

산업용 로봇의 작업공간 제한이 없는 교시 방법

최태용^{a*}, 도현민^a, 박찬훈^a, 박동일^a, 김두형^a, 경진호^a

Teaching Method Without Work Space Limit for Industrial Robot

Taeyong Choi^{a*}, Hyunmin Do^a, Chanhun Park^a, Dongil Park^a, Doohyeong Kim^a, Jinho Kyung^a^a Department of Robotics and Mechatronics, Korea Institute of Machinery and Materials,
156, Gajeongbuk-ro, Yuseong-gu, Daejeon, 34103 Korea

ARTICLE INFO

Article history:

Received 12 October 2016

Accepted 16 November 2016

Keywords:

Damped least square

Singular values

Work space limitation

Serial manipulator control

ABSTRACT

Teaching an industrial robot is still a dangerous and time-consuming process. It is expected that a robot can track a trajectory that is repeatedly taught by a human operator. Teaching a robot in joint space is easier than that in Cartesian space or a work space because the robot will never lose its stability when it is taught and operated in a joint space. However, it is very easy for a robot to lose its stability when it is taught in a work space. This is because of the singular points problem in kinematics for manipulators. Thus, experts should teach a given task to a robot in a careful manner. A new algorithm that avoids the problem of singular points is proposed. Using this proposed method, a user can freely teach a robot without the chance of instability in an entire work space.

1. 서론

산업용 로봇은 1960년대 개발된 이후 다양한 분야에 적용되어 생산성을 올리는데 큰 역할을 하고 있다. 특히 자동차 제조공정의 용접, 다양한 뿌리산업 분야에서의 고속 Pick & Place에 많이 쓰이고 있다. 산업용 로봇은 사람과 달리 지능이 없기 때문에, 정해진 동작을 반복하며, 이런 동작은 사람이 교시를 해야만 한다. 교시 자체가 힘들기 때문에 최근에는 교시를 편리하게 하기 위한 다양한 방법이 연구되고 있다^[1-3]. 하지만 이런 교시의 편의성을 중시하는 연구는 사용자의 교시 경로 입력을 편리하게 하는 것에만 중점을 두는 것이 대부분이었기 때문에, 기본적으로 궤적 혹은 위치를 교시하는 방법론 자체가 변하지는 않았다.

위치 교시에는 크게 두 가지 접근이 가능하다. 즉, 관절공간에서 위치를 교시하는 방법과 작업공간에서 위치를 교시하는 방법이 있

다. 일반적으로 관절공간에서 교시하는 것은 큰 어려움이 없지만, 동작상에 어려움이 있다. 관절공간에서는 로봇의 말단을 작업공간에서처럼 x, y, z 등의 좌표계 이동이 거의 불가능하다.

작업공간에서의 움직임은 관절공간과는 비선형적인 복잡한 기구학 관계로 결정된다. 작업의 특성에 따라 다르기는 하지만, 대부분의 작업이 작업공간에서의 교시를 요구한다. 이는 교시자가 직관적으로 이해하기 훨씬 쉽기 때문이다. 하지만, 이 경우 교시자는 작업공간에서의 로봇의 동작에 대해서 알아야 한다. 즉, 특이점 때문에 작업공간에서의 로봇의 구동은 많은 주의를 요한다. 일반적인 기구학 구현에서 특이점 근처에서는 조금의 작업공간 움직임에 대해서도 관절 속도가 급격히 증가하는 특징이 있다^[4].

이런 문제에 대해서 기존에는 아예 제한이 없거나, 작업공간을 제한함으로써 로봇의 발산을 막았다. 작업공간을 제한하는 방법은 특이점 근처에서 로봇의 동작을 멈추는 방식으로 교시가 불편할

* Corresponding author. Tel.: +82-42-868-7778

Fax: +82-42-868-7135

E-mail address: taeyongc@kimm.re.kr (Taeyong Choi).

뿐만 아니라, 로봇의 reachable space를 다 활용하지 못하는 단점이 있다. 이런 단점을 해소하기 위해서 사용자의 작업공간 상의 어떤 목적 값 명령에도 발산하지 않으며, reachable space를 충분히 활용하는 방법을 제안하고자 한다.

제안하는 방법은 자코비안을 활용한 접근으로, 특이점 근처에서 각 관절별로 역자코비안 값을 제한함으로써 발산을 막는다. 2장 본문에서는 제안하는 알고리즘에 대해서 설명하고, 3장에서는 일반적인 상용 로봇을 활용하여 시뮬레이션을 수행한다. 4장 결론에서는 내용을 정리한다.

