

琉球大学学術リポジトリ

非厳密評価規準GAを用いたニューロコントローラによるクレーンの振動抑制

メタデータ	言語: 出版者: 日本機械学会 公開日: 2007-03-04 キーワード (Ja): キーワード (En): Neural, Network, Learning, Rough, Evaluation, Genetic, Algorithm, Crane, System 作成者: 中園, 邦彦, 金城, 寛, 顔, 玉玲, 山本, 哲彦 メールアドレス: 所属:
URL	http://hdl.handle.net/20.500.12000/63

非厳密評価規準 GA を用いたニューロコントローラによる
クレーンの振動抑制*中園 邦彦^{*1}, 金城 寛^{*1}
顔 玉 玲^{*1}, 山本 哲彦^{*2}Load Swing Suppression of Crane System by Neuro-Controller
Utilizing GA with Rough EvaluationKunihiko NAKAZONO, Hiroshi KINJO,
Yuling YAN and Tetsuhiko YAMAMOTO^{*3}^{*1} Univ. of the Ryukyus, Nishihara, Okinawa, 903-0213 Japan

The present paper proposes a new design method in which a controller acquires the required performance automatically. Two important tasks of the control designer are the creation of a simulator of the plant dynamics and the determination of the evaluation of the controller. A three-layered neural network of 4-inputs and 1 output controls the plant. The proposed method requires little knowledge of difficult control theories. Genetic algorithm (GA) evolves the neural networks to enable the control of nonlinear systems. The evaluation method originally proposed in this paper is very simple and easy to understand, so that it can be used even by non-professionals working in the field of control. In order to demonstrate how to apply the proposed method, the present paper analyzes the load swing suppression of a crane system on a cart. Simulations reveal that the neurocontroller has higher performance than the linear quadratic regulator (LQR) with respect to settling time and robustness. The neuro-controller is able to suppress load swing even in environments that exceed design specifications.

Key Words: Neural Network, Learning, Rough Evaluation, Genetic Algorithm, Crane System

1. 序 言

荷物の運搬に対するクレーンシステムの需要は高く、工場、高層ビル等の建設現場、湾岸や倉庫など数多くの場所で利用されている。クレーンシステムによる荷物の移動中、クレーンのロープ先端にある荷物の振動を完全に抑制状態にした移動作業は熟練運転者でも困難をきわめる。また、運転中に予期せぬ外乱や突発的振動を抑制不可能なことは作業上能率低下につながる。そのため、クレーンの振動を最小限に抑制させる多種多様な自動制御手法が提案されている⁽¹⁾⁻⁽⁶⁾。これらの制御手法は、クレーンシステムが非線形性を有するために、難解な数値計算による制御系を設計しており、制御系設計には多数の数理的理論が背景になければならない。したがって、コントローラの設計は制御工学理論に未精通な技術者にとって一つの障害となる。

本論文では、ニューラルネット (Neural Network)⁽⁹⁾ と遺伝アルゴリズム (Genetic Algorithm: GA)⁽¹⁰⁾ を融合させ、数理的な理論や難解な数値計算等に依存しない、比較的容易にニューロコントローラを発生・進化させることが可能な制御系設計手法を提案する。

これまでの研究でニューラルネットの学習に GA を適用することで、ニューラルネットの結合重みの調整

や構造の最適化を行うことが可能であることがわかってきた⁽¹⁰⁾。また、GA は問題となる解空間内の大域的最適値を探索するため、一般的によく知られている解探索法である勾配法等の他の手法と比較しても局所解に陥りにくいことも知られている⁽¹⁰⁾。そこで、コントローラとして用いるニューラルネットと GA を融合させ、その評価手法として非厳密評価規準を適用する。非厳密評価規準は、難解な数値計算や制御理論にほとんど依存することなく設計可能な手法であり、物理的考察を簡略化して作成した評価法である。この評価法を適用すれば、コントローラが容易に所望の制御性能を持ち、かつ自動的に構成され、評価にかかる処理時間を短縮させることも可能である^{(11),(12)}。本論文では、簡略に済ませた物理的考察のもとで評価時間を短縮させる機能を持った非厳密評価規準 GA をクレーンシステムに応用し、クレーンシステムの振動抑制ニューロコントローラを設計する。

