



## آموزش تقلیدی حرکات پیچیده به ربات‌های انسان‌نما به کمک بهینه‌سازی تکاملی شبکه عصبی مولد الگوی واحد

بهنام خدابنده<sup>۱</sup>، حامد شهبازی<sup>۱\*</sup>، امیرحسین منجمی<sup>۲</sup>

<sup>۱</sup> دانشکده مهندسی مکانیک، دانشگاه اصفهان، اصفهان، ایران

<sup>۲</sup> دانشکده مهندسی کامپیوتر، دانشگاه اصفهان، اصفهان، ایران

### تاریخچه داوری:

دریافت: ۱۵ آذر ۱۳۹۵  
بازنگری: ۱۶ اسفند ۱۳۹۵  
پذیرش: ۱۷ اردیبهشت ۱۳۹۶  
ارائه آنلاین: ۲۷ اردیبهشت ۱۳۹۶

### کلمات کلیدی:

ربات انسان‌نما  
یادگیری تقلیدی  
نوسان‌ساز غیرخطی  
مولد الگوی واحد  
کینکت

**چکیده:** در این مقاله یک سامانه مبتنی بر ساختارهای عصبی موسوم به مولد مرکزی الگوی واحد ارائه شده که قادر است الگوی موردنیاز برای حرکت در یک ربات را براساس یک نوع آموزش نمایشی به دست آورد. مولد الگوی واحد می‌تواند به دو زیرسامانه گسسته و ریتمیک تقسیم‌بندی شود. زیرسامانه اول مسئولیت تولید حرکات کوتاه و معطوف به هدف و زیرسامانه دوم مسئولیت تولید حرکات ریتمیک را به عهده دارد. الگوریتم آموزشی خاصی برای استفاده از این مولدهای الگوی واحد در این مقاله طراحی شده است. مفاصل و بازوهای ربات با تشخیص اسکلت بدن انسان توسط حسگر کینکت به صورت بلادرنگ کنترل می‌شوند. اساس کار انجام‌شده بدین شکل است که ابتدا به کمک حسگر کینکت دنباله‌های حرکتی بدن مربی ضبط‌شده و به کامپیوتر منتقل می‌شوند. این دنباله‌های حرکتی تعدادی نوسان‌سازهای غیرخطی را آموزش داده و سپس نوسان‌سازهای غیرخطی حرکات را برای ربات انسان‌نما بازتولید می‌کنند. برای ارزیابی نتایج سیگنال‌های آموزش داده شده در نرم‌افزار وی‌رپ شبیه‌سازی شده و سپس بر روی ربات انسان‌نمای بایولویید پیاده‌سازی شدند. مدل ارائه شده یک بستر مناسب جهت ارائه آموزش‌های نمایشی و مبتنی بر تقلید برای ربات‌های انسان‌نما محسوب می‌شود که نیاز به کنترل صریح و برنامه‌نویسی مستقیم را برطرف می‌سازد و امکان آموزش غیرمستقیم رفتارهای پیچیده روی انواع ربات‌ها را مهیا می‌سازد.

### ۱- مقدمه

مسئله تولید حرکت در ربات‌ها یکی از چالش‌های اساسی در رباتیک محسوب می‌شود. تولید حرکت به معنای ایجاد مجموعه‌ای از خط سیرهای<sup>۱</sup> کنترلی است که در طول زمان به مفاصل یک ربات ارسال می‌گردد تا ربات یک حرکت یا مانور پیچیده را انجام دهد. تولید پویای خط سیرهای کنترلی براساس یک برنامه‌ریزی هوشمند، یک مسئله جستجوی فضای حالت در هوش مصنوعی به شمار می‌آید که راه‌حل‌های مختلفی برای آن وجود دارد. آموزش رفتارهای پیچیده به ربات‌های انسان‌نما از طریق یادگیری تقلیدی یک‌راه حل بسیار جالب و ساده است که به کمک آن می‌تواند بسیاری از مشکلات موجود در تولید حرکت ربات انسان‌نما را حل نمود [۱]. یادگیری تقلیدی که زیرمجموعه‌ای از یادگیری با نظارت است، یک فرم اصلی جهت یاد دادن کارهای پیچیده به ربات به شمار می‌آید و بر این اساس استوار است که یک سامانه مصنوعی می‌تواند حجم بالایی از اطلاعات را از طریق یادگیری تقلیدی از فرد آموزش‌دهنده یاد بگیرد.

از دیدگاه روان‌شناختی، تقلید به معنای عملی است که مشاهده‌کننده می‌بیند، یاد می‌گیرد و سپس آن را انجام می‌دهد [۲]. به‌طور کلی سه مرحله برای یادگیری تقلیدی توسط یک ربات وجود دارد: حس کردن، فهمیدن

(درک کردن) و انجام دادن. تمامی چالش‌های یادگیری تقلیدی در این سه مفهوم خلاصه می‌شوند. یکی از این چالش‌ها این است که چگونه اطلاعاتی که از نمایش به دست می‌آیند می‌توانند یک عمل را انجام دهند؟ شال<sup>۲</sup> با ارائه مفهوم حرکت‌های اولیه<sup>۳</sup> به این چالش پاسخ داد. حرکت‌های اولیه مجموعه‌ای از عمل‌ها هستند که یک رفتار هدفمند را اجرا می‌کنند و این رفتار شامل یک مجموعه حالت و عمل<sup>۴</sup> است. شال یادگیری تقلیدی را فرآیندی تعریف می‌کند که عمل مربی با مجموعه حرکت‌های اولیه موجود در یک حالت مشابه منطبق باشند. به‌عبارت‌دیگر، یک سری حرکت‌های اولیه و بدوی در بدن انسان از پیش تعریف شده است و زمانی که مربی عملی را انجام دهد که با این حرکت‌های بدوی منطبق باشند تقلید انجام می‌شود [۳]. جنکین و همکاران نیز یک مدل تقلیدی با استفاده از موتورهای اولیه تعریف کردند که نسخه ساده این مدل بر روی یک ربات انسان‌نمای ۲۰ درجه آزادی ارزیابی شد [۴].

دانشمندان و محققان بسیاری در پژوهش‌های خود از یادگیری تقلیدی استفاده کردند. اولین پژوهش رباتیکی که از یادگیری تقلیدی استفاده کرد بر روی ترکیب یادگیری و عمل از مشاهدات تمرکز کرد [۵]. بسیاری از

2 Schaal  
3 Movement primitives  
4 State and action

1 Trajectories

نویسنده عهده‌دار مکاتبات: shahbazi@eng.ui.ac.ir

آموزش تحت نظارت عامل با عنوان داده آموزشی مشخص می‌شود و تخمینی از تابعی که داده تولید می‌کند، یاد می‌گیرد. در یادگیری تقلیدی، این مجموعه داده آموزشی از مثال‌های عملی رفتارهای مربی به دست می‌آید. الگوریتم‌های این نوع یادگیری از مجموعه داده‌های مثال‌ها استفاده می‌کنند تا سیاستی که رفتار نمایشی را بازتولید می‌کند، به دست آورند.

در یادگیری تقلیدی، یک سیاست یاد گرفته می‌شود، یا نمایشی توسط مربی تهیه می‌گردد. مثال‌هایی به‌عنوان دنباله‌ای از جفت‌های حالت و عمل تعریف می‌شود که در طول رفتار مطلوب ربات که توسط مربی نمایش داده می‌شود، ضبط می‌گردد. الگوریتم‌های یادگیری تقلیدی از این مجموعه مثال‌ها استفاده می‌کنند تا سیاستی که رفتار نمایشی را بازتولید می‌کند به دست آورند. این شیوه به دست آوردن یک سیاست با سایر تکنیک‌ها که سیاستی به‌وسیله تجربه یاد گرفته می‌شود، متفاوت است. سیاستی که براساس یادگیری تقلیدی به‌دست می‌آید ضرورتاً تنها در حالاتی تعریف می‌شود که از قبل با آن‌ها مواجه شده باشد و برای فعالیت‌های مربوطه در مثال‌های انجام‌شده، صورت گرفته باشد.

