the most appropriate value for the coefficients  $\lambda$  of the objective function in Equation (2.9), it optimally selects  $\lambda = 0.4$  which permits the HUBOT-5 biped robot attaining a steady gait with an adjustable foot-lift value, and this  $\lambda$  value will be used thorough the comparative testing process using GA, PSO and MDE. The mathematical properties of GA, PSO and MDE optimization algorithms are meta-heuristic algorithms, so each algorithm will perform 10 different training times, with each training will repeat 500 times (N = 500) using the same population size (NP = 30) and the same number of variables (n = 4). Table 2.2 eventually presents the GA, PSO and MDE selected parametric values.

	,	0
Method	Paramters	Value
GA	Mutation Probability (MP)	0.4
	Crossover Probability (CP)	0.9
PSO	Accelaration factor $(C_1)$	2.0
	Accelaration factor $(C_2)$	2.0
	Inertia Weight (w)	[0.4; 0.9]
MDE	Mutation value (F)	Random [0.4; 1.0]
	Crossover Probability (CR)	Random [0.7; 1.0]

Table 2.2: Parameters of GA, PSO and MDE Algorithm





Specify the foot-lifting height of biped HUBOT-5 being  $H_{ref} = 20mm$ . Figure 2.5 illustrates the mean value of the target function after 10 runs of each algorithm (GA: green, PSO: blue, MDE: red). Table 2.3 shows the optimum gait value and the best value for the target function of 10 runs corresponding to the GA, PSO and MDE algorithms. Figure 2.6 shows resulted comparative ZMP and COM trajectories when HUBOT-5 steps along with a stepping cycle (*T*=2s) with respect to the configurations based on GA, PSO and MDE algorithms, respectively.

$H_{ref} = 2 \ cm$						
Agorithms	Wall	Best firness				
	S (cm)	H (cm)	h (cm)	n (cm)	value f(cm)	
GA	15	2.05	1.000	7.08	14.88	
PSO	15	2.00	1.040	6.91	14.87	
MDE	15	2.00	0.804	6.89	14.87	

Table 2.3: Resulted parametric set for four comparative algorithms



Figure 2.6: Resulted comparative ZMP and COM survey

The optimal set of four key parameters for four comparative algorithms presented in Table 2.3 shows that the target is reached with respect to the preset foot-lift value. The ZMP and COM trajectories corresponding to each of the four comparative algorithms presented in Figure 2.6 show that they are always within the footprint and this means that biped HUBOT-5 are achieving steady-state stable and robust walking.

Based on the results described in Figure 2.5, it is important to notice that the MDE algorithm searches for an optimal solution with an average value of 14.8706495 after about 144 generations, while the PSO algorithm is approximately 254 generations after the search, finding an optimal solution obtained an average value of 14.87065, while the GA algorithm must need around 465 generations to find the optimal solution with an average value of 14.88492. These results show that the MDE algorithm outperforms GA and PSO algorithms in terms of convergence speed.

Table 2.4 demonstrates the optimized value of the walking gait parameters to ensure the biped HUBOT-5 to walk steadily with both cases corresponding to different preset foot-lift magnitude. ( $H_{ref} = 2cm$  and  $H_{ref} = 4cm$ ) optimized by MDE algorithm.

ruble 0. Optimial parameter set						
Href	MDE optimization Results					
(cm)	S (cm)	H (cm)	h (cm)	n (cm)		
2.0	15	2.0	0.8040	6.89		
4.0	15	4.0	0.7950	6.86		

Table 6. Optimal parameter set

Figure 2.7 illustrates the 2D gait in the X-Z plane of the HUBOT-5, corresponding to two cases with different preset foot-lifting amplitudes. Tables 2.4 and Fig. 2.7 show that the biped HUBOT-5 attains a pickup lift in term of the preset value.



Hình 2.7. Simulated 2D gait result of biped HUBOT–5 with different preset footlifting amplitudes



Figure 2.8: Resulted ZMP và COM trajectories

Figure 2.8 illustrates the resulted ZMP point trajectory and the projection of COM trajectory for two different preset foot-lifting amplitudes. This result shows that the ZMP point is always in the supporting foot area and then it ensures that the HUBOT-5 biped robot surely keeps stable walking.

Figure 2.9 demonstrates the ten rotary angular trajectories in one stepping cycle of the two legs of biped HUBOT-5  $(\theta_1, \theta_2, \theta_3, \theta_4, \theta_5, \theta_6, \theta_7, \theta_8, \theta_9, \theta_{10})$  during walking with two optimally resulted sets of gait parameters with respect to two different preset foot-lift values. Using ten rotary angular values to control the biped HUBOT-5, it performs two corresponding steps with two different foot-lift values. Figures 2.10 (a, b) illustrate the photos of the HUBOT-5 biped robot in performing a stable and steady walking step with respect to the two foot-lift values  $H_{ref} = 2cm$  and  $H_{ref} = 4cm$ .