まず、クレーンシステムの台車の目標位置を移動させないことを前提に、ロープの振動を自動的に抑制させるニューロコントローラを発生・進化させる。設計されたコントローラを用いて、シミュレーションを通して、台車の目標位置が一定速度で水平移動をするクレーンシステムの振動抑制制御について検証する。さらに、クレーンの運転において台車の移動中に荷物を

* 原稿受付 1998年7月21日。

^{*1} 琉球大学工学部 (〒903-0213 沖縄県中頭郡西原町千原 1)。^{*2} 正員、琉球大学工学部。

昇降させる現実的な問題についても検討する。

2. 制御システムの構成

2.1 クレーンシステム 本論文の制御対象であるクレーンシステムの概略図を図1に、また、そのときの物理パラメータを表1に示す。本論文の対象とするシステムは、実験室用の小型のものを想定しているため、ロープ長さ L は短いものとし、ニューロコントローラの出力も小さく考えている。この制御システムは x について定値制御システムであり、静止座標系の原点 $x=0$ にクレーン台車を移動させかつ荷揺れを止めることを目指す。後に、このクレーンシステム全体を移動座標系にのせ、新たな静止座標系から見た位置サーボシステムとし、目標位置で台車を静止させ荷揺れを止めることを目指す。クレーンシステムを運動方程式

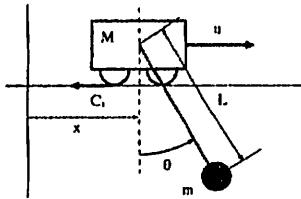


Fig.1 Crane system

Table 1 Physical parameters of the crane system

Symbol	Definition	Value
M	Mass of cart	4.4 (kg)
m	Load mass	0.1 (kg)
C_f	Friction coefficient of cart	19.2 (kg/s)
g	Acceleration of gravity	9.8 (m/s ²)
L	Rope length	1.0 or 2.0 (m)

で表すと、次式となる。

$$\begin{cases} (M+m)\ddot{x} + mL\ddot{\theta} \cos\theta + C_f\dot{x} - mL\dot{\theta}^2 \sin\theta = u, \\ mL\ddot{x} \cos\theta + mL^2\ddot{\theta} + mgL\sin\theta = 0. \end{cases} \quad \dots (1)$$

ここで、 x は原点からの水平方向への台車の重心位置、 θ は鉛直下方向から反時計回りのロープ角度、 u は台車への駆動力である。

2.2 ニューロコントローラの構成 コントローラとして用いるニューラルネットの構成は、三層型 (4入力-10中間-1出力) とする。ニューラルネットは台車位置 x 、台車速度 \dot{x} 、ロープ角度 θ 、ロープ角速度 $\dot{\theta}$ を入力とし、台車に対する駆動力 u を出力する。

各層におけるニューロンの活性化関数は、入力ユニットと出力ユニットについては線形関数を、中間ユニットについては (2) 式のシグモイド関数を用いる。

$$f(x) = \frac{200}{1 + \exp(-x)} - 100 \quad \dots (2)$$

図2に示される制御システムを構成し、クレーンシステムに対し振動抑制能力を持つニューロコントローラ (図2のNC) を、後述する非厳密評価規準 GA を用いて発生・進化させる。ここで、 x_r 、 θ_r は台車位置とロープ角度のそれぞれの目標値を示す。GA オペレー

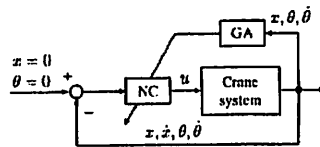


Fig.2 Neuro-control system evolved by GA

タは次の通りに設定する。ニューラルネットの結合強度を染色体としてバイナリコーディングをする。コーディングされた染色体の同部位にある結合強度の遺伝子すべてに交叉オペレータを適用する。なお、交叉オペレータは一点交叉を使用する。また、突然変異オペレータは変異率を2%とし、遺伝子座のビット反転により実現する。集団中の個体数は20個体とする。ニューロコントローラの適応度を決定する評価規準については次章で述べる。