مسئله یادگیری نمایشی (تقلیدی) به دو مرحله تقسیم می‌شود: فراهم آوردن مثال‌ها و به دست آوردن یک سیاست براساس این مثال‌ها. شکل ۱ یک چرخه سیاست عملی در زمان  $t$  را نشان می‌دهد. در مرحله اول، مربی یک رفتار مطلوب را نمایش می‌دهد. در این مرحله محیطی شامل حالت‌ها و عمل‌ها تعریف می‌شود که حالت‌ها از طریق یک نگاشت به عمل‌ها مرتبط می‌شوند. در طول تدریس مربی، نمایش‌ها ( $D$ ) ضبط می‌شوند. مرحله دوم یک سیاست با استفاده از مجموعه داده‌های به‌دست‌آمده از این نمایش‌ها به دست می‌آید تا رفتار نمایشی را بازتولید کند. سیاست حاصل از این مجموعه داده، یادگیرنده را قادر می‌سازد تا عملی را براساس حالت فعلی انتخاب کند. یادگیرنده با استفاده از یک نگاشت حالت  $z$  را رؤیت می‌کند. سیاست  $\pi$  براساس مشاهده حالت‌ها عمل‌ها را انتخاب می‌کند. این عمل‌ها که با  $a$  نشان داده شده‌اند، محدوده‌ای از حرکات سطح پایین تا رفتارهای سطح بالا را در برمی‌گیرند [۱۰].

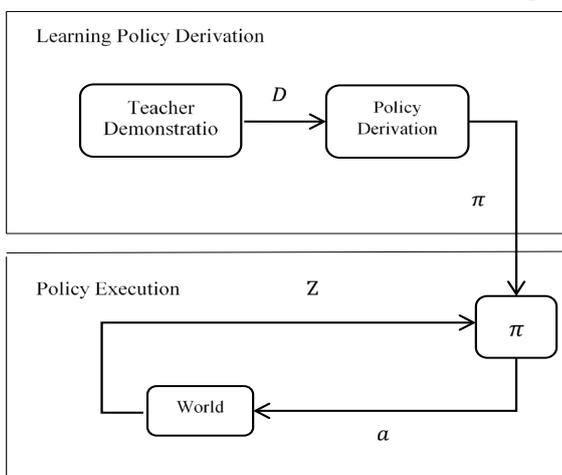


Fig.1. control policy derivation and execution [10]

شکل ۱: اجرا و استنتاج سیاست کنترلی [۱۰]

تحقیقات از گذشته تاکنون سازوکارهای سامانه‌های طبیعی را مورد بررسی قرار می‌دهند و نمونه مصنوعی آن‌ها را مدل‌سازی می‌کنند. اتکسون<sup>۱</sup> و شال یک الگوی کنترلی طراحی کردند که ابتدا ربات یک عمل پاداش و جزا را با استفاده از نمایش یاد می‌گیرد و سپس با استفاده از یک مدل تکرارشونده اعمال تکرار می‌شوند. در این روش از یک سری شناساگرهای تصویری استفاده شده است که حرکات سرمربی بر روی سر ربات اعمال می‌شد [۶]. استفاده از شناساگرهای تصویری برای اولین بار از تحقیقاتی که بر روی نورون‌های یک میمون انجام می‌شد الهام گرفته شده است [۷]. پژوهش‌های بسیاری بر روی کنترل حرکات انسان با استفاده از تصاویر ویدیویی انجام شده است [۸ و ۹].

در این پژوهش ابتدا به بررسی نحوه آموزش حرکات موزون از قبیل حرکت باز و بسته کردن دست به طرفین به ربات انسان‌نمای بایولید از طریق یادگیری تقلیدی پرداخته می‌شود و پس از آن برای این که ربات یادگیرنده بتواند خط سیر حرکات یاد گرفته را از لحاظ دقت (به حداقل رساندن میزان اختلاف خط سیر حرکتی که آموزگار انسانی انجام داده با خط سیر یاد گرفته‌شده توسط ربات یادگیرنده) کاملاً شبیه خط سیر حرکات آموزگار انسانی کند و حرکات یاد گرفته‌شده نگاشتی یک‌به‌یک با حرکات انسان داشته باشد راهکاری پیشنهاد شده است. به‌طور کل می‌توان گفت مهم‌ترین هدف و دستاورد این پژوهش ارائه یک سامانه آموزش تقلیدی برای ربات انسان‌نمای بایولید هست که بتواند با استفاده از ورودی‌های نمایشی که از طریق حسگر کینکت به دست می‌آید، حرکات موزون گوناگونی به ربات بایولید آموزش دهد و تا حد امکان مشکلات روش‌های قبلی را نداشته باشد. از جمله مشکلاتی که در این سامانه برطرف شده است، ارائه و پیاده‌سازی راهکاری جهت همگرایی بهتر سامانه به انواع حرکات موزون، نه فقط یک یا دو حرکت خاص و نیز بالا بردن دقت حرکات انجام‌شده توسط ربات هست. مهم‌ترین نوآوری مقاله جاری طراحی روش آموزش مولدهای مرکزی الگوی واحد جهت تولید حرکات ریتمیک برای ربات انسان‌نما می‌باشد که به کمک الگوریتم‌های تکاملی مختلف انجام شده و با یکدیگر مقایسه شده‌اند. در بخش دوم یادگیری تقلیدی توضیح داده می‌شود، سپس مفهوم مولد مرکزی الگو در بخش سوم تشریح می‌گردد. الگوهای به دست آمده با استفاده از مولدهای الگوی واحد در بخش چهارم بهینه می‌شوند تا بیشترین همگرایی را به الگوهای خروجی کینکت داشته باشند. در بخش پنجم نحوه شبیه‌سازی با استفاده از نرم‌افزارهای متلب و وی‌رپ<sup>۲</sup> بیان می‌شود و در بخش ششم به ارزیابی نتایج و پیاده‌سازی الگوهای یاد گرفته شده بر روی ربات واقعی پرداخته می‌شود.

## ۲- یادگیری تقلیدی

یادگیری تقلیدی زیرمجموعه‌ای از آموزش تحت نظارت است. در

- 1 Atkeson
- 2 V-rep

یک سیاست کنترلی است. در واقع پس از ضبط خط سیر، موتورهای اولیه ویژگی‌های خط سیر مورد نظر را براساس معادلات درجه دو انکد می‌کنند [۱۸]. شال و همکاران نیز از سامانه‌های دینامیک غیرخطی برای یادگیری و مدولاسیون حرکات تکرارشونده استفاده کردند [۱۹].

در این پژوهش، سیاست‌های کنترلی با استفاده از خط سیرهای استخراج شده از نوسان‌سازهای بسامد تطبیقی به دست آمده است. این روش نه تنها اجازه تعمیم حرکت به ربات برای موقعیت‌هایی را که نسبت به آن‌ها آموزش ندیده است، می‌دهد؛ بلکه در مواجهه با اغتشاش حرکت را سریعاً به صورت بر خط تولید می‌کند. اصلی‌ترین ایراد رهیافت‌های قبلی آن بوده که به بسامد سیگنال نمایش داده شده، احتیاج داشتند، این بدان معناست که در رهیافت‌های قبلی بسامد باید توسط روش‌های پردازش سیگنال مثل آنالیز فوری استخراج شود؛ اما در این مقاله از نوسان‌سازهای بسامد تطبیقی که فرآیند استخراج بسامد و انطباق‌پذیری در دینامیک آن‌ها جاسازی شده، استفاده شده است. به عبارت دیگر، بسامد نیاز به شناسایی و استخراج ندارد. به طور کلی می‌توان گفت هدف اصلی این مقاله ایجاد یک سامانه آموزش‌پذیر مولد الگو است که قادر است با دریافت دنباله‌های ورودی آموزشی از یک مربی، پارامترها و اوزان مناسب را جهت تولید دنباله‌های حرکتی، یادگیری کرده و به بازتولید آن‌ها بپردازد.

### ۳- مولد مرکزی الگو

مولدهای مرکزی الگو، مدارهای عصبی هستند که عمدتاً در ناحیه انتهایی مغز تا نخاع بیشتر مهره‌داران قرار گرفته‌اند و قادرند الگوهای هماهنگ و تناوبی را جهت حرکات گوناگون آن‌ها تولید کنند. این مولدها تنها با دریافت ورودی‌های ساده حرکات پیچیده تولید می‌کنند. مهم‌ترین مزیت این روش‌ها آن است که نیازی به مدل‌سازی ریاضی ربات وجود ندارد. همچنین با توجه به ماهیت بیولوژیکی، این روش‌ها نسبت به اغتشاش‌های وارد شده به ربات حساس نیستند و پس از اعمال اغتشاش قادر هستند به صورت نرم و سریع به حالت اولیه بازگردند. در مدل‌سازی شبکه عصبی مولد مرکزی الگو تمرکز اصلی بر روی فعالیت دسته نورون‌ها است که چگونه فعالیت‌های نوسانی و ریتمیک توسط خواص شبکه‌ای نورون‌ها ایجاد می‌شود. از مهم‌ترین مدل‌های مطرح در این نوع مدل‌سازی از مولدهای الگو، مدل نوسانگرهای غیرخطی است. به عبارتی اساس طراحی مدل‌های مولد مرکزی الگو بر مبنای استفاده از نوسان‌سازهای غیرخطی وفق‌پذیر بنا نهاده شده است. این مدل از نوسان‌سازها که در این پژوهش بر مبنای نوسان‌سازهای هاپف طراحی شده‌اند قادر هستند تا بسامد ذاتی خود را با بسامد یک سیگنال پیچیده تطبیق دهند. ویژگی اساسی این روش یادگیری آن است که به هیچ اطلاعات آموزشی از سیگنال ورودی نیاز ندارد و آموزش را به صورت کاملاً برخط انجام می‌دهد. این بدان معناست که همه فرآیند یادگیری درون معادلات دینامیکی سامانه نهفته شده است. این نوسان‌سازهای وفق‌پذیر برای تشکیل مولد الگو، درون یک مجموعه توسط تعدادی وزن به یکدیگر