Figure 2.9: Trajectories of the ten joint angles located at two legs of biped HUBOT-5



Figure 2.10: Photos of biped HUBOT-5 performing stable gait Based on the results of the optimization and simulation shown in Table 2.4, Figure 2.7 and Figure 2.8, as well as the experimental results presented in Figure 2.9 and

Figure 2.10, which once more demonstrate that the work of preset foot-lifting parameter -  $H_{ref}$  and four optimally selected parameters (S-step length, H-foot lifting, h – kneeling, and n – hip swinging) ensuring the HUBOT-5 biped robot to steadily walking without falling apart and keeping pace with desired foot-lift amplitude. The proposed algorithm with gait parameters optimized by MDE algorithm is convincingly feasible.

#### 2.6 Conclusion

This paper innovatively proposes a new algorithm based on four key gait parameters that enable dynamic equilibrium in stable walking for nonlinear uncertain humanoid robots of which gait parameters are initiatively optimized with MDE algorithm. First, the inverse kinematics is used to estimate the position of the actuators located in the joints of the two legs of biped. Then, the MDE optimization algorithm is applied to find the best solution for biped gait parameters so that the ZMP distance to the center of the supporting foot attains the smallest with respect to the preset foot-lifting value. The simulated and experimental results of proposed algorithm applied on the small-sized biped HUBOT-5 robot demonstrate the performance of novel algorithm allowing the biped robot to move steadily with an effectively reduced training time.

# **CHAPTER 3 Adaptive Gait Generation for Humanoid Robot Using Evolutionary Neural Model Optimized with Modified Differential Evolution Technique**

#### **3.1 Introduction**

While the human robot walks, the 4 parameters of the WPG of Dip are unchanged. This makes robot humanoid difficult to perform a stable and natural walk with a desired ZMP trajectory (Zero Momen Point). To overcome this challenge, the author identifies and controls these 4 parameters of the WPG using adaptive evolutionary neural model (AENM) optimized Modified Differential Evolution (MDE). Simulation results on the small-sized human robot models (HUBOT-5) prove the thesis's proposal is feasible



Fig. 3.1: Proposed control scheme using novel Adaptive evolutionary neural model (AENM)

# **3.2** Adaptive evolutionary neural model (AENM) identified and optimized by modified differential evolution (MDE) algorithm

In this chapter, an adaptive evolutionary neural model is proposed to generate the input parameter for walking pattern generator (see Fig. 3.1). A Walking pattern generator was described by Goswami Dip as described in section 2.2. An adaptive evolutionary neural model using nonlinear auto-regressive with exogenous input (NARX) model is proposed. The outputs of neural network are the inputs of walking pattern generator that generate rotation angles for biped robot. The output of biped robot is x, y coordinates of the ZMP value (calculated as described in section 2.3.3). Those parameters will be feedback to neural network with desired ZMP coordinates. The parameters of neural model will be optimally identified by modified differential evolution algorithm (MDE). The neural network system has 4 inputs (*desiredZMP<sub>x</sub>[n], DesiredZMP<sub>y</sub>[n], ZMP<sub>x</sub>[n-1] and ZMP<sub>y</sub>[n-1]*) and 4 outputs (*S*,*H*,*h*,*n*).

The outputs of neural model are described as:

$$net_{h}[n] = v^{T}[n]x[n] + b_{h}$$

$$y_{h}[n] = \frac{1 - e^{-net_{h}}}{1 + e^{-net_{h}}}$$

$$net_{o}[n] = w^{T}y_{h}[n] + b_{o}$$

$$y_{o}[n] = net_{o}[n]$$

Where,  $net_h$  is sum of input (x) with weight (v) and bias  $(b_h)$  before going through an activation function.  $y_h$  is output of the hidden layer..,  $y_o$  represents output of the output layer, the output is the same as net<sub>o</sub> function is sum of output hidden layer  $(y_n)$  with weight (w) and bias  $(b_o)$ .

Thus the basic four parameters H, h, s and n are to be optimally chosen so that the biped ZMP are guaranteed, thereby helping the biped robot to steadily walk along with a ZMP reference trajectory.

#### 3.4 Identification Results of Biped Gait Generation Using AENM Model



Fig. 3.2: Proposed AENM neural model

The proposed AENM neural model has been designed with 8 neural in hidden layer, 4 inputs and 4 outputs with its structure is presented in Figure 3.2. The neural network model operated as a close-loop controller guarantee humanoid robot walking stable. The inputs are the one-step delay x, y (x[n-1], y[n-1]) coordinates of the ZMP and the desired x, y ( $x_d[n]$ ,  $y_d[n]$ ) coordinates of the ZMP. The outputs are 4 parameters (S[n], H[n], h[n], n[n]) those are themselves the input of the walking pattern generator.