3. コントローラ的设计

3.1 ニューロコントローラの評価規準 ロープを任意の一定角度 θ_0 まで持ち上げ、その状態からロープを振動させ、ニューロコントローラで台車を駆動させて荷物の振動を抑制させる。台車位置 x とロープ角度 θ 及びロープ角速度 $\dot{\theta}$ があらかじめ設定した (3) 式の整定条件を同時に満足する時間 T を計測し (図3)、その整定時間 T が短い個体 (ニューロコントローラ) ほどその環境に対して適応度が高い個体として評価する。この初期値 θ_0 は厳格に一定値である必要はない。制御シミュレーションごとに θ_0 にゆらぎがあると、整定時間 T の長短がニューロコントローラの優劣を厳格に示さないことになる。このため非厳密評価規準と呼ぶことにする。GA のなかで選択淘汰されるとき、若干の判定ミスがあっても発生・進化にはほとんど影響しないことは実験で確認した。

$$\begin{cases} \|x\| < 1.0 \times 10^{-3} \text{ m} \\ \|\theta\| < 1.0 \times 10^{-4} \text{ rad} \\ \|\dot{\theta}\| < 1.0 \times 10^{-6} \text{ rad/s} \end{cases} \quad \dots (3)$$

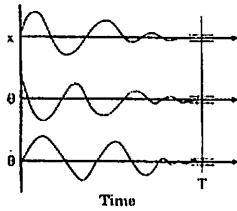


Fig.3 Settling condition

クレーンの振動を物理的に言えば、ロープの振動を安定な平衡点へと状態変化させることである。安定点に到達する時間を問題にしなければ粘性減衰させると自然に振動は抑制される。制御問題としての視点はいかに速やかに安定させるか、また目的のコントローラをいかに容易に構成できるかにある。本論文のニューロコントローラの進化に用いる整定条件は、物理的な荷物の振動抑制状態と台車の停止状態とみなせる領域を設定してあるので、設計者が簡単に整定条件領域を緩和したり、厳密にしたりすることも可能である。本論文の特徴は、上記の評価規準によって必要とするコントローラを物理的考察を極めて簡略に済ませることで容易に構成できる点にある。

初期条件は、 $x_0 = 0.0$ m, $\dot{x}_0 = 0.0$ m/s, $\theta_0 = 1.0$ rad, $\dot{\theta}_0 = 0.0$ rad/s と設定する。ニューロコントローラの進化の過程で、台車位置の絶対値 $\|x\|$ が 0.3 m を超過する個体、またはロープ角度の絶対値 $\|\theta\|$ が初期角 θ_0 の振幅を超過する個体は GA 進化シミュレーションでの振動抑制制御のループ計算を停止し、そのコントローラの染色体を淘汰する。これは台車の移動距離およびロープの振れ角が大きいものは、制御性能が悪いニューロコントローラと判断できるからである。整定条件を満たす個体数を P とすると、 P が 3 個体より多く発現し、適応度が最も高い個体の整定時間 T_{\min} の 2 倍より大きな整定時間を持つ個体を淘汰する。このようにすることで、GA シミュレーションに要する時間を節約する。すなわち、整定時間の長いニューロコントローラの行う制御シミュレーションを行わずに済むので、発生・進化過程の時間を短縮することができる。図 4 に評価部のフローチャートを示す。図中 t は集団中のニューロコントローラの整定時間である。

3.2 ニューロコントローラの進化 前節で述べた非厳密評価規準をクレーンシステムに適用して、進化シミュレーションを行う。そのとき、(3) 式を満足するニューロコントローラが発生・進化していく過程を