2. 본 론

2.1 Damped least square

자코비안을 이용하여 작업공간 상에서 로봇을 운용하는 방법은 기본적으로 속도기반이다. 로봇을 구동하는 것은 관절이기 때문에 작업공간의 명령을 관절공간으로 전환하는 과정이 필요하다.

$$\dot{\theta}_d = \dot{\theta}_s + \dot{\theta}_d \quad (1)$$

$$\dot{x}_d = \dot{x}_s + \dot{x}_d \quad (2)$$

현재 작업공간에서의 목표 값 \dot{x}_d 와 현재 값 \dot{x}_s 에 대해서, 다음 제어주기에서 이동해야 할 값 \dot{x}_d 를 식 (2)와 같이 정의한다. 자코비안 값을 이용해서 \dot{x}_d 에서 $\dot{\theta}_d$ 를 알아내는 것이 목표이다. 현재 관절 값 θ_s 에 $\dot{\theta}_d$ 를 더함으로써 다음 제어주기에의 목표 관절 값 θ_d 를 식 (1)의 관계에서 구할 수 있게 된다. 6축 로봇의 경우 작업공간과 관절공간의 자유도가 일치하고 자코비안의 크기가 6×6 diagonal matrix여서 역자코비안의 계산이 쉽다. 하지만, 일반적으로 사용하는 6축이상의 자유도를 가지는 로봇에서는 관절공간이 작업공간보다 많기 때문에, pseudo inverse나 least square 등의 방법을 사용하는 것이 일반적이다.

DLS(damped least square) 방법을 사용할 경우 cost function을 식 (3)과 같이 정의하고 이를 최소화 하는 값 $\dot{\theta}_d$ 는 식 (4)와 같이 구해진다⁵⁾.

$$\|\dot{\theta}_d - \dot{x}_d\|^2 + \lambda^2 \|\dot{\theta}_d\|^2 \quad (3)$$

$$\dot{\theta}_d = J^T(JJ^T + \lambda^2 I)^{-1} \dot{x}_d \quad (4)$$

여기서 λ 는 damping 상수로 크면 클수록 $\dot{\theta}_d$ 의 cost가 커지는 효과가 있다. 하지만 상대적으로 정밀도가 떨어지는 속성도 있다. 식 (5)의 수식에 의해 식 (4)는 식 (6)으로 재정리된다.

$$J^{\dagger} = J^T(JJ^T + \lambda^2 I)^{-1} \quad (5)$$

$$\dot{\theta}_d = J^{\dagger} \dot{x}_d \quad (6)$$

J^{\dagger} 를 관절별로 구별하기 위해서, 식 (7)과 같이 SVD(singular value decomposition)를 수행한다.

$$J = UDV^T \quad (7)$$

일반적으로 관절 자유도 n , 작업공간에서 말단 자유도가 m 인 로봇에 대해서, 자코비안 J 는 $m \times n$ matrix로 표현되며, SVD를 통해 $U(m \times m)$, $D(m \times n)$ 그리고 $V(n \times n)$ 로 분해할 수 있다. U 와 V 는 orthogonal matrix이고 D 는 diagonal matrix이다.

D 에서 0이 아닌 값을 가지는 것은 고유값 $\sigma_i = d_{i,i}$ 뿐이다. 우리가 다루는 시스템은 $m \leq n$ 으로 가정하며, 일반적으로 $\sigma_1 \geq \sigma_2 \geq \dots \geq \sigma_m \geq 0$ 관계가 성립한다. 자코비안 J 의 rank는 $\sigma_r \neq 0$ 를 충족하는 r 중 최대값이다. U 의 열벡터 u_i 는 R^m 의 orthonormal basis를 형성하고, v_{r+1}, \dots, v_n 은 자코비안의 nullspace의 orthonormal basis가 된다. $u_{i,j}$ 는 U 의 i 번째 행 j 번째 열 인자로, $v_{i,j}$ 을 V 의 i 번째 행 j 번째 열 인자로 정의한다. 이를 정리하면 식 (8)과 같다.

$$J = \sum_{i=1}^m \sigma_i u_i v_i^T = \sum_{i=1}^r \sigma_i u_i v_i^T \quad (8)$$

자코비안 pseudo inverse는 식 (8)의 관계에서 식 (9)와 같이 표현된다.