The parameters of proposed AENM neural model will be optimally identified using evolutionary optimization MDE algorithm. The cost function is calculated based on the least mean square (LMS) error criteria.

$$f = \sum_{1}^{Total Sample} \left( \left( X_{zmp} - desired X_{zmp} \right)^2 + \left( Y_{zmp} - desired Y_{zmp} \right)^2 \right) \quad (3.1)$$

For the beginning, the parameters of AENM neural model are initialized randomly. Eventually, the parameters of AENM neural model are optimally updated with the four output values (S, H, h, n) being the inputs of walking pattern generator, which will generate the ten joint angle values for biped robot walking control. Since ZMP criteria is chosen to ensure the biped walking stability, ZMP calculated from AENM neural model is compared with the desired ZMP. Then the cost function is calculated as in (3.1). The equation (3.1) shows that the smaller value of the cost function becomes the more robust and precise of the proposed AENM neural model attains.

The comparative results derived for three tested algorithms, namely PSO, GA and proposed MDE, will be fully presented. Each meta-heuristic algorithm is applied to train the neural network model 10 times with different randomly initial parameters. Each training process will run with exactly 200 generations for comparison purpose.

The parameters of three optimization algorithms are comparatively tabulated in Table 3.1 The parameters  $c_1$ ,  $c_2$  represent learning factors and w denotes forgetting factor of the PSO optimization algorithm. In case the GA algorithm, parameter CP represents the crossover probability and MP value represents the mutation probability, respectively.

PSO		GA		MDE		
$c_{l}$	0.001	CP	0.9	F	Random [0.4; 1.0]	
<i>C</i> <sub>2</sub>	0.05	MP	0.01	CR	Random [0.7; 1.0]	
w	0.8					

Table 3.1: Principal parameters of comparative optimization algorithms

Figure 3.3 presents the comparative results of the fitness convergence of three tested algorithms, namely PSO, GA and proposed MDE in logarithm calibration. The green colour represents PSO fitness convergence, in which, green dash line is the average fitness convergence calculated from 10 green dot lines. The same way, the blue colour represents GA fitness convergence, in which, blue dash line is the average fitness convergence determined from 10 blue dot lines. Eventually the red colour

represents proposed MDE fitness convergence, in which, red dash line is the average fitness convergence calculated from 10 red dot lines.

In Figure 3.3, the comparative results of the fitness convergence show that the PSO algorithm has been trapped into a local minimum solution and then it is impossible to successfully identify the proposed AENM model. Meanwhile GA and MDE prove successful to obtain the global solution. The red line of GA-based convergence and the blue line of proposed MDE-based convergence give better results than the green line. Furthermore, in comparison between GA and proposed MDE, Figure 3.3 shows that the proposed MDE-based fitness convergence proves rather better than the GA optimisation algorithm.



Fig 3.3 Comparative fitness convergence results

In Fig 3.4 shows the comparative results between the response ZMP trajectory of proposed AENM model and the desired ZMP trajectory. It is clear to see that blue colour and red colour results represent the ZMP trajectory response of proposed AENM model trained with GA and MDE algorithm, respectively. Furthermore, it is evident to confirm that blue line and red line follow the desired ZMP trajectory strongly better than the green line which represents the ZMP response of proposed AENM model after trained with PSO.

Table 3.2 shows the comparative training results of PSO, GA, and MDE. Based on average results from ten tested runs, MDE fitness value proves better than GA about 14.9% and faster than GA 3.8%. Using comparative results tabulated in Table 3.2, it is evident to conclude that the proposed MDE algorithm proves the best precise and robust capabilities in comparison with the PSO and GA algorithms.



Fig 3.4: Comparative results of responding ZMP and desired ZMP trajectory

	PSO	GA	MDE			
Min.	1.1381e+04	1.3099e+03	1.2987e+03			
Avg.	2.3271e+04	1.5888e+03	1.3825e+03			
Max.	3.5075e+04	1.9121e+03	1.6370e+03			
Variance	0.7820e+04	0.2660e+03	0.1035e+3			
Time (second)	5193.3	5413.2	5212.9			

Table 3.2: Comparison training results

Figure 3.5 shows the comparative results of rotation angle of 10 joints of biped robot. From Figure 3.5, we can notice that the fitness value of the GA rather close to the MDE. The fact is that this small difference has made a decisively significant impact to a humanoid robot in stable and robust walking. The rotation angle of  $\theta_3$  and  $\theta_8$  resulted from GA have changed greater than MDE ones. As a consequent these results have made the humanoid robot not only to require more energy consuming but also to suffer less stable in walking in comparison with MDE based identified results.