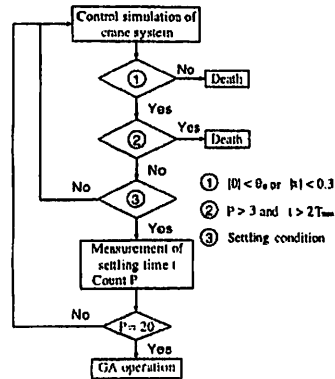
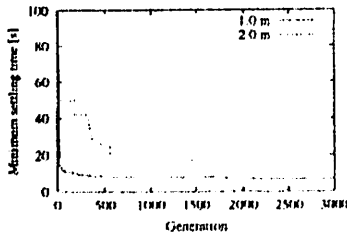


Fig.4 Flow chart of evaluation

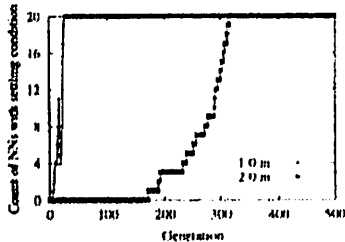
図 5 に示す。この図は、クレーンシステムのロープ長が $L = 1.0, 2.0$ m の 2 通りの場合の結果である。図 5 (a) は、各世代の集団中における最も高い適応度を持った個体の整定時間の推移を表し、図 5 (b) は集団中における整定条件式を満足するニューロコントローラの個体数を表している。

$L = 1.0$ m の場合は、コントローラの整定時間は 1800 世代を過ぎたあたりで変化がなく、これ以上進化は行われず、ニューロコントローラが構造による限界に近い性能を獲得したといえる。また、10 世代目に初めて整定条件式を満足するニューロコントローラが発現し、約 25 世代で集団中の全ての個体が整定条件式を満足している。進化の過程において一度個体数が減少しているが、これは、この世代において 1 世代前の最小整定時間を持った個体よりも条件内に整定させる高適応度の個体が発現したため、その個体の 2 倍以上の整定時間を持った個体が淘汰されたためである。この淘汰条件を導入したことにより、高い適応度を持った個体の遺伝子が交叉オペレータにより他の個体へと速やかに拡散され、進化の過程を速めている。

$L = 2.0$ m の場合は、コントローラの整定時間の変化が約 1500 世代で停滞し、これ以上進化が進まず、この段階では限界に近い性能を獲得したと考えられる。また、 $L = 1.0$ m の場合と比較すると、コントローラが整定条件を満足する性能を獲得するのが遅く、約 170 世代目の集団で初めて個体が発現している。さらに集団の全ての個体が整定条件式を満足するまでに 300 世代以上かかっている。本手法によって進化・発生したニューロコントローラを詳細に調査することは有用である。したがって、ロープ長 $L = 1.0$ m 用と $L = 2.0$ m 用のコントローラの結合重みを比較・検討する。進



(a) Minimum settling time



(b) Population number

Fig.5 Evolution process

化した後それぞれのニューロコントローラの結合重み w_{ij}^k を図6に示す。ここで、 i は前層の第 i 番目のユニット、 j は次層の第 j 番目のユニット、 k は k 層から $k+1$ 層への結合を表している。これらの図を見ると、それぞれ異なる別のコントローラである。2.0 m 用のコントローラは 1.0 m 用のコントローラの延長上にはなく、独立に発生・進化させる必要がある。

3.3 最適レギュレータ法 本手法の有効性を検証するために最適レギュレータ法 (Linear Quadratic Regulator: LQR) ⁽¹³⁾ と比較する。LQR は、制御対象が線形システムであることが前提であるため、数理的取扱いが可能な代表的制御系設計法である。本論文では、クレーンシステムをある一定の条件のもとで線形近似を施し、LQR を適用する。

(4) 式で表される評価関数が最小となるように Riccati 方程式を解き、クレーンシステムのロープ長が $L = 1.0, 2.0$ m に対するコントローラを設計する。

$$J = \int_0^{\infty} [x(t)^T Q x(t) + Ru^2(t)] dt \quad \dots (4)$$

設計パラメータと最適ゲインの値は (5), (6) 式のようにになるが、ゲイン k は台車の振幅が ± 0.3 m を超過しないように設計する。これは、ニューロコントローラと同様の設計条件となるようにするためである。こ