برای استخراج سیاست کنترلی سه روش کلی وجود دارد. روش اول تقلید توسط سیاست کنترلی مستقیم است، اینوه و اسمارت از این روش برای استخراج سیاست کنترلی استفاده کرده‌اند که روشی بسیار ساده است؛ اما این نوع سیاست کنترلی تضمین نمی‌کند که رفتار تقلیدشده پایدار است، یعنی تضمین نمی‌کند که اصلاً می‌تواند به هدف برسد یا نه و همچنین نمی‌توان برای یک هدف تغییر کرده، آن سیاست قبلی را دوباره استفاده کرد [۱۱ و ۱۲]. روش دوم تقلید توسط یادگیری سیاست مبتنی بر مدل است، این نوع سیاست از رفتار نمایش داده شده، یک مدل پیش‌گویانه با دینامیک‌های حرکت تخمین می‌زند [۱۳]. این شیوه معمولاً در غالب ساختار یادگیری تقویتی فرمول‌بندی می‌شود که نیازمند تعریف تابعی برای دادن یک سری پاداش و جزا است که نیاز به تخصص دارد. روش سوم، تقلید توسط سیاست‌های یادگیری از خط سیرهای نشان داده شده است، این روش تضمین می‌کند که رفتار تقلیدشده پایدار است و قابلیت مدولاسیون را دارد. یکی از روش‌های این سیاست جهت انکد کردن خط سیرهای نمایش داده شده، روش‌های سمبلیک است که به عنوان نمونه راتو<sup>۱</sup> و همکاران از این روش برای انکد کردن خط سیرها استفاده نموده‌اند. از جمله مزایای این روش آن است که راهی برای نگهداری آسان سلسله مراتب حرکت‌ها ایجاد می‌کند اما مشکل اصلی آن این است که برای تعریف کردن نشانه‌های مهم و کارا بودن سگمنت‌ها، به مهارت‌های قوی وابسته است [۱۴]. برای مقابله با مشکلات روش‌های وابسته به زمان، روش‌های دیگر، از دینامیک‌های ذاتی حرکت برای استخراج سیاست یا انکد کردن خط سیر، استفاده نموده‌اند. اسفوز<sup>۲</sup> و هرزوک<sup>۳</sup> از مدل مخفی مارکوف<sup>۴</sup> برای یادگیری تقلیدی حرکات نمایش داده شده استفاده نمودند. این مدل، مدلی دیگر برای انکد کردن خط سیر است که می‌تواند به طور مؤثر برای شناسایی حرکت و مشخص کردن این که، کدام متغیر کنترلی باید تقلید شود و چگونه، استفاده شود [۱۵ و ۱۶]. مدل مخفی مارکوف قادر است چندین حرکت را در یک مدل، جا دهد و همچنین برای اصلاح قسمتی از حرکت نیاز ندارد کل حرکت را دوباره نشان دهد؛ اما از آنجایی که این شیوه حرکات گسسته و تکرارشونده را به یک روش یکسان مدیریت می‌کند و در نتیجه نیاز نیست که بسامد حرکت در آن مشخص شود، از دقت بسیار پایینی برخوردار است و همچنین برای داشتن پایداری تضمین شده به هدف مورد نظر به نوع انتخاب پارامترهای بستگی دارد [۱۵ و ۱۷]. لیسپیرت<sup>۵</sup> و همکاران از سامانه‌های دینامیک غیرخطی براساس مجموعه‌ای از معادلات دیفرانسیل غیرخطی با دینامیک‌های تعریف شده، برای یادگیری تقلیدی حرکات گسسته در ربات انسان‌نما با ۳۰ درجه آزادی و ۱/۹ متر قد، استفاده نموده‌اند. روش موتورهای اولیه، روشی دیگر برای نمایش حرکت براساس سامانه‌های دینامیک غیرخطی به عنوان

- 1 Rao
- 2 Asfour
- 3 Herzog
- 4 Hidden Markov Model
- 5 Ijspeert

با دینامیک‌های از پیش تعریف شده است. در کنترل ربات‌ها، موتورهای اولیه چارچوب خط سیرهایی در نظر گرفته می‌شوند که اطلاعات اولیه درباره حرکت‌ها در آن قرار دارند و می‌توانند با توجه به اطلاعات بازخورد تنظیم شوند. سه مزیت برای استفاده از این موتورها وجود دارد. اول، آن‌ها مشکل برنامه‌ریزی را با کم کردن فضای کاری ربات به پارامترهای کنترل موتورهای اولیه آسان می‌کنند. دوم، آن‌ها یک سامانه با حلقه بازخورد محلی و سریع برای تولید خط سیر برخط به وجود می‌آورند. در پایان، درجات آزادی متغیر می‌توانند با یکدیگر ترکیب شوند تا از هماهنگی ذاتی و رفتارهای هماهنگ اطمینان حاصل شود [۱۹]. گای و همکاران برای آموزش پایداری ربات در هنگام راه رفتن از مولدهای مرکزی الگو استفاده کردند [۲۳].

یکی از ایرادهای روش‌های قبلی [۲۴] ثابت بودن تعداد نوسان‌سازهاست. از آنجا که تعداد هارمونیک‌های الگوی ورودی مشخص نیست و هر نوسان‌ساز وقتی قادر است تا حداکثر با یکی از این هارمونیک‌ها تطابق یابد، مولد الگو همیشه قادر نیست تا به درستی الگوی ورودی را بازتولید کند. در صورتی که تعداد هارمونیک‌های الگو ورودی بیشتر از تعداد نوسان‌سازهای وقتی باشد بخشی از الگو آموزش داده نمی‌شود و از دست می‌رود. این امر موجب بالا رفتن خطای مرحله بازتولید الگو خواهد شد و کارایی آموزش را کاهش می‌دهد. در این پژوهش تعداد نوسان‌سازها با توجه به نرخ همگرایی سیگنال یادگیری به سیگنال خروجی کینکت متغیر است. این روش در اکثر مواقع نه تنها دقت بلکه سرعت یادگیری را افزایش می‌دهد.

حرکت‌های ریتمیک و گسسته در نظریه کنترل موتور معمولاً جداگانه در نظر گرفته می‌شوند. در این مولد مرکزی الگو، همه حرکات از طریق ترکیب موتورهای اولیه گسسته و ریتمیک که هر دو توسط سامانه دینامیکی منحصربه‌فردی که مولد الگوی واحد<sup>۳</sup> نامیده می‌شود، مدل می‌شوند. خلایقیت این پژوهش در ترکیب حرکات ریتمیک و گسسته در یک سامانه است.

### ۳-۱- پیاده‌سازی شبکه عصبی مولد الگوی واحد

در این سرفصل دقت اجرای مولدهای مرکزی الگو بیان می‌شود. تمامی خط سیرها از طریق یک سری معادلات دیفرانسیل منحصربه‌فرد (که مولد الگوی واحد نامیده می‌شود) به دست می‌آیند که برای تولید حرکات پیچیده طراحی می‌شوند که به‌عنوان حرکات پرودیک در برابر انحرافات متغیر با زمان مدل می‌شوند. هر مولد الگوی واحد می‌تواند به دو زیرسامانه گسسته و ریتمیک تقسیم‌بندی شود. زیرسامانه اول مسئولیت تولید حرکات کوتاه و معطوف به هدف و زیرسامانه دوم مسئولیت تولید حرکات ریتمیک از قبیل دامنه و بسامد الگو را به عهده دارد.

به‌منظور گسترش یک برنامه‌ریز سطح پایین که بتواند هم حرکات ریتمیک و هم حرکات گسسته را تولید کند، دینامیک‌های دو سامانه ارائه شده روی هم قرار می‌گیرند تا یک چرخه حدی که بتواند در جهت  $x$  حرکت کند به دست آید. برای مثال، حرکات گسسته به‌عنوان تعریفی از حرکات ریتمیک

متصل می‌شوند و علاوه بر آن باید با یکدیگر جفت شوند. این مجموعه توسط یک سیگنال ورودی آموزشی آموزش می‌بیند تا خروجی را تولید کند [۲۰].