The best fit weighting values of proposed AENM model optimally trained by MDE algorithm are shown in Table 3.3. This table shows that  $v_{ij}$  represents the weighting value of input hidden layer, where *i* from 1 to input number, *j* from 1 to number of neural in hidden layer, respectively;  $b_h$  denotes bias of hidden layer; eventually  $w_{ij}$  represents the weighting value of input output layer, where *i* from 1 to number of neural in hidden layer, *j* from 1 to output number;  $b_o$  represent bias of output layer.



Fig 3.5: Comparative rotation angle of biped robot joint-angles

	j	1	2	3	4	5	6	7	8
v <sub>ij</sub>	1	12.357	-12.592	7.316	-1.301	14.576	14.081	9.858	-12.372
	2	-10.932	11.555	-14.233	13.448	12.560	-13.717	-14.167	10.584
	3	8.593	-14.095	-13.840	-8.439	7.623	11.937	-14.967	-4.733
	4	-10.692	14.587	-11.068	12.779	12.470	-14.829	-6.672	13.275
	$b_h$	-7.986	14.325	9.737	9.043	12.851	-6.384	-12.212	-4.584
	1	14.497	7.569	-14.988	-11.953				
	2	-14.578	0.796	6.210	-7.751				
	3	14.825	14.379	-11.735	14.034				
Wij	4	-10.463	-5.919	-13.455	-12.909				
	5	12.908	-7.553	-13.485	-3.129				
	6	6.659	-10.645	5.226	13.069				
	7	14.256	-9.189	13.337	9.730				
	8	-14.956	13.174	13.249	-6.786				
	$b_o$	6.733	-12.324	12.967	-14.716				

Table 3.3: The best parameters of *v*<sub>ij</sub> and bias

#### **3.6 Conclusions**

This paper proposes a new biped walking gait generator applied to a small-sized biped robot, which is optimally identified by modified differential evolution (MDE) algorithm, namely adaptive evolutionary neural model (AENM). Through the dynamic simulation of the biped robot stable walking combined between inverse kinematics and ZMP principle, the results prove that the novel approach obtains high performance for a robust and precise biped gait pattern generation. Proposed AENM model performs the excellent predictive abilities for the biped natural gait generation solutions. Via MDE algorithm used as a searching role, it is not required specific initial conditions, easy to avoid local minima and quickly converge to globally optimum solutions.

#### **CHAPTER 4 PLANNING NATURAL WALKING GAIT FOR BIPED ROBOT**

#### 4.1 Introduction

The WPG depending on the 4 parameters (S, H, h, n) of the Dip proposed is only applicable to humanoid robots in the stepping stage and lacks of preparation and end stages. In order to overcome these problems, the author continues to complete WPG of Dip with full 3 stages as desired with the name of a Natural Walking Pattern Generator (N-WPG). Simulation results on the small-sized human robot models (HUBOT-4) proves that the thesis's proposal is feasible.

#### 4.2 Nature-walking pattern generation (N-WPG)

#### 4.2.1 The nature walking sequence

As shown in Figure 4.1, the nature walking sequence can be seen as three subsequences: *Starting step*, the robot starts from a complete stop (i.e., all velocities to zero) and takes the first step, leading to the periodic motion. *Periodic steps*, which are the steps that the robot can repeat during walking. In this case, we assume singlestep periodic, i.e., the left and right leg configurations can be mirrored, as the robot is symmetric. The periodicity is enforced on touchdown. *Ending step*, the final step where the robot comes to a complete stop from the periodic motion.

To be simple, we take the walking step period (0-T). The walking step period of humanoid robot walking is composed of three intervals. The first interval is a DSP (Double Support Phase) whose range is  $(0-T_1]$ , humanoid robot sways it's hip towards the supporting leg to move the center of gravity and prepares to lifts it's swing leg moving forward. The second phase is an SSP (Single Support Phase) whose range is  $[T_1 - T_2)$ , humanoid robot lifts it's swing leg moving forward. The third interval is a DSP whose range is  $[T_2 - T)$ , humanoid robot lands it's swing leg

and sways back it's hip.  $T_1$  and  $T_2$  are times that humanoid robot start and stop on the swing leg at the beginning and the ending of SSP. Fig. 4.2 shows the timeline of step, which includes bring the back swing leg to the forward position.



Figure 4.1. Walking phases of Humanoid robot



Fig 4.2. Timeline of a step to bring the back leg forward.

The nature walking gait is expressed in terms of the following parameters: steplength s, bending-height h, maximum lifting-height H, maximum frontal-shift n, and step-time T. Hummanoid robot movement is done by relying on the timedependent function of the three reference positions:  $P_5 = [P_{5x}, P_{5y}, P_{5z}]$  of hip,  $P_1 = [P_{1x}, P_{5y}]$  $P_{1\nu}$ ,  $P_{1z}$ ] and  $P_{10} = [P_{10x}, P_{10y}, P_{10z}]$  of left and right foot.