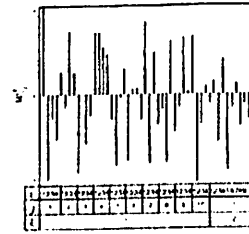
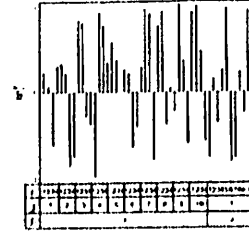
(a) $L = 1.0$ m(b) $L = 2.0$ m

Fig.6 Weights of neuro-controller

のとき状態風は、次式となる。

$$x = [r, \dot{x}, \theta, \dot{\theta}]^T$$

$L = 1.0$ m のとき、

$$Q = \text{diag} [1000, 0, 275, 0], \quad R = 0.1, \\ k = [100.0, 28.0799, -47.4029, 6.4659]. \quad \dots (5)$$

$L = 2.0$ m のとき、

$$Q = \text{diag} [1000, 0, 140, 0], \quad R = 0.1, \\ k = [100.0, 23.4195, -26.8597, 11.2979]. \quad \dots (6)$$

4. シミュレーション

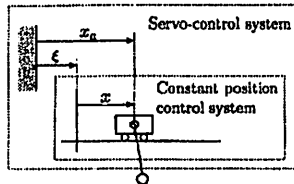
クレーンシステムの振動抑制制御のシミュレーションを通して、ニューロコントローラと LQR で設計したゲインを用いてそれぞれの制御結果を比較・検証する。シミュレーションは台車の目標位置が停止している場合と台車の目標位置が等速移動をしながらロープ長が縮小する場合について検討した。また、台車の目標位置が等速移動しながら、突然停止した場合におけるシミュレーション結果についても述べる。

4.1 台車目標位置・ロープ長一定の場合 まず、クレーンの台車目標位置が移動せずに、ロープの振動

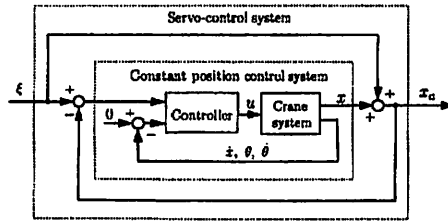
を抑制することを目的としたクレーンの振動抑制制御について考える。図7に本論文で提案する制御システムを示す。図7(a)は台車の相対位置を示したものであり、図7(b)は台車位置のサーボ制御システムのブロック線図である。図7において、入力 ξ は運動座標系原点を静止座標系から見た位置、 x_a は静止座標系から見た台車の位置であり、次式で与えられる。

$$x_a = \xi + x \quad \dots (7)$$

ロープ先端に取り付けられた荷物を鉛直下方からロープの初期角度 $\theta_0 = 1.0 \text{ rad}$ まで持ち上げて荷物を放すと振動(荷揺れ)が始まる。これは、図7で示すシステム入力 $\xi = 0$ としロープ長一定の場合の制御である。これをニューロコントローラおよびLQRそれぞれを用いて振動抑制制御を行う。図8、9にロープ長



(a) Relative position of the cart

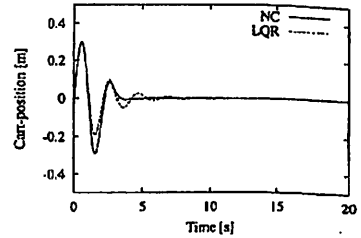


(b) Servo-control system

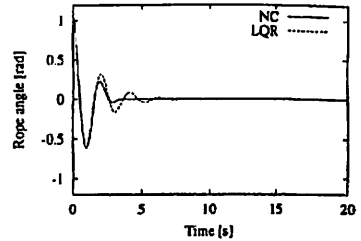
Fig.7 Control system

が $L = 1.0, 2.0 \text{ m}$ の場合のそれぞれの制御結果を示す。この場合、 $L = 1.0, 2.0 \text{ m}$ の場合ともニューロコントローラを用いた方がLQRを用いた場合よりも台車の振幅は大きな振幅で安定させているが、ロープの振れ角は素早くロープを振動抑制していることがわかる。本手法は、非線形システムであるので、初期条件が異なった場合に、制御性能や安定性が異なることが予想される。そこで、初期条件を種々に変更して制御シミュレーションを行っても、提案法が優れていることを確認した。