$$J^{\dagger} = \sum_{i=1}^r \sigma_i^{-1} v_i u_i^T \quad (9)$$

DLS의 J^{\dagger} 또한 SVD를 이용하면 식 (10)과 같이 표현된다.

$$J^{\dagger} = \sum_{i=1}^r \frac{\sigma_i}{\sigma_i^2 + \lambda^2} v_i u_i^T \quad (10)$$

일반적으로 사용하는 pseudo inverse 방법과 DLS는 약식으로 $\sum_i \tau_i v_i u_i^T$ 와 같이 표현가능하다. 여기서 τ_i 는 pseudo inverse에서는 σ_i^{-1} 이고, DLS에서는 $\sigma_i / (\sigma_i^2 + \lambda^2)$ 와 같다. Pseudo inverse 방법은 σ_i 가 0으로 가까이 갈수록 시스템을 불안정하게 하는 특징이 있다. 이를 방지하기 위해서 DLS에서는 damping 상수 λ 를 통해서 불안정성을 회피한다. 제안하는 방법은 τ_i 를 가변적으로 선택하도록 함으로써 로봇의 불안정한 동작을 없애고자 한다. τ_i 를 가변적으로 선택함으로써 도달 가능범위 밖의 교시 점을 도달 가능한 범위의 목적값으로 변형하는 것이다.

2.2 Adaptable damped least square

DLS를 좀 더 살펴보면, damping 상수 λ 에 의해서 로봇의 동작이 결정된다. 너무 큰 λ 는 목표 궤적에의 수렴 속도를 떨어뜨리기 때문에, 정밀도가 낮아지고, 너무 작은 λ 는 damping 효과가 작아

서 특이점 근처에서 관절 속도가 급격히 빨라지는 pseudo inverse의 특성을 그대로 유지한다. DLS의 이런 단점을 극복하기 위해서 λ 값을 가변으로 두고 조건에 따라 설정하고자 한다. 제한하는 방법은 σ_i 별로 각각의 damping 상수 τ_i 를 사용한다.

작업공간 목표 변화값 \dot{x}_d 에 대해서, 식 (11)과 같이 표현 가능하다.

$$\dot{x}_d = \sum_i \alpha_i u_i \quad (11)$$

여기서 $\alpha_i = \langle \dot{x}_d, u_i \rangle = u_i^T \dot{x}_d$ 의 관계가 성립한다.

$$\dot{\theta}_d = \sum_{i=1}^r \tau_i v_i u_i^T \dot{x}_d = \sum_{i=1}^r \alpha_i \tau_i v_i \quad (12)$$

본 연구에서는 \dot{x}_d 의 개별 요소별로 반응을 따로 구한다. 즉, 위 식에서 i 별로 변수를 따로 구한다. N_i 를 식 (13)과 같이 U 의 i 번째 열의 합으로 정의한다.

$$N_i = \sum_{j=1}^k \|u_{j,i}\| \quad (13)$$

j 번째 관절 값의 미소 변화에 따른 말단 위치의 미소변화량 ρ_j 를 식 (14)와 같이 정의한다.

$$\rho_j = \|\partial x / \partial \theta_j\| \quad (14)$$

D 에서 영이 아닌 i 번째 인자 σ_i 에 대해서, M 은 각 관절의 변화에 따른 end effector의 전체 이동 거리의 추정치이다.

$$M_i = \sigma_i^{-1} \sum_{j=1}^n |v_{j,i}| \rho_j \quad (15)$$

$M_i > N_i$ 인 경우는 관절의 운동이 end effector를 목표값의 반대로 운동시키고 있는 경우이다. 이는 정상 상태에서도 발생할 수 있지만, 특이점 근처에서는 그 빈도수가 급격히 증가한다.

$$\gamma_i = \min(1, N_i/M_i) \cdot \gamma_{\max} \quad (16)$$

γ_i 는 \dot{x}_d 의 변화에 따라 최대 관절 값 변화를 제한한다. 기본적인 아이디어는 N_i/M_i 가 작을 경우 특이점 근처에서 오실레이션을 통해서 관절값에 따른 \dot{x}_d 의 변화가 실제 목표값과 반대인 경우가 빈번한 경우이며, 이 경우 1차 자코비안 추정값이 실제와는 많이 틀리다는 것을 의미한다.