#### 4.2.2 Generation of Reference Trajectories for Two Foots and Hip

4.2.2.1 Reference trajectory of the right feet

Desired trajectory of  $P_{lx}$  is described as equation (4.1).

$$P_{1x}(t) = \begin{cases} 0 & , 0 \le t < T + 3\tau \\ \frac{S}{2\tau} t - \frac{S}{2\tau} (T + 3\tau) & , T + 3\tau \le t < T + 5\tau \\ S & , T + 5\tau \le t \le 3T \end{cases}$$
(4.1)

At the time  $T + 3\tau$  and  $T + 5\tau$   $2T + 6\tau$ , biped stop suddenly and lug. In order to solve the prolem, the sin function is used in order to replace zigzag line as equation (4.2).

$$P_{1x}(t) = \begin{cases} 0 & , 0 \le t < T \\ \frac{S}{2} \left( 1 - \sin\left(\frac{w}{2}t - \frac{\pi}{2}\right) \right) & , T \le t \le 2T \\ S & , 2T < t \le 3T \end{cases}$$
(4.2)

Desired trajectory of  $P_{ly}$  is described as equation (4.3).

$$P_{1y}(t) = 0$$
 ,  $0 \le t \le 3T$  (4.3)

Desired trajectory of  $P_{1z}$  is described as equation (4.4).

$$P_{1z}(t) = \begin{cases} 0 & , 0 \le t < T + 2\tau \\ \frac{H}{\tau}t - H\left(\frac{T}{\tau} + 2\right) & , T + 2\tau \le t < T + 3\tau \\ H & , T + 3\tau \le t < T + 5\tau \\ -\frac{H}{\tau}t + H\left(\frac{T}{\tau} + 6\right) & , T + 5\tau \le t < T + 6\tau \\ 0 & , T + 6\tau \le t \le 3T \end{cases}$$
(4.4)

At the time  $T + 2\tau$ ,  $T + 3\tau$ ,  $T + 5\tau$  and  $T + 6\tau$ , biped stop suddenly and lug. In order to solve the prolem, the sin function is used in order to replace zigzag line as equation (4.5).

$$P_{1z}(t) = \begin{cases} 0 & , 0 \le t < T \\ H \sin(\frac{\pi}{2} \cdot \left( \sin\left(\frac{w}{2}t - \frac{\pi}{2}\right) + 1 \right) ) & , T \le t \le 2T \\ 0 & , 2T < t \le 3T \end{cases}$$
(4.5)

4.2.2.2 Reference trajectory of the left feet

Desired trajectory of  $P_{10x}$  is described as equation (4.6).

$$P_{10x}(t) = \begin{cases} 0 & , 0 \le t < 3\tau \\ \frac{S}{3\tau}t - \frac{3}{4}S & , 3\tau \le t < 5\tau \\ \frac{S}{2} & , 5\tau \le t < 2T + 3\tau \\ \frac{S}{4\tau}t - \frac{S}{2}\left(\frac{1}{2} + \frac{T}{\tau}\right) & , 2T + 3\tau \le t < 2T + 5\tau \\ S & , 2T + 5\tau \le t \le 3T \end{cases}$$
(4.6)

At the time  $3\tau$ ,  $5\tau$ ,  $2T + 3\tau$  và  $2T + 5\tau$ , biped stop suddenly and lug. In order to solve the prolem, the sin function is used in order to replace zigzag line as equation (4.7).

$$P_{10x}(t) = \begin{cases} \frac{S}{4} \left( 1 + \sin\left(\frac{w}{2}t - \frac{\pi}{2}\right) \right) &, 0 \le t < T \\ \frac{S}{2} &, T \le t \le 2T \\ \frac{S}{4} \left( 3 + \sin\left(\frac{w}{2}t - \frac{5\pi}{2}\right) \right) &, 2T < t \le 3T \end{cases}$$
(4.7)

Desired trajectory of  $P_{10y}$  is described as equation (4.8).

$$P_{10y}(t) = -w$$
 ,  $0 \le t \le 3T$  (4.8)

Desired trajectory of  $P_{10z}$  is described as equation (4.9).

$$P_{10z}(t) = \begin{cases} 0 & , 0 \le t < 2\tau \\ \frac{H}{\tau}t - 2H & , 2\tau \le t < 3\tau \\ H & , 3\tau \le t < 5\tau \\ -\frac{H}{\tau}t - 6H & , 5\tau \le t < 6\tau \\ 0 & , 6\tau \le t < 2T + 2\tau \\ \frac{H}{\tau}t - 2H\left(\frac{T}{\tau} + 1\right) & , 2T + 2\tau \le t < 2T + 3\tau \\ H & , 2T + 3\tau \le t < 2T + 5\tau \\ -\frac{H}{\tau}t + 2H\left(\frac{T}{\tau} + 3\right) & , 2T + 5\tau \le t < 2T + 6\tau \\ 0 & , 2T + 6\tau \le t \le 3T \end{cases}$$
(4.9)