4.2 台車目標位置・ロープ長変動の場合 次に、台車の目標位置 ξ が一定速度 ($\dot{\xi} = 0.5 \text{ m/s}$) で水平

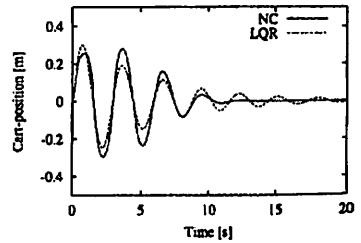


(a) Cart-position

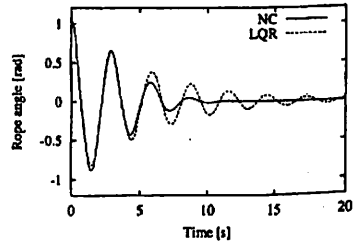


(b) Rope angle

Fig.8 Control results for fixed reference cart-position ($L = 1.0\text{m}$)



(a) Cart-position

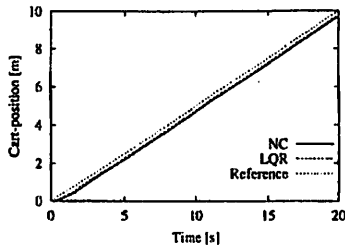


(b) Rope angle

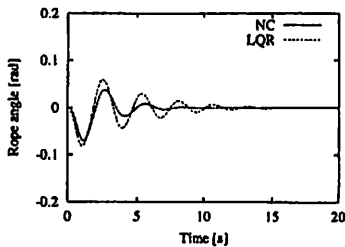
Fig.9 Control results for fixed reference cart-position ($L = 2.0\text{m}$)

移動しながらロープ長を 2.0 m から 0.5 m まで一定速度 (0.05 m/s) で巻き上げる場合の振動抑制制御について考える。

図 7 の x_0 は台車の絶対位置, ξ は台車位置の目標値である。この場合, コントローラの設計時において, ロープを巻き上げることは想定されていないために, コントローラのロバスト性が重要となる。 $L = 1.0, 2.0$ m として設計されたニューロコントローラと LQR の両方のコントローラを用いた場合の制御結果を図 10, 11 に示す。



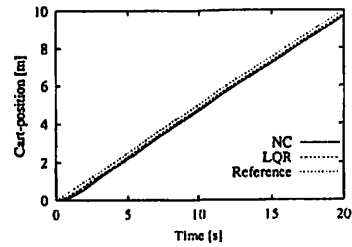
(a) Absolute cart-position



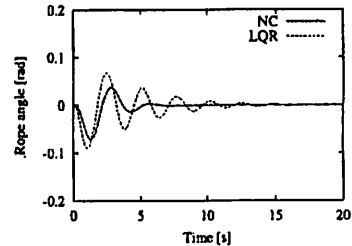
(b) Rope angle

Fig.10 Control results for moving reference cart-position ($L = 1.0\text{m}$)

台車の目標位置は両方のコントローラとも定常偏差が残っており, ニューロコントローラの方が LQR よりも定常偏差が若干大きくなっている。設計条件において, 台車の位置制御よりもロープの振動抑制制御へ重点をおいているためである。定常偏差は積分器を加えたり, 設計条件を変更すれば, 除去することが可能である。 $L = 1.0, 2.0$ m として設計した場合ともにニューロコントローラの方が LQR の方よりも速やかにロープの振動を抑制している。すなわち, ニューロコントローラの方が LQR よりもロバスト性と有用性を持っていることがわかる。このことから, ニューロコントローラは構造上非線形特性を持たせることが可



(a) Absolute cart-position



(b) Rope angle

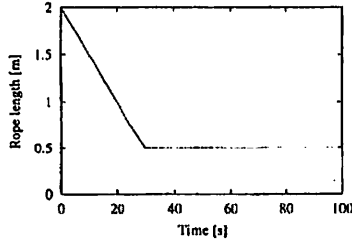
Fig.11 Control results for moving reference cart-position ($L = 2.0\text{m}$)