ساختار اتصال نوسان‌سازهای هاپف در شکل ۲ نمایش داده شده است. این نوسان‌سازهای وفق‌پذیر برای تشکیل مولد الگو، درون یک مجموعه توسط تعدادی وزن به یکدیگر متصل می‌شوند و علاوه بر آن باید با یکدیگر جفت شوند. این مجموعه توسط یک سیگنال ورودی آموزشی که  $P_{teach}$  نام رفته است آموزش می‌بیند تا خروجی  $Q_{learn}$  را تولید کند. در این ساختار هر نوسان‌ساز سیگنال آموزشی  $f = P_{teach} - \sum a_i x_i$  را در هر لحظه از زمان دریافت می‌کند که این مقدار تفاضل مابین الگوی مورد نظر  $P_{teach}$  و الگوی یاد گرفته شده  $Q_{learn}$  است [۲۱].

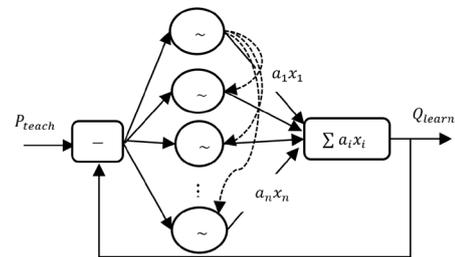


Fig.2. The Connection of the Hopf Oscillator [21]

### شکل ۲: ساختار اتصال نوسان‌ساز هاپف [۲۱]

در اصلاح کنترل ربات‌ها، ایده اصلی پشت مفهوم مولدهای مرکزی الگو این است که حرکت‌هایی توسط مولدهای الگو ایجاد شوند که پارامترهایی در قالب سیگنال‌های کنترلی دارند، اما دینامیک‌های آن‌ها از پیش تعریف شده است.

روش مبتنی بر مولد مرکزی الگو برای تولید حرکت، ابعاد مسأله را کاهش می‌دهد و به‌جای اینکه تمامی مسیرها را محاسبه کند تنها پارامترهای کلیدی حرکت را مشخص می‌کند. به‌علاوه، مسیرهای تولیدشده توسط مولدهای الگو (موتورهای اولیه) می‌توانند توسط بازخوردهای حسگری تنظیم شوند تا بر مسیرهای محیط‌های غیر معلوم جزئی منطبق شوند [۲۲]. خروجی این مولدها موتور اولیه نامیده می‌شود. برای مدل کردن این موتورهای اولیه، از سامانه‌های دینامیکی با ویژگی‌های جاذب مناسب استفاده می‌شود. مولد الگو سامانه معادلاتی است که خط سیرها و موتور اولیه‌ای را به‌عنوان راه‌حل سامانه تولید می‌کند. مزیت روش موتورهای اولیه نسبت به روش‌های سنتی به قرار زیر است. در روش‌های سنتی، معمولاً دو فرآیند متفاوت وجود دارد، یک برنامه‌ریز سطح بالا<sup>۱</sup> که خط سیرهای مطلوب را محاسبه می‌کند و یک کنترلر سطح پایین<sup>۲</sup> (مثلاً یک کنترلر  $PID$ ) که خط سیرهای مطلوب را به موتور منتقل می‌کند. ایده پشت مفهوم موتورهای اولیه، اضافه کردن یک برنامه‌ریز سطح پایین به سامانه است که متشکل از یک مجموعه خط سیر

- 1 High-level planner
- 2 Low-level controller

3 Unit pattern generator (UPG)

قدم اصلی در این مرحله استفاده از کینکت برای به دست آوردن موقعیت‌های اسکلت سه بعدی بدن و محاسبه زوایای مفاصل با استفاده از روش زاویه مابین دو خط متقاطع در فضا است. برای به دست آوردن زاویه مفاصل، ابتدا مختصات مفاصل از یکدیگر کسر می‌گردند تا طول مابین دو مفصل به دست آید. بازو و آرنج دو بردار متقاطع در فضا در نظر گرفته شده‌اند. بین این دو بردار رابطه زیر برقرار است:

$$\vec{v}_1 \cdot \vec{v}_2 = |v_1| |v_2| \cos(\alpha) \quad (7)$$

که  $v_1$  فاصله  $\vec{v}_1$  تا مبدأ است و  $\alpha$  زاویه مابین دو بردار را نشان می‌دهد.

$$\alpha = \cos^{-1} \left( \frac{\vec{v}_1 \cdot \vec{v}_2}{|v_1| |v_2|} \right) \quad (8)$$

با توجه به ربات آزمایشی این پژوهش (ربات انسان‌نمای بایولود) برای شانه دو درجه آزادی در نظر می‌گیریم. سپس زوایای  $\alpha\theta_1$ ،  $\theta_2$  شانه را محاسبه می‌کنیم. با استفاده از ثابت در نظر گرفتن سامانه مختصات فرض می‌کنیم مختصات مفاصل بازو  $(e_x, e_y, e_z)$  است. با توجه به قانون کسینوس‌ها داریم:

$$c^2 = a^2 + b^2 - 2ab \cos(\theta) \quad (9)$$

$$\theta_1 = \cos^{-1} \left( \frac{e_y}{\sqrt{e_y^2 + e_x^2}} \right) \quad (10)$$

$$\theta_2 = \cos^{-1} \left( \frac{e_z}{\sqrt{e_y^2 + e_x^2}} \right) \quad (11)$$

به‌صورت نمونه، الگوی مورد استفاده برای محاسبه زاویه مفصل آرنج در الگوریتم ۱ نشان داده شده است. حسگر کینکت استفاده شده در این آزمایش اسکلت بدن انسان را در قالب ۲۰ مفصل نمایش می‌دهد. مفاصل شماره ۹، ۱۰ و ۱۱ به ترتیب بر روی شانه، آرنج و مچ دست قرار می‌گیرند. نمودارهای تغییرات زاویه مفاصل در حالت باز و بسته کردن دست حاصل از تحلیل داده‌های سه بعدی کینکت در متلب در شکل ۳ نشان داده شده‌اند.

### ۳-۳- مدل‌سازی لایه دوم مولد مرکزی الگو

هدف این لایه آموزش داده‌های به‌دست‌آمده از لایه اول است. در این مطالعه جهت آموزش خط سیر هر درجه آزادی درگیر حرکت موردنظر ربات، از روش مولد الگوی واحد استفاده می‌شود. سپس خط سیرهای به‌دست‌آمده با استفاده از الگوریتم ازدحام ذرات بهینه‌سازی شده تا کمترین خطا را نسبت به خروجی‌های کینکت داشته باشند. اساس کار در این روش به این صورت است که با به دست آمدن خط سیر زوایای هر درجه آزادی ربات در طول زمان از طریق لایه اول سامانه، این خط سیر به‌عنوان ورودی به لایه دوم سامانه داده می‌شود. هرکدام از نوسان‌سازهای ساختار شبکه‌ای از نوسان‌سازها سیگنال

اعمال می‌شوند. این امر با تعبیه کردن خروجی  $y_i$  حرکت گسسته به‌عنوان یک انحراف از خروجی  $x_i$  حرکات ریتمیک به دست می‌آید؛ بنابراین:

$$h_i = 1 - h_i \quad (1)$$

$$\dot{y}_i = v_i \quad (2)$$

$$\dot{v}_i = \ddot{a} - \frac{1}{4} B^2 h_i^2 (y_i - v_i) - B h_i v_i \quad (3)$$

$$\dot{m}_i = C (\mu_i - m_i) \quad (4)$$

$$\dot{x}_i = \frac{A}{|\mu_i|} (m_i - r_i^2) (x_i - y_i) - \omega_i z_i + \varepsilon \quad (5)$$

$$\dot{z}_i = \frac{A}{|\mu_i|} (m_i - r_i^2) z_i - \omega_i (x_i - y_i) + \varepsilon \quad (6)$$

که  $x_i$  خروجی ریتمیک و  $y_i$  خروجی گسسته سامانه است، درحالی‌که  $r_i = \sqrt{(x_i^2 - y_i^2) + z_i^2}$  است.  $m_i$ ،  $z_i$ ،  $v_i$  و  $h_i$  متغیرهای کمکی هستند.  $A$  و  $B$  ثابت‌هایی هستند که زمان همگرایی سامانه را کنترل می‌کنند.  $\mu_i$  نیز یک نقطه ثابت پایدار است. زمانی که  $\mu_i > 0$  معادلات (۵) و (۶) یک نوسان‌ساز هاپف را نشان می‌دهند که جواب آن  $x_i$  یک سیگنال پریودیک از دامنه  $\sqrt{\mu_i}$  و بسامد  $\omega_i$  با یک انحراف  $\gamma_i$  است. دوشاخگی هاپف زمانی که  $\mu_i < 0$  باشد منجر به یک سامانه با یک نقطه ثابت جاذب کلی در  $(0, 0, 0)$  می‌شود.  $\varepsilon$  نیز به عنوان یک سیگنال نویز تعمیم‌یافته، برای جلوگیری از جواب‌های ناپایدار، به معادلات اضافه شده است. مجموعه معادلات (۱) تا (۶) یک مولد الگوی واحد هستند که حداقل مجموعه معادلات برای کنترل یک درجه آزادی را تشکیل می‌دهند [۲۲].