At the time  $2\tau$ ,  $3\tau$ ,  $5\tau$ ,  $6\tau$ ,  $2T + 2\tau$ ,  $2T + 3\tau$ ,  $2T + 5\tau$  và  $2T + 6\tau$ , biped stop suddenly and lug. In order to solve the prolem, the sin function is used in order to replace zigzag line as equation (4.10).

$$P_{10z}(t) = \begin{cases} H\sin(\frac{\pi}{2} \cdot \left(\sin\left(\frac{w}{2}t - \frac{\pi}{2}\right) + 1\right)) & , 0 \le t < T \\ 0 & , T \le t \le 2T \\ H\sin(\frac{\pi}{2} \cdot \left(\sin\left(\frac{w}{2}t - \frac{5\pi}{2}\right) + 1\right)) & , 2T < t \le 3T \end{cases}$$
(4.10)

4.2.2.3 Reference trajectory of the hip Desired trajectory of  $P_{5z}$  is described as equation (4.11).

$$P_{5x}(t) = \begin{cases} 0 & , 0 \le t < 3\tau \\ \frac{S}{8\tau}t - \frac{3}{8}S & , 3\tau \le t < 5\tau \\ \frac{S}{4} & , 5\tau \le t < T + 3\tau \\ \frac{S}{4} & , 5\tau \le t < T + 3\tau \\ \frac{S}{4\tau}t - \frac{S}{2}\left(1 + \frac{T}{2\tau}\right) & , T + 3\tau \le t < T + 5\tau \\ \frac{3S}{4} & , T + 5\tau \le t < 2T + 3\tau \\ \frac{S}{8\tau}t + \frac{S}{4}\left(\frac{3}{2} - \frac{T}{\tau}\right) & , 2T + 3\tau \le t < 2T + 5\tau \\ S & , 2T + 5\tau \le t \le 3T \end{cases}$$
(4.11)

At the time  $3\tau$ ,  $5\tau$ ,  $T + 3\tau$ ,  $T + 5\tau$ ,  $2T + 3\tau$  and  $2T + 5\tau$ , biped stop suddenly and lug. In order to solve the prolem, the sin function is used in order to replace zigzag line as equation (4.12).

$$P_{5x}(t) = \begin{cases} \frac{S}{8} \left( 1 + \sin\left(\frac{w}{2}t - \frac{\pi}{2}\right) \right) &, 0 \le t < T \\ \frac{S}{2} \left[ 1 + \frac{1}{2} \sin\left(\frac{w}{2}t - \frac{3\pi}{2}\right) \right] &, T \le t \le 2T \\ \frac{S}{8} \left( 7 + \sin\left(\frac{w}{2}t - \frac{5\pi}{2}\right) \right) &, 2T < t \le 3T \end{cases}$$
(4.12)

Desired trajectory of  $P_{5y}$  is described as equation (4.13). At the time  $2\tau$ ,  $6\tau$ ,  $T + 2\tau$ ,  $T + 6\tau$ ,  $2T + 2\tau$  and  $2T + 6\tau$ , biped stop suddenly and lug. In order to solve the prolem, the sin function is used in order to replace zigzag line as equation (4.14).

$$P_{5y}(t) = \begin{cases} \frac{n}{2\tau}t & , 0 \le t < 2\tau \\ n & , 2\tau \le t < 6\tau \\ \frac{2n}{(4\tau - T)}t + n\left(1 - \frac{12\tau}{(4\tau - T)}\right) & , 2\tau \le t < T + 2\tau \\ -n & , T + 2\tau \le t < T + 6\tau \\ -\frac{2n}{(4\tau - T)}t + n\left(1 + \frac{4(T + \tau)}{(4\tau - T)}\right) & , T + 6\tau \le t < 2T + 2\tau \\ n & , 2T + 2\tau \le t < 2T + 6\tau \\ \frac{n}{(6\tau - T)}t - \frac{3nT}{(6\tau - T)} & , 2T + 6\tau \le t \le 3T \end{cases}$$
(4.13)