能であるので, 高性能な非線形コントローラの設計が可能であると考えられる。

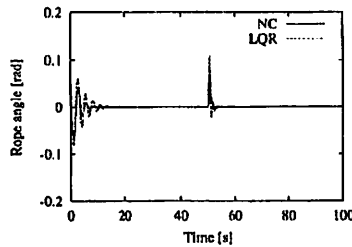
4.3 台車目標位置急停止・ロープ長変動の場合
クレーンは, 荷物をつり上げ台車を移動させて目的の位置で停止させることもある。移動途中で振動を抑制しても, 台車の急停止により振動が再び発生する。これを自動的に静止させることを考える。すなわち, クレーンシステムが一定速度で移動しながらロープが縮小した後, ある時刻で停止する場合の振動抑制を考える。

台車の目標位置 ξ が等速 ($\dot{\xi} = 0.5$ m/s) で移動しながらロープ長を 2.0 m から 0.5 m まで一定速度 (0.05 m/s) で縮小させ, 台車の目標位置が移動を始めてから 50 秒後に台車を停止させる。その時の制御結果を図 12 に示す。この図から, 台車の目標位置が突然停止した場合においてもニューロコントローラの方が LQR よりロープの振動を素早く抑制している。 $L = 2.0$ m として設計したニューロコントローラと LQR を用いた場合は, 台車の目標位置を停止させてからロープの振動を安定させるまでかなりの時間がかかっている。台車の目標位置を停止させた時点でのロープ長は, $L = 0.5$ m である。短いロープ長の振動を速やかに安定させるには, $L = 2.0$ m よりも $L = 1.0$ m として設計し

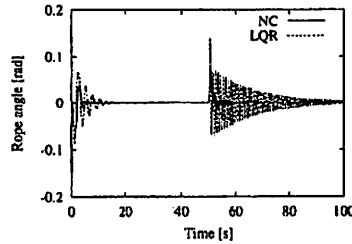
たコントローラを用いる方が整定させやすいことがわかる。



(a) Rope length



(b) Rope angle (Designed for $L = 1.0$ m)



(c) Rope angle (Designed for $L = 2.0$ m)

Fig.12 Control results for sudden stop of reference cart-position

そこで、あるロープ長となった時点でコントローラを切替えることを考える。先程と同様条件のもと、 $L = 1.5$ m となった時点で $L = 2.0$ m として設計したコントローラから $L = 1.0$ m として設計したコントローラへ切替える、その時の制御結果が図 13 である。図 12 (b) と比較すると、コントローラを切替える優位性は見られず、逆に切替えが原因で微小な振動が発生している。しかし、図 12 (c) と比較すると、台車が停止した時点の振動抑制にはコントローラの切替えは有効であることがわかる。

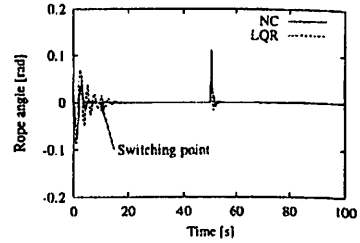


Fig.13 Control result for switch of controllers

5. 結 言

本論文では非厳密な評価規準をもつ GA を用いて、クレーンシステムの振動を抑制するニューロコントローラを発生・進化させる手法を提案した。また、本手法を用いて設計されたニューロコントローラの制御性能を最適レギュレータの性能と比較・検討した。本論文の特徴としては次の諸点が挙げられる。