계산의 편의를 위해서 clamping 함수 χ 를 아래 식 (17)과 같이 정의한다.

$$\chi(w, d) = \begin{cases} w & \text{if } |w| \leq d \\ d \frac{w}{|w|} & \text{otherwise} \end{cases} \quad (17)$$

$|w|_1$ 은 L1-norm을 의미한다. ψ 를 식 (18)과 같이 정의했을 때, 최종적으로 찾고자 하는 $\dot{\theta}_d$ 는 식 (19)와 같이 쉽게 결정된다.

$$\psi_i = \chi(\sigma_i^{-1} \alpha_i v_i, \gamma_i) \quad (18)$$

$$\dot{\theta}_d = \chi\left(\sum_i \psi_i, \gamma_{\max}\right) \quad (19)$$

γ_{\max} 는 디지털 제어에서 최고 속도값이다. 즉 매 제어 주기마다 업데이트 할 수 있는 관절값이다.

3. 시뮬레이션

3.1 시뮬레이션 설정

시뮬레이션을 위해서 상용 로봇인 Barrett사의 WAM의 CAD 모델을 사용하였다. WAM은 7 자유도를 가지는 보편적인 매니퓰레이터의 모습을 갖추고 있다. 7 자유도를 가지기 때문에 1개의 여유자유도를 가지고 있다⁶⁾. 자세한 기구학 관계는 Fig. 1을 참조하면 된다.

Fig. 2에서 관절 인덱스는 베이스로부터 1~7순으로 정의했다. 초기값은 $q_0 = (0, 30, 0, 45, 0, 0, 0)$ 이고, 이는 기구학에 의해 작업공간에서 $(x, y, z) = (0.65, 0, 0.9365)$ 에 해당한다. 이에 대해서 x축 값을 1 m 증가 이동하는 명령을 내리고 관절각의 변화와 작업공간에서의 변화를 측정하였다. ADLS와 DLS를 비교하는 시뮬레이션을 수행하였다. DLS는 댐핑 상수 λ 를 0.001로 설정하였다. ADLS의 경우 γ_{\max} 는 $\pi/10$ 로 실험에서 설정하였다. Fig. 2에서 A점이 목표

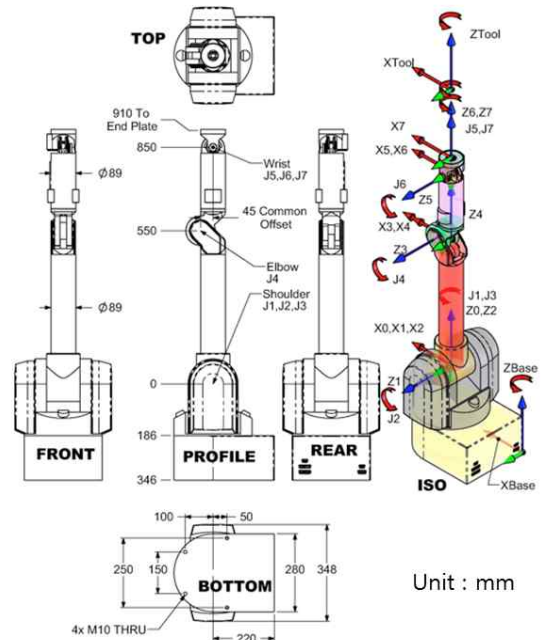


Fig. 1 WAM kinematics^[5]

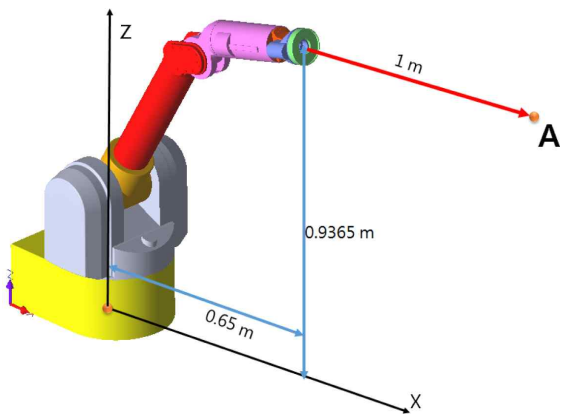


Fig. 2 Simulation condition using WAM robot

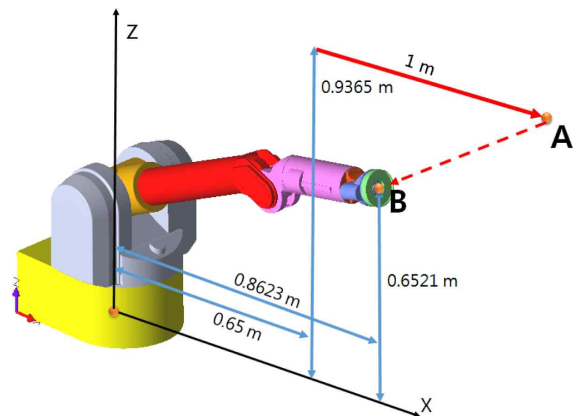


Fig. 3 Robot movement by user command. B is the final cartesian space position with ADLS

값이다. 실제로는 작업공간 밖의 점이기에, 도달하는 것이 불가능하다. 일반적인 자코비안 pseudo inverse를 썼을 경우에는 값이 없는 영역이다. 그리고, 목표 A로 이동 중 관절 2, 4, 6 등은 특이점에 도달하여 수학적으로 해가 없기 때문에, 제어 시스템에 malfunction이 발생하거나, 일부 제어적 안전장치를 했을 경우 해당 관절이 안전성을 잃고 발산하게 되는 것이 일반적이다. 만약, DLS를 사용한다면 댐핑 상수 λ 를 적당히 크게 설정했을 경우에는 관절 값에서 오실레이션이 발생하거나 특이점 근처에서 위치 정밀도를 크게 잃고 회피하는 동작을 하게 된다.

3.2 시뮬레이션 결과

제안한 ALDS(adaptable damped least square)를 시뮬레이션에 적용했을 경우, Fig. 3의 B점으로 연속케적을 만들며 부드럽게 이동하였다. 이동 간 궤적을 보면 Figs. 4, 5와 같고, 작업공간에서의 값을 보면 $(x,y,z)=(0.8623, 0, 0.6521)$ 으로 이동하였다. y좌표는 주어진 x 방향 변화 명령에 대해서 지속적으로 변화 없이 0이다. x, z 축의 경우 초기 위치 오차는 0이지만, 시간이 지남에 따라 바로 특이점 조건에 따라 위치오차가 발생하기 시작한다. 물리적으로는 최종적으로 도달한 B점은 목적 값 A점에 가장 가까운 reachable space 상의 점이다. 따라서 (x,z) 평면에서 이동하기 때문에, 이동 간 x축 값뿐만 아니라, z축 변화도 발생한다. 다만, y축은 이동면에 대해서 normal 방향이므로 변화가 없다.

ADLS에 대한 시뮬레이션 결과 관절궤적을 살펴보면, 관절 1, 3, 5, 7은 0에서 변함이 없다. x축 방향으로만 움직이기 때문에 y축 관련 관절값의 변화량은 없다. 최종 관절값 q_{final} 은 $(0, 65.48, 0, 13.21, 0, -3.915, 0)$ 으로 수렴하였다. Figs. 6, 7, 8을 보면 관절 값 변화가 연속적이고 부드러운데, 이는 특이점에 도달하여 오실레이션이 발생하는 영역 밖에서는 N, M의 관계 그리고 식 (19)의 clamping에 의해서 관절각 변화량이 제한되기 때문이다.

반면, DLS는 Figs. 9, 10, 11을 보면 동일 명령에 대해서, 특이

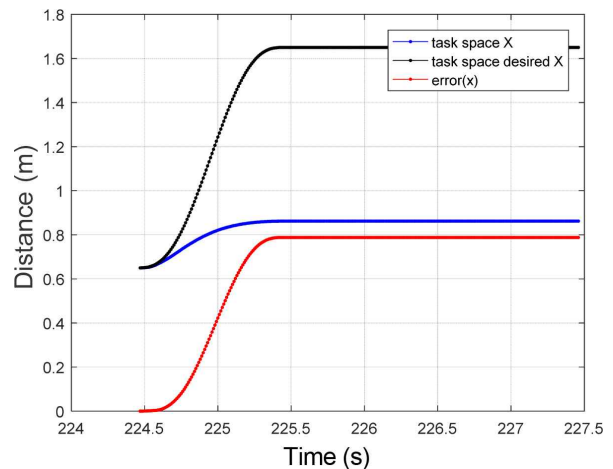


Fig. 4 Task space X position trajectory during simulation with ADLS

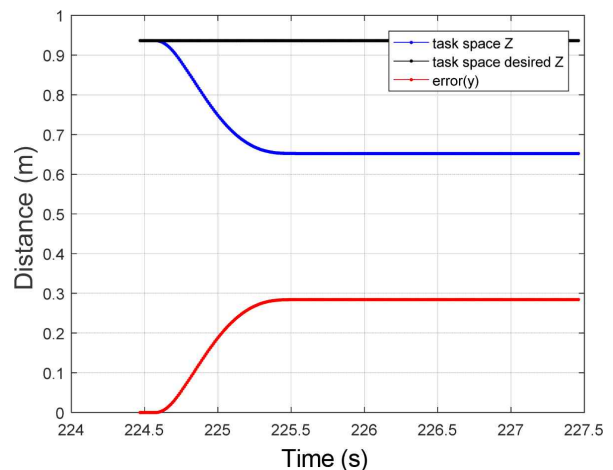


Fig. 5 Task space Z position trajectory during simulation with ADLS

점 근처에서 급격히 관절 변화량이 커지는 현상을 보이고 있다. 관절 2의 6,000도나, 관절 4의 15,000도 같은 비현실적이고, 실제로 로봇의 구동장치로는 추종할 수 없는 관절 명령이 존재한다. 시물

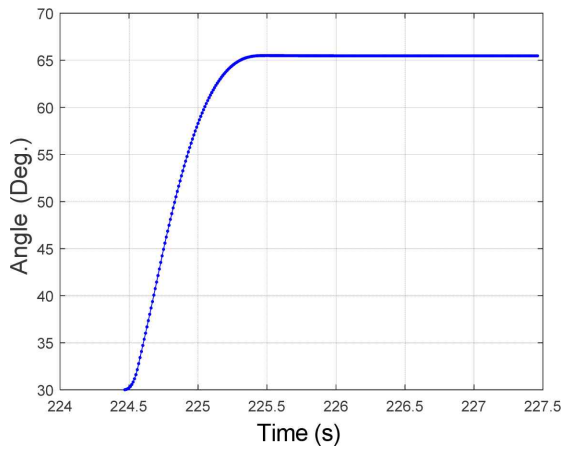


Fig. 6 Joint 2 motion during simulation with ADLS

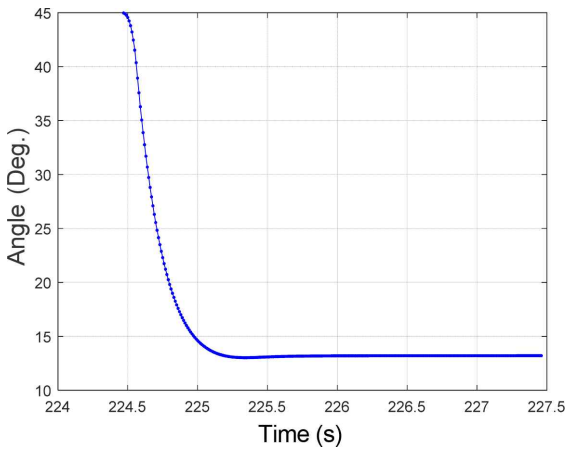


Fig. 7 Joint 4 motion during simulation with ADLS

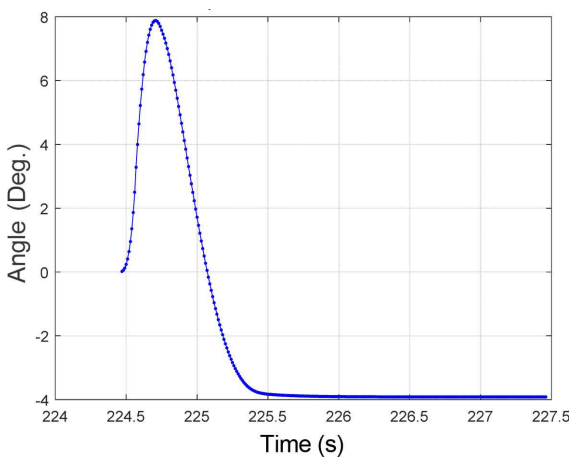


Fig. 8 Joint 6 motion during simulation with ADLS

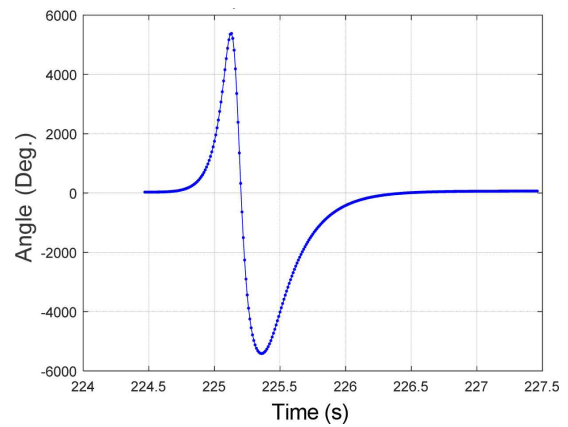


Fig. 9 Joint 2 motion during simulation with DLS

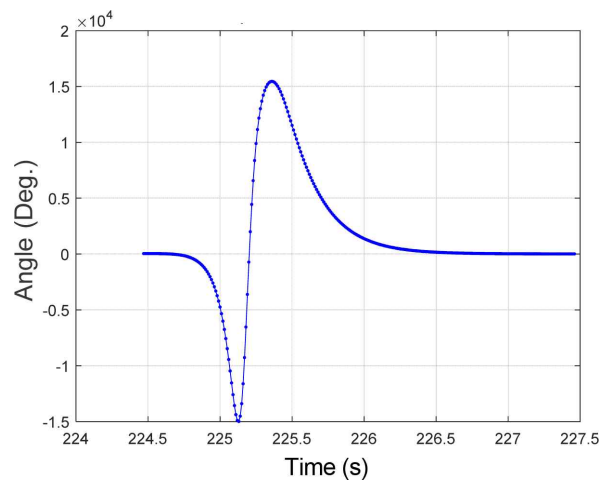


Fig. 10 Joint 4 motion during simulation with DLS

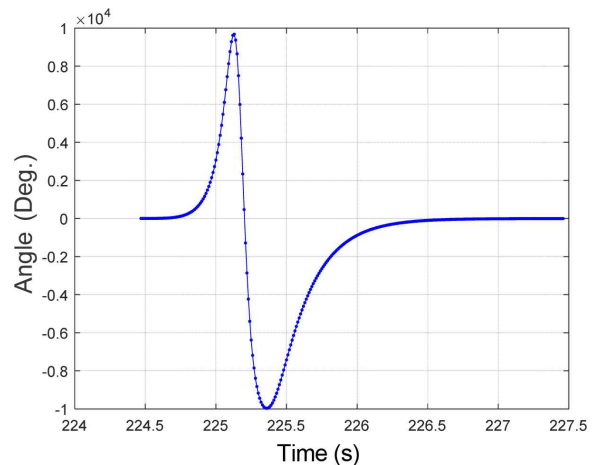


Fig. 11 Joint 6 motion during simulation with DLS

레이션이 아니고, 실제 로봇에서 수행하는 실험이었다면, 225초 이전에 이미 로봇은 안전성을 잃고 발산하였을 것이다.

시뮬레이션에서 N/M 의 값은 Figs. 12, 13, 14와 같다. N/M 4, 5, 6은 시뮬레이션 기간 동안 지속적으로 1 이하의 값을 유지하면서 관절 변화를 제한하였고, N/M 1, 2는 1 이상의 값을 유지하

면서 clamping에 의해서 영향을 주지 않았다. N/M 3은 최소 특이점 이전에는 1 이하의 값을 가지면서, 관절값에 영향을 주지만, 이후에는 1 이상의 값을 유지하면서 관절값에 영향을 주지 않았다. 결국 시뮬레이션에서 N/M 4, 5, 6이 지배적으로 관절값에 영향을 주면서, 작업공간 밖에서의 관절 및 말단의 행동을 결정하였다.

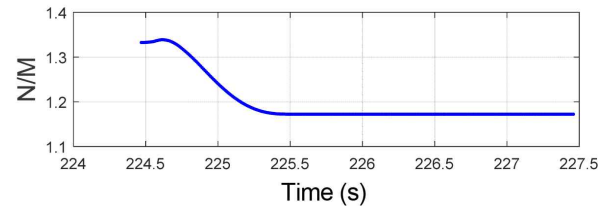
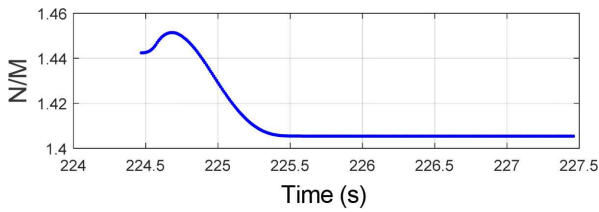


Fig. 12 N/M-1, 2 variation during simulation

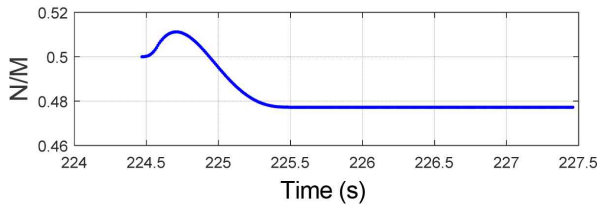
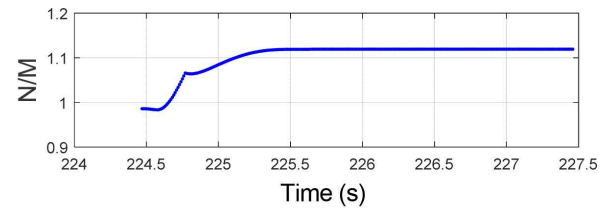


Fig. 13 N/M-3, 4 variation during simulation

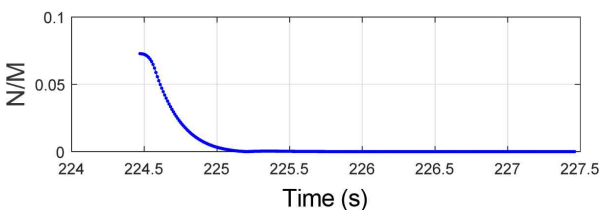
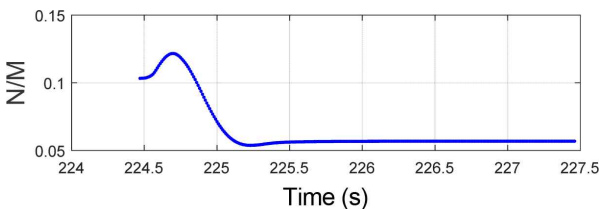


Fig. 14 N/M-5, 6 variation during simulation

4. 결 론

산업용 로봇을 작업공간에서 교시하는 것은 특이점 문제 때문에 주의를 요하는 힘든 과정이다. 이를 해결하기 위해서 단순히 작업 공간을 제한하는 것은, 생산자 입장에서는, 로봇의 기구학 관계가 달라지면 공간 제한 설정을 다 새로 해야 하는 큰 단점이 있고, 교시자 입장에서는 특이점 근처에서의 교시는 불가능하다. 제안하는 방법을 사용할 경우, 일반적인 방법론을 통해서 기구학 관계에 상관없이 특이점 근처에서의 안전한 동작을 할 수 있고, 특이점 근처에서의 교시도 가능한 장점이 있다.

향후에는 실제 산업용 로봇에 적용하여 제안하는 알고리즘의 우수성을 보일 필요가 있다. 다만, 제안하는 알고리즘은 하드웨어와 상관없이 최종 관절 목표값을 제시하는 것이기 때문에 시뮬레이션 만으로도 그 우수성을 보이기에 충분하다.

References

- [1] Park, C.-H., Kyung, J.-H., Park, D.-I., Park, K.-T., Kim, D.-H., Gweon, D.-G., 2010, Direct Teaching Algorithm for a Manipulator in a Constraint Condition using the Teaching Force Shaping Method, *Advanced Robotics*, 24:8-9 1365-1384.
- [2] Choi, T., Park, C., Do, H., Park, D., Kyung, J., Chung, G., 2013, Trajectory Correction based on Shape Peculiarity in Direct Teaching Manipulator, *International Journal of Control, Automation, and Systems*, 11:5 1009-1017.
- [3] Ahn, C.-K., Lee, M.-C., 2000, Utilization of Vision in Off-line Teaching for Assembly Robot, *Proc. of the KSMTE*, 543-548.
- [4] Lee, Y.-J., Lee, S.-T., Park, H.-J., 1998 An analysis Inverse Kinematics for Real Time Operation of Industrial Robot, *KSMTE*, 7:1 104-111.
- [5] Chiaverini, S., Siciliano, B., Egeland, O., 1994, Review of the Damped Least-squares Inverse Kinematics with Experiments on an Industrial Robot Manipulator, *IEEE Transaction on Control Systems Technology*, 2:2 123-134.
- [6] Barrett Technology, viewed 1 Oct. 2016, WAM Arm, < <http://www.barrett.com/products-arm.htm> >.