$$P_{5y}(t) = \begin{cases} P_{5y\_first\_half\_cycle}(t) \cdot [u(t) - u(t - T)] \\ -P_{5y\_first\_half\_cycle}(t) \cdot [u(t - 2T) - u(t - T)] \\ -P_{5y\_first\_half\_cycle}(t_1) \cdot [u(t_1) - u(t_1 - T)] \\ +P_{5y\_first\_half\_cycle}(t_1) \cdot [u(t_1 - 2T) - u(t_1 - T)] \\ -P_{5y\_first\_half\_cycle}(t_2) \cdot [u(t_2) - u(t_2 - T)] \\ -P_{5y\_first\_half\_cycle}(t_2) \cdot [u(t_2 - 2T) - u(t_2 - T)] \\ -P_{5y\_first\_half\_cycle}(t_2) \cdot [u(t_2 - 2T) - u(t_2 - T)] \\ -P_{5y\_first\_half\_cycle}(t_2) \cdot [u(t_2 - 2T) - u(t_2 - T)] \\ -P_{5y\_first\_half\_cycle}(t_2) \cdot [u(t_2 - 2T) - u(t_2 - T)] \\ -P_{5y\_first\_half\_cycle}(t_2) \cdot [u(t_2 - 2T) - u(t_2 - T)] \\ -P_{5y\_first\_half\_cycle}(t_2) \cdot [u(t_2 - 2T) - u(t_2 - T)] \\ -P_{5y\_first\_half\_cycle}(t_2) \cdot [u(t_2 - 2T) - u(t_2 - T)] \\ -P_{5y\_first\_half\_cycle}(t_2) \cdot [u(t_2 - 2T) - u(t_2 - T)] \\ -P_{5y\_first\_half\_cycle}(t_2) \cdot [u(t_2 - 2T) - u(t_2 - T)] \\ -P_{5y\_first\_half\_cycle}(t_2) \cdot [u(t_2 - 2T) - u(t_2 - T)] \\ -P_{5y\_first\_half\_cycle}(t_2) \cdot [u(t_2 - 2T) - u(t_2 - T)] \\ -P_{5y\_first\_half\_cycle}(t_2) \cdot [u(t_2 - 2T) - u(t_2 - T)] \\ -P_{5y\_first\_half\_cycle}(t_2) \cdot [u(t_2 - 2T) - u(t_2 - T)] \\ -P_{5y\_first\_half\_cycle}(t_2) \cdot [u(t_2 - 2T) - u(t_2 - T)] \\ -P_{5y\_first\_half\_cycle}(t_2) \cdot [u(t_2 - 2T) - u(t_2 - T)] \\ -P_{5y\_first\_half\_cycle}(t_2) \cdot [u(t_2 - 2T) - u(t_2 - T)] \\ -P_{5y\_first\_half\_cycle}(t_2) \cdot [u(t_2 - 2T) - u(t_2 - T)] \\ -P_{5y\_first\_half\_cycle}(t_2) \cdot [u(t_2 - 2T) - u(t_2 - T)] \\ -P_{5y\_first\_half\_cycle}(t_2) \cdot [u(t_2 - 2T) - u(t_2 - T)] \\ -P_{5y\_first\_half\_cycle}(t_2) \cdot [u(t_2 - 2T) - u(t_2 - T)] \\ -P_{5y\_first\_half\_bet[t_2 - t_2]}(t_2 - t_2 - t$$

Which,

$$P_{5y\_first\_half\_cycle}(t) = n \sin\left(\frac{\pi}{T}\tau\right) \cdot \left[u(\tau) - u\left(\tau - \frac{T}{2}\right)\right] + n \cos\left(\frac{\pi}{T}\left(\tau - \frac{T}{2}\right)\right) \cdot \left[u\left(\tau - \frac{T}{2}\right) - u(\tau - T)\right]$$

and

$$\tau = \begin{cases} t & \text{if } 0 \le t \le T \\ t - T & \text{if } t > T \end{cases} \text{ and } u(t) = \begin{cases} 0 & \text{if } t < 0 \\ 1 & \text{if } t \ge 0 \end{cases}$$

Desired trajectory of  $P_{5x}$  is described as equation (4.15).

$$P_{5z}(t) = \begin{cases} -\frac{h}{T}t + l & , 0 \le t \le T \\ l - h & , T < t \le 2T \\ \frac{h}{T}t + l - 3h & , 2T < t \le 3T \end{cases}$$
(4.15)

which:  $l = d_1 + d_2 + d_3 + d_4$ .

At the time T and 2T, biped stop suddenly and lug. In order to solve the prolem, the sin function is used in order to replace zigzag line as equation (4.16)

$$P_{5z}(t) = \begin{cases} k_1 + h.\sin\left(\frac{\pi}{2}.\sin\left(\frac{w}{4}t + 1\right)\right).\sin\left(\frac{w}{2}t + \frac{\pi}{2}\right) &, 0 \le t < T \\ k_1 &, T \le t \le 2T \end{cases}$$
(4.16)  
$$k_1 + h.\sin\left(\frac{\pi}{2}.\sin\left(\frac{w}{4}(3T - t) + 1\right)\right).\sin\left(\frac{w}{2}(3T - t) + \frac{\pi}{2}\right) &, 2T < t \le 3T \end{cases}$$

whi  $\kappa_1 = a_1 + a_2 + a_3 + a_4 - n_4$ 

#### 4.2.3 Biped Inverse Kinematics

Finally, the trajectories of the ten angular joints located at the 2 legs in one walking interval cycle can be defined from  $P_1 = [P_{1x}, P_{1y}, P_{1z}], P_5 = [P_{5x}, P_{5y}, P_{5z}]$  và  $P_{10} =$  $[P_{10x}, P_{10y}, P_{10z}]$  based on the biped inverse kinematics. The biped inverse kinematics can be conventionally solved by calculus or numerical methods. However, in this section, the geometric method based on the humanoid robot rotary joint will be shown, as described in the equation (2.4).