- GA とニューラルネットを組み合わせることで、GA における評価規準として、クレーンの振動を抑制するには「早く振幅が小さくなるように」作用するコントローラほど優秀であるという単純な規準を採用した。制御対象が不安定である場合、不安定な平衡点近傍で制御する制御器の発生・進化のためには 2 種類の非厳密評価基準が必要であった^{(11),(12)}。また、制御対象が複雑になる⁽¹²⁾と最適レギュレータなどの線形制御理論では設計計算が複雑となり、比較も難しい。本論文で取り上げた問題は、安定な平衡点近傍で収束を早める制御である。この目的のためには評価基準は 1 種類で済む。また、線形理論との対比も容易であるため、本論文では、最適レギュレータと制御性能を比較し、本手法による制御器の性能が最適レギュレータと同等か、より優れていることを示した。本論文の手法は、最適レギュレータ設計手法のようにリカッチ方程式などの数理的知識を必要とせず簡便に設計可能である。

- 上記の評価規準は、制御中の誤差や操作量の平方を時間積分する手順が不要であり、1 回のシミュレーションから得られる評価量の算出時間が少なく済む。また、制御不能なニューロコントローラの制御シミュレーションは早期に終了する。この結果、発生・進化が速い。

- 本手法はニューラルネットによって、必要な特性を持つ多変数非線形関数を自動発生・進化させる手法となっている。非線形関数は線形関数も包含しており必要なら線形とも成り得る。最適レギュレータは線形であり、基本的には線形システムを対象としている。したがって、本手法は広範囲にわたる対象に適用可能である。

現実のクレーンシステムにおいては、ロープ長と台車の目標位置が時変であることが多い。また、台車が突然停止することもある。台車位置もロープ長も時不変であるとして設計したのでは、設計条件に与えていない条件下では巧みに振動制御できなくなる。本手法によるニューロコントローラは設計条件を考慮されていない環境下でもロバストに制御している。その制御結果は一般的な制御手法である最適レギュレータ法と比較しても同等かそれ以上の効果を持ち、本手法の有効性を確認することができた。

謝 辞

本研究は、琉球大学大学院工学研究科 1997 年度修士生の石塚 靖章君に実験データの取得・整理などの協力を受けた。また、文部省 科学研究費 課題番号 No. 09650295 による研究補助を受けた。記して謝意とする。

文 献

- (1) 美多, 金井: トロリーの最大速度に注目したクレーンの最適運転法, 計測自動制御学会論文集, Vol. 15, No. 6, pp.833-838, 1979.
- (2) 安倍: 予見 Fuzzy 制御方式によるコンテナ・クレーン自動運転, 計測自動制御学会論文集, Vol. 22, No. 10, pp.1066-1073, 1986.
- (3) 進藤, 孫, 坂和: コンテナクレーンの振れ止め制御, 計測自動制御学会論文集, Vol. 19, No. 5, pp.430-432, 1983.
- (4) 森下: 走行クレーン運転自動化のための振れどめ制御, 計測自動制御学会論文集, Vol. 14, No. 6, pp.739-744, 1978.
- (5) 井前, 千田: チャタリング手法による量子化入力制御システムの一設計法, 第 20 回 Dynamical System Theory シンポジウム予稿集, pp.81-84, 1997.
- (6) Y. SAKAWA, and Y. SHINDO: Optimal Control of Container Cranes, Automatica, Vol. 18, No. 3, pp.257-266, 1982.
- (7) 北森: クレーンの最適制御運転法, 第 3 回 SICE 学術講演会予稿集, pp.347-348, 1964.
- (8) 川崎: クレーンにおけるつり荷の振れ止め制御について, 日本機械学会誌, Vol. 72, No. 605, pp.128-133, 1979.
- (9) 麻生: ニューラルネットワーク情報処理, 産業図書, 1988.
- (10) 北野 穰: 遺伝的アルゴリズム, 産業図書, 1993.
- (11) 山本, 花田, 中園, 金城, 玉城: 非厳密評価規準 GA によって進化させた倒立振り子のニューロ制御, 日本機械学会論文集 (C 編), Vol. 61, No. 591, pp.4276-4281, 1995.
- (12) 山本, 吐合, 中園, 金城, 玉城: 非厳密な評価規準をもつ GA による自転車のニューロ制御, 日本機械学会論文集 (C 編), Vol. 62, No. 601, pp.3486-3491, 1996.
- (13) 小郷, 美多: システム制御理論入門, 実教出版株式会社, 1979.