### ۳-۲- مدل‌سازی لایه اول مولد مرکزی الگو

برای آموزش لایه اول مولد مرکزی الگو لازم است تا ابتدا الگوهای موردنیاز برای آموزش نمایشی این لایه را تولید کنیم. هدف این لایه به دست آوردن خط سیر هر مفصل ربات جهت یادگیری حرکات پیچیده و موزون دست مثل حرکات تنیس، دمبل زدن و نرمش است. برای این منظور با اجرای حرکات مورد نظر توسط آموزگار انسانی و به کمک یک حسگر کینکت اطلاعات این حرکات استخراج می‌گردد. زمانی که اطلاعات از کینکت به دست می‌آید، تصویر عمقی به‌منظور استخراج اطلاعات درباره موقعیت و ژست کاربر با استفاده از یک الگوریتم تجزیه و تحلیل می‌شود. این الگوریتم با تقسیم‌بندی بدن کاربر به ۲۱ قسمت کار می‌کند که به‌عنوان یک تخمین سه بعدی از مفاصل کاربر شناخته می‌شود. تحلیل تصاویر عمقی در مقایسه با تحلیل تصاویر رنگی چند مزیت دارد؛ تصاویر در تنظیمات نور کم اطلاعات با کیفیت بالا را تهیه می‌کنند، رنگ و تارپود یکسان دارند، مقیاس آن‌ها کالیبره شده و استخراج پس‌زمینه آسان است. به‌علاوه، مجموعه‌های آموزش مصنوعی با تصاویر عمقی نسبت به تصاویر رنگی راحت‌تر ساخته می‌شوند. پژوهش‌های فراوانی برای کنترل حرکات ربات از کینکت استفاده کرده‌اند [۲۵ و ۲۶].

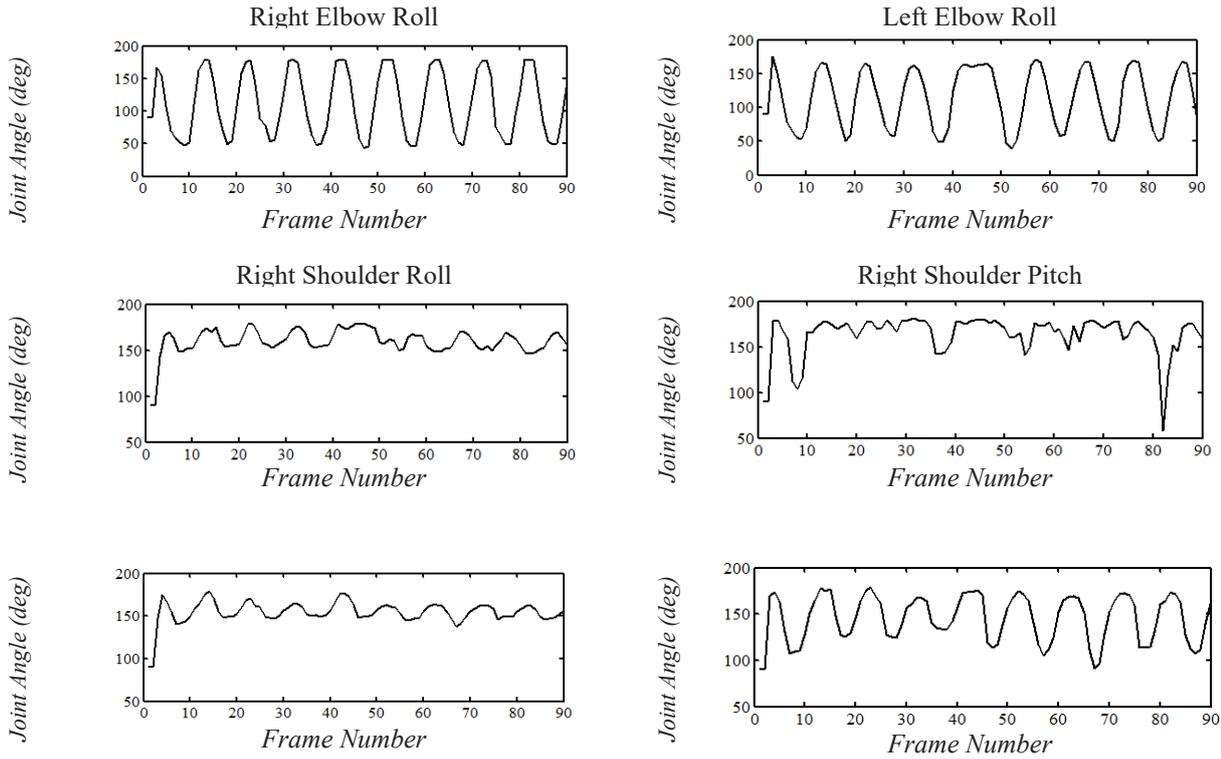


Fig. 3. Kinect output, elbow and Shoulder joint angles (base on equations 7-11)

شکل ۳: خروجی‌های کینکت، زوایای مفاصل آرنج و شانه (براساس معادلات (۷) تا (۱۱))

الگوریتم ۱: الگوریتم محاسبه زاویه مفصل آرنج

#### Algorithm 1. computing the elbow joint angle

##### Computing the Elbow Joint Angle

- 1: **Input:** three spatial sequence point
- 2: **Output:** angle between these three point distances
- 3: **for** each  $j \in [1, \text{frame number}]$  **do**
- 4:  $x =$  joint coordinate (9: j) - joint coordinate (10: j)
- 5:  $y =$  joint coordinate (11: j) - joint coordinate (10: j)
- 6:  $Absolute\ x = \sqrt{(x_1^2 + x_2^2)}$
- 7:  $Absolute\ y = \sqrt{(y_1^2 + y_2^2)}$
- 8:  $teta(j) = (x \times y) / ((Absolute\ x \times Absolute\ y) + eps)$
- 9: **end**
- 10:  $teta = \cos^{-1} teta$
- 11:  $teta = teta \times 180 / \pi$

الگوریتم ۲: محاسبه الگوهای خروجی آموزش داده شده

#### Algorithm 2. computing of trained output patterns

##### Algorithm of computing of trained output patterns

- 1: **Input:** Kinect patterns which are computed by geometric methods.
- 2: **Output:** optimized patterns of unit pattern generators.
- 3: Generating rhythmic patterns by Hopf oscillator using UPGs.
- 4: Apply the condition  $\mu > 0$  in UPG.
- 5: Obtain the best UPG parameters by optimization algorithm.
- 6: Dectract the 1th UPG output from Kinect output.
- 7: **for** each  $i \in [2, \text{neuron number}]$  **do**
- 8: Dectract the ith UPG output from i-1th UPG output.
- 9: **End**
- 10: Sum all UPGs.
- 11: Train UPG network.
- 12: Test UPG network.

زمینه هوش جمعی وجود دارد که در این تحقیق الگوریتم‌های بهینه‌سازی ازدحام ذرات<sup>۱</sup>، رقابت استعماری<sup>۲</sup> و زنبور عسل<sup>۳</sup> برای حل این مشکل به کار برده شده است. برای به دست آوردن پارامترهای ثابت نوسان‌سازها (دامنه، فاز و بسامد) از الگوریتم‌های بهینه‌سازی استفاده شده است. مراحل به دست آوردن سیگنال نهایی در الگوریتم ۲ نشان داده شده است.

همانطور که در این الگوریتم نشان داده شده است ابتدا داده‌های به دست آمده از کینکت در نرم افزار متلب وارد شده و زوایای مفاصل به روش هندسی محاسبه می‌شوند. سپس الگوهایی توسط نوسان‌ساز هاپف تولید می‌شوند، این الگوها با استفاده از شبکه عصبی مولد الگوی واحد برای بهترین همگرایی به خروجی‌های واقعی آموزش داده می‌شوند و بهترین پارامترهای آن‌ها با استفاده سه الگوریتم تکاملی به دست می‌آیند. شکل‌های ۴ تا ۶ نمونه‌ای از مدولاسیون یک الگوی ورودی که از لایه اول سامانه به دست آمده و توسط لایه دوم سامانه آموزش دیده است، نشان می‌دهد. پارامترهای نوسان‌سازها در مولدهای مرکزی الگو با استفاده از الگوریتم‌های تکاملی بهینه‌سازی شده‌اند تا بهترین الگوهای آموزش دیده شده با توجه به خروجی‌های کینکت به دست آیند. در این نمودارها قسمت‌های نقطه‌چین بیانگر خروجی‌های کینکت و خطوط بیانگر الگوهای آموزش دیده شده هستند.

ورودی یکسانی را دریافت می‌کنند که در واقع اختلاف سیگنال ورودی که می‌خواهد یاد گرفته شود و سیگنال یاد گرفته شده در حلقه فیدبک است. هر بار در حلقه فیدبک یکی از نوسان‌سازها بسامد خود را با یکی از مؤلفه‌های بسامدی سیگنال ورودی منطبق می‌نماید و در واقع هر کدام از نوسان‌سازها خود را با یکی از هارمونیک‌های سیگنال ورودی منطبق می‌نمایند.

با استفاده از این روش، سامانه به ازای هر مقدار اولیه‌ای برای پارامترهای نوسان‌سازها از جمله فاز، بسامد، دامنه همگرا نمی‌شود، به عبارت دیگر در یادگیری خط سیر مورد نظر نمی‌توان هر مقدار اولیه دلخواهی را به پارامترهای هر نوسان‌ساز در حلقه فیدبک، نسبت داد؛ زیرا این امر موجب واگرا شدن سیگنال در حال یادگیری، پس از قطع سیگنال ورودی از سامانه می‌شود و بنابراین مسأله یادگیری سیگنال مورد نظر با شکست مواجه می‌شود.

#### ۴- بهینه‌سازی و به دست آوردن سیگنال آموزش داده شده

استفاده از ایده هوش جمعی در ترکیب با سامانه‌های دینامیک غیرخطی راهکاری مناسب برای غلبه بر چالش موجود است. الگوریتم‌های فراوانی در

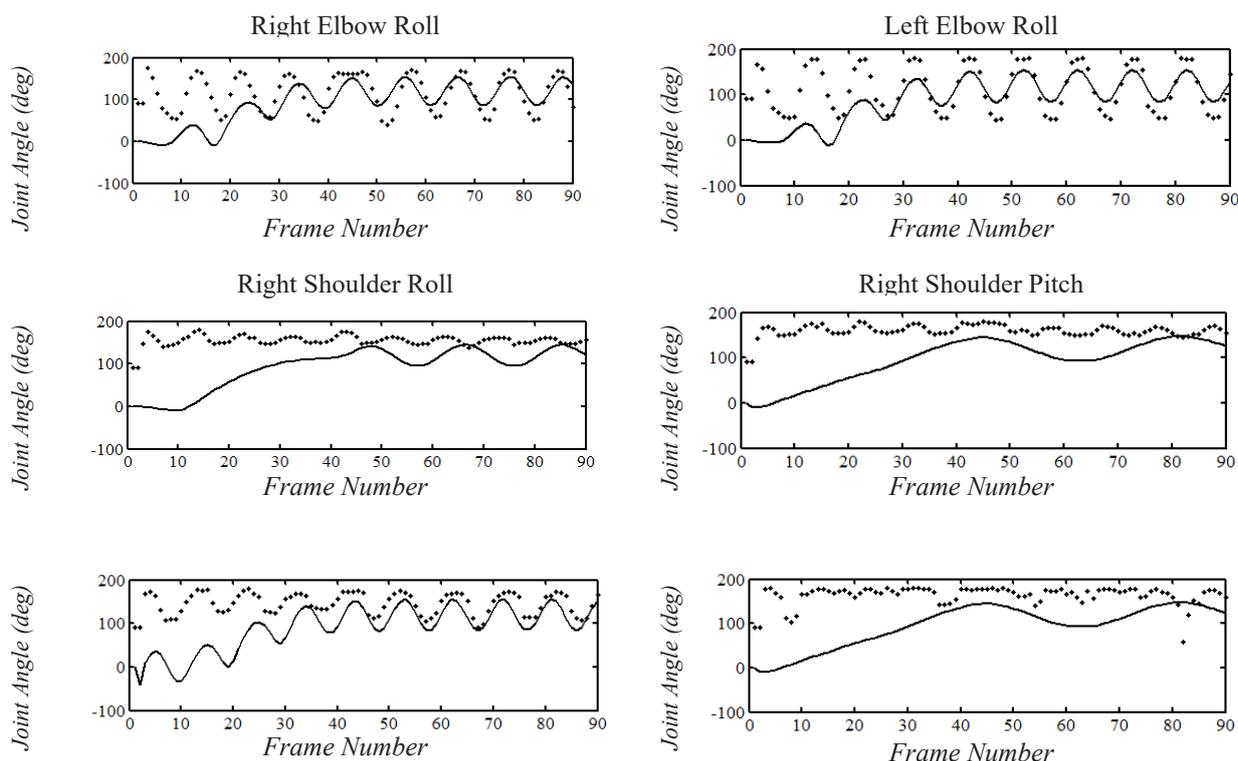


Fig. 4. Optimized learned patterns by PSO algorithm

شکل ۴: الگوهای یادگیری بهینه‌سازی شده توسط الگوریتم ازدحام ذرات

- 1 Particle swarm optimization
- 2 Imperialist Competitive Algorithm - ICA
- 3 Artificial bee colony algorithm

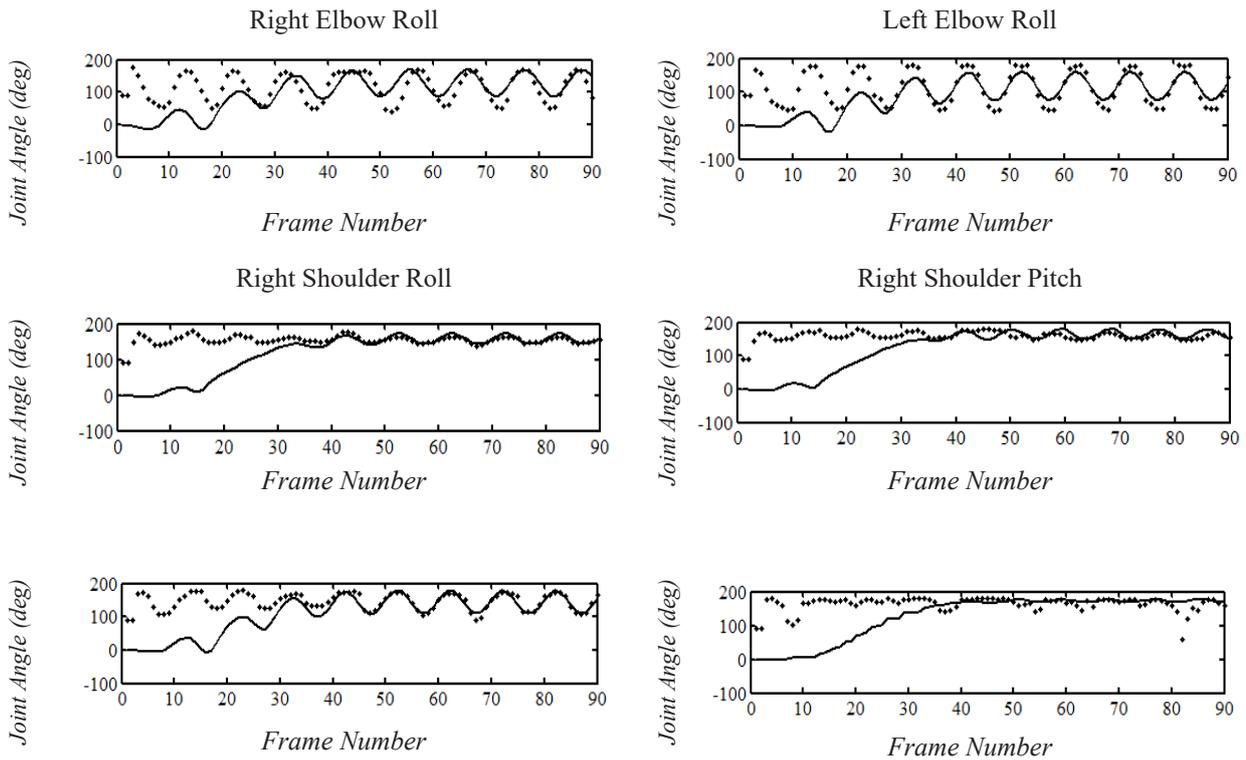


Fig. 5. Optimized learned patterns by ICA algorithm

شکل ۵: الگوهای یادگیری بهینه‌سازی شده توسط الگوریتم رقابت استعماری

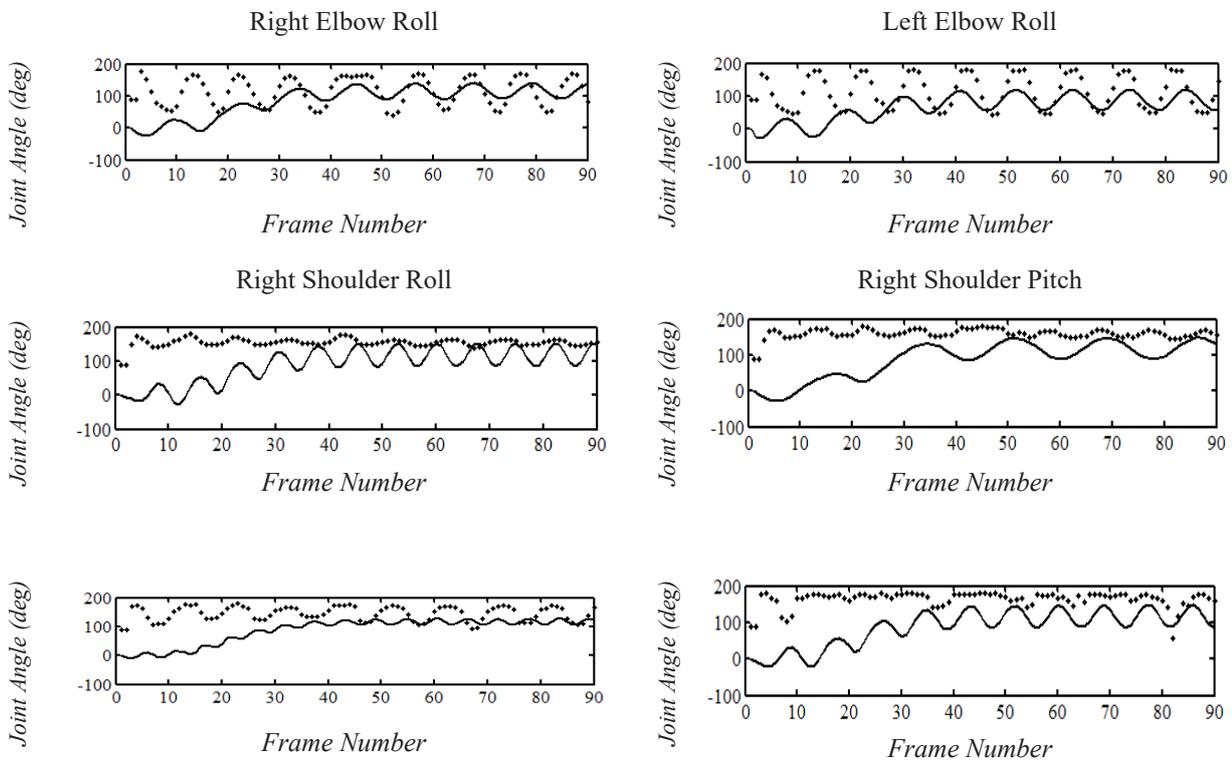


Fig. 6. Optimized learned patterns by ABC algorithm

شکل ۶: الگوهای یادگیری بهینه‌سازی شده توسط الگوریتم زنبور عسل



Fig. 7. system simulation in V-rep, Nao robot imitate human body movement

شکل ۷: شبیه‌سازی سامانه در وی‌رپ. ربات نائو حرکت بدن انسان را تقلید می‌کند

## ۵- شبیه‌سازی در نرم‌افزار وی‌رپ

پس از اجرای فرایند یادگیری در نرم‌افزار متلب و به دست آوردن پارامترهای نوسان‌سازها، باید برای شبیه‌سازی سامانه موردنظر روی ربات انسان‌نمای نائو سراغ محیط شبیه‌ساز وی‌رپ رفت.

نرم‌افزار وی‌رپ یک نرم‌افزار متن‌باز<sup>۱</sup> است که با همکاری گروه برنامه‌نویس ۶ شرکت از کشورهای سوئیس، ترکیه، کره و ... تهیه شده است. این نرم‌افزار امکان ساخت، شبیه‌سازی و آزمودن انواع و اقسام ربات و نیز مدل‌سازی خطوط تولید کارخانه و آموزش رباتیک به‌ویژه صنعتی است. به علت دارا بودن توابع و امکانات متنوع و برنامه‌های واسط کاربری (API) و پلاگین‌های مختلف قابلیت‌های خوبی برای کارهای مدل‌سازی رباتیک دارد. این نرم‌افزار بی‌تردید رقیبی سرسخت برای نرم‌افزارهای مشابه خود از جمله روبات وورکرز<sup>۲</sup> و ویبوتس<sup>۳</sup> است. علاوه بر موارد ذکر شده، این نرم‌افزار امکان نوشتن برنامه‌های ربات‌ها با زبان‌های برنامه‌نویسی مختلفی مانند پایتون<sup>۴</sup>، جاوا<sup>۵</sup>، سی پلاس پلاس<sup>۶</sup>، لوا<sup>۷</sup>، متلب<sup>۸</sup> و ساخت فایل‌های ویدئویی از عملکرد ربات‌ها و انتقال برنامه‌ها به ربات‌های متحرک واقعی را داراست [۲۷]. در این شبیه‌سازی داده‌های یاد گرفته شده از طریق متلب به نرم‌افزار وی‌رپ منتقل و به ربات انسان‌نمای نائو منتقل می‌شوند. دلیل اصلی انتخاب ربات نائو مشابه بودن درجات آزادی مفاصل دست‌ها به ربات بایولود (ربات واقعی مورد استفاده در این پژوهش برای پیاده‌سازی الگوهای یادگیری)

است؛ بنابراین دو درجه آزادی در شانه در جهت‌های رول<sup>۹</sup> و پیچ<sup>۱۰</sup> و یک درجه آزادی در مفصل آرنج در جهت رول برای ربات مشخص کرده و داده‌ها را در قالب رادیان به شبیه‌ساز منتقل می‌کنیم. شکل ۷ نمونه‌ای از حرکات تقلیدشده توسط ربات نائو را در شبیه‌ساز وی‌رپ نشان می‌دهد.

## ۶- ارزیابی نتایج

در این بخش به مقایسه روش‌های گفته‌شده پرداخته شده است. جدول ۱ مقایسه روش‌های ازدحام ذرات، زنبورعسل و رقابت استعماری را براساس معیارهای درصد میانگین نرخ همگرایی، متوسط درصد خطای آزمودن و متوسط زمان آموزش برای تعدادی نمونه یکسان، نشان می‌دهد. منظور از معیار نرخ همگرایی، درصد تعداد الگوهای حرکتی است که به کمک روش موردنظر به‌صورت موفقیت‌آمیز و با دقت مطلوب آموزش می‌بینند و الگویی هماهنگ با الگوی حرکتی مربی دنبال می‌کنند. این معیار در جدول به‌صورت درصدی بیان شده است. منظور از معیار متوسط درصد خطای آزمون، متوسط توان دوم اختلاف الگوی حرکتی مربی و الگوی حرکتی یاد گرفته شده بر طول الگوهای حرکتی در میان چند الگوی حرکتی با روش مورد نظر است. این معیار جهت سنجش دقت و کیفیت روش‌ها بسیار مهم است. بالا بودن میزان این معیار نشان‌دهنده همگرا شدن بیشتر پارامترهای سامانه به پارامترهای درست مورد نظر است. منظور از معیار متوسط زمان آموزش، متوسط زمان لازم برای کاهش تغییرات پارامترهای سامانه و همگرا شدن پارامترها در روش مورد نظر است که بر روی یک پردازنده واحد اندازه‌گیری می‌شود.

- 1 Open source
- 2 ROBOTWORKS
- 3 WEBOTS
- 4 Python
- 5 Java
- 6 C++
- 7 Lua
- 8 Matlab

- 9 Roll
- 10 Pitch

طراحی شده مبتنی بر مولدهای مرکزی الگوست که لازمه اصلی برای کنترل حرکات ربات به صورت نرم و روان است. در ادامه پیاده‌سازی الگوهای یاد گرفته شده بر روی ربات انسان‌نمای بایولویید تشریح می‌گردد.

#### ۶-۱- پیاده‌سازی بر روی ربات انسان‌نما

برای پیاده‌سازی الگوهای یادگیری از یک ربات انسان‌نمای بایولویید استفاده شده است. ربات بایولویید که یکی از محصولات شرکت روبوتیس کره است از تعدادی موتور داینامیکسل (در مدل مورد استفاده در این پژوهش از ۱۲ موتور استفاده شده است)، تعدادی لینک‌های اتصال، یک کنترلر سی ام پنج و یک رابط یو اس بی به داینامیکسل ۳ تشکیل شده است. داینامیکسل یک سرو سامانه مجتمع و کامل است که از یک موتور DC، گیربکس، حسگر، کنترلر، درایور ساخته شده است. این سامانه قابلیت برقراری ارتباط شبکه‌ای به صورت TTL یا RS485 را داراست. در این پژوهش به جای استفاده از کنترلر و رابط اتصال ربات از یک آردیونو استفاده شده است. تجهیزات مورد نیاز برای پیاده‌سازی الگوهای یادگیری عبارت است از: کیت آموزشی بایولویید، یک آردیونو مگا ۲۵۶۰، یک بافر 74LS241N، یک آداپتور ۱۲ ولت، تعدادی سیم برای برقراری اتصالات، یک دیود نوری برای کاهش ولتاژ. در این پژوهش برای کنترل موتورها از برد آردیونو استفاده شده است. این سرو موتورها به سختی با آردیونو متصل می‌شوند. در واقع، برای راه‌اندازی دو یا تعداد بیشتری داینامیکسل یک ارتباط یک‌طرفه<sup>۴</sup> ۱ مگابایتی با یک مدار اضافی مورد نیاز است. در حالتی که بیش از یک موتور استفاده شده باشد یک بافر ۳ وضعیت<sup>۵</sup> مورد نیاز است که مابین آردیونو و سرو موتور قرار می‌گیرد. پروتکل داینامیکسل یک پروتکل سریال است؛ بنابراین بافر باید به پورت سریال آردیونو متصل گردد. در این پژوهش از یک برد آردیونو مگا ۲۵۶۰ استفاده شده است. دلیل انتخاب این برد دارا بودن سه جفت پورت سریال (سه جفت Rx و Tx) است که از یک جفت برای نمایش داده‌ها در کامپیوتر و از یک جفت برای دریافت و ارسال اطلاعات به ربات استفاده می‌شود. یکی از ویژگی‌های مهم سرو موتورهای داینامیکسل اتصال موتورها به صورت سریال به یکدیگر است. هر یک از موتورها دارای یک شماره شناسایی<sup>۶</sup> است و برای دستور دادن به هر موتور فقط کافی است در کد مورد نظر شماره شناسایی موتور مشخص شود. با توجه به مستندات موجود در کاتالوگ محصول مناسب‌ترین میزان ولتاژ برای راه‌اندازی موتورها ولتاژی بین ۹ تا ۱۲ ولت است که بهترین ولتاژ ۱/۱ ولت است؛ بنابراین بر روی مدار مورد نظر یک دیود قرار می‌دهیم تا با کم شدن ۰/۷ ولت، میزان ولتاژ به ۱۱/۳ ولت برسد. شکل ۸ شماتیک مدار مورد استفاده برای اتصال آردیونو به ربات انسان‌نمای بایولویید را نشان می‌دهد.

در تمامی الگوریتم‌ها حد بالایی بهینه‌سازی ۲۰ و حد پایینی ۰/۳ در نظر گرفته شد. در الگوریتم ازدحام ذرات تعداد ذرات برابر ۱۰۰، در الگوریتم رقابت استعماری تعداد کشورها برابر ۱۰۰ و در الگوریتم زنبورعسل تعداد کلنی‌ها برابر ۱۰۰ در نظر گرفته شده است. تعداد چرخه‌های تکرار برای هر کدام از الگوریتم‌ها نیز ۱۰۰ قرار داده شد. تمامی این محاسبات با لپ‌تاپ ایسوس ۵ هسته‌ای با میزان حافظه رم ۲ گیگابایت انجام شده است. نتایج محاسبات در جدول ۱ نشان داده شده است.

جدول ۱: مقایسه روش‌های بهینه‌سازی گوناگون بر اساس معیارهای ارزیابی

Table 1. Compare different optimized methods according to evaluation criteria

روش	درصد متوسط نرخ همگرایی	متوسط خطای تست	متوسط زمان آموزش (دقیقه)
ازدحام ذرات	۸۱٪	۲۶/۶۲٪	۱۵
رقابت استعماری	۸۶٪	۱۰/۳۱٪	۵
زنبورعسل	۷۸٪	۳۲/۳٪	۴۵

با توجه به نتایج محاسبات استفاده از الگوریتم رقابت استعماری در شبیه‌سازی و آموزش الگوها نسبت به الگوریتم‌های ازدحام ذرات و زنبورعسل نه تنها خطای آزمون کمتری دارد بلکه به زمان کمتری نیز نیاز دارد.

در کارهای گذشته گروه رباتیک دانشگاه اصفهان که بر روی ربات‌های انسان‌نما انجام گرفته است از ابزارها و روش‌های متفاوتی برای آموزش ربات‌ها استفاده شده است. به عنوان مثال در [۲۸] تولید الگوها با استفاده از دستگاه ضبط حرکت صورت گرفت. این دستگاه قادر است حرکات مریبی را ضبط کرده و با اتصال به نرم‌افزار کیو تی ام<sup>۱</sup>، موقعیت‌های حرکتی هر مفصلی که به کمک نشانگرها روی بدن آموزگار انسانی نشان‌گذاری شده‌اند، به صورت خط سیر نسبت به زمان، به کاربر تحویل دهد. کنترل ربات با استفاده از این روش نه تنها هزینه بالایی را در پی داشت بلکه در انجام برخی حرکات نیز محدودیت داشت. در پژوهشی دیگر [۲۹]، مشکل ثابت بودن تعداد نوسان‌سازها با بهینه کردن تعداد آن‌ها برطرف شد. همچنین شیوه‌ای دیگر برای به دست آوردن خط سیرهای حرکتی مفاصل ربات مورد بررسی قرار گرفت. در این روش با استفاده از حرکت دادن دست ربات به صورت فیزیکی و اطلاعات به دست آمده از بازخوردهای حسگری حرکت طبل زدن شبیه‌سازی شد. در این پژوهش انجام حرکات متنوع پشت سرهم با محدودیت روبه‌رو است. در پژوهش پیش‌رو، انجام حرکات متنوع با محدودیت روبه‌رو نیست، آموزگار برای آموزش ربات نیاز به تخصص ندارد، الگوریتم یادگیری

1 QTM

2 CM5-  
3 Usb2dynamixel  
4 Half-duplex  
5 Tri-state  
6 ID

در دو دست آن بود. خط سیرها با استفاده از حسگر کینکت ضبط و در نرم‌افزار متلب تحلیل شد. در لایه دوم الگوهای خروجی کینکت با استفاده از نوسان‌سازهای غیرخطی هاپف بازتولید شدند. بهترین پارامترهای این الگوها براساس الگوریتم‌های ازدحام ذرات، رقابت استعماری و زنبورعسل به دست آمدند و الگوهای مشابه خروجی‌های کینکت برای بازتولید حرکات تکرار شونده تولید شدند. این الگوها در شبیه‌سازی وی‌رپ بر روی ربات نانو اعمال شدند و حرکاتی مشابه حرکات مربی انسانی توسط ربات انجام شد. از مزایای انجام این تحقیق می‌توان به عدم وابستگی به پارامترهای اولیه و عدم نیاز به برنامه‌نویسی برای کنترل حرکت ربات اشاره کرد. از نتایج این پژوهش می‌توان برای کنترل یک ربات سرگرمی در مراکز تجاری و مراکز خرید نیز استفاده کرد.

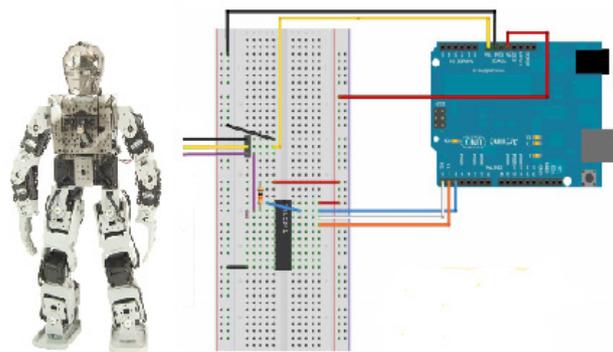


Fig.8. schematic of intended circuit that used for connecting Arduino to humanoid robot

شکل ۸: شماتیک مدار مورد استفاده برای اتصال آردیونو به ربات انسان‌نمای بایولوید