#### 4.3 Humanoid robot movement is based on the ZMP principle

The goal of humanoid robot is to achieve a stable natural gait. For this purpose, the ZMP point is always within the foot area. When the feet touch the ground, the area of the supporting foot is the area between the two feet of the human robot, and when one foot touches the ground, the foot area is the surface of the foot touching the ground. If the ZMP is within the area of the supporting leg, the robot does not fall. For small-sized biped robot, assuming the inertia and absolute angular acceleration of the links are small enough to be ignored, the ZMP formula is calculated as equation (2.10).

#### 4.4 Analyze the ZMP trajectory of the nature walking pattern

In this section, we qualitatively analyze the ZMP trajectory of the nature walking pattern described in the section 4.2. In the case that the ZMP trajectory does not lie completely inside the stable region, we present a strategy to adjust the trajectory of the ZMP through modification of the pattern parameters (S, H, h, n). In order to study this, we set up several walking patterns and observed their effects on the ZMP trajectories for our small-sized biped robot HUBOT-4 (as Fig 4.3).

Table 4.1 shows 6 sets of pattern control parameters for this study. Figure 4.4 shows ZMP trajectories for walking patterns in Table 2. The nature walking pattern (pattern a) in the saggital plane and frontal plane is shown in Figure 4.5 and Figure 4.6, respectively. With [A]: Starting step. [B]: Periodic steps. [C]: Ending step. The trajectories of 5 joints for the left and right legs are shown in Figure 4.7 with [Green]: Starting step. [Red]: Periodic steps. [Blue]: Ending step.



(a) (b) Fig 4.3: Photograph of small-sized humanoid robot (HUBOT-4)

Table 4.1: Parameters for Nature Walking Patterns

Pattern	S(cm)	H(cm)	h(cm)	n(cm)
а	12	2	1.1	6
b	12	2	1.1	11
с	12	2	1.1	1
d	12	2	0.1	6
e	8	2	1.1	6
f	12	5	1.1	6



Fig 4.4: ZMP trajectories for walking patterns in Table 2.



Fig 4.5: Stick diagram of biped robot for a nature-walking sequence in the x-z plan.



Fig 4.6: Stick diagram of biped robot for a nature-walking sequence in the y-z plan.



#### 4.5 Conclusion

This paper initiatively presents the new offline method for planning robust nature walking patterns firstly applied to the small-sized biped robot HUBOT-4 in both of sagittal and frontal plane. Human-like robust walking patterns is realized by analyzing human walk and then set the desired step length, foot lift, etc. according to this. The hip, knee and ankle joint angle trajectories are then planned according to the typical parameters of the humanoid robot and the ground conditions. Based on these principal parameters, different foot motions are produced, and the final gait walking trajectory which satisfies stable ZMP constraints is determined for deriving the correspond joint actuators. Simulation results prove that this proposed nature walking planning successfully enables a stable and robust humanoid robot walk without falling.

## CHAPTER 5 CONCLUSIONS

#### **5.1 Conclusions and Contributions**

In this thesis, the author has researched and developed the Walking Pattern Generator (WPG) depending on 4 parameters of Dip so that biped robot can walk as stably and naturally as humans. Based on simulation and experimental results, the author has successfully proposed a number of new improvements to increase the efficiency and quality of biped robot. The main contributions of the author in the thesis are summarized as follows:

- Optimize the four gait parameters (S, H, h, n) of the WPG that permits the biped robot able to stably and naturally walking with pre-set foot-lifting magnitude using meta-heuristic optimization approaches. The results of this study are presented in articles [2, 4, 7], in list of published works of the author.

- Adaptive gait generation for biped robot to perform a stable and natural walk with a desired ZMP trajectory, using adaptive evolutionary neural model (AENM) optimized Modified Differential Evolution (MDE). The results of this study are presented in articles [3], in list of published works of the author.

- Natural gait planning (3 stages in full: step preparation, steady steps, stopping) for biped robot depending 4 parameters (S- step length, h- leg displacement, H- height of swing ankle, n- hip displacement). The results of this study are presented in articles [1] and [6], in list of published works of the author.

#### 5.2 Future Work

- Continue to perform closed-loop control to control the speed of biped robot when using the WPG proposed in thesis.

- Continue to develop the WPG so that biped robot can walking straight on uneven surfaces (for example: uphill and downhill, up and down stairs), or walking around on flat surfaces plan.

- Apply the WPG depending on 4 parameters for a human-sized robot (HUBOT-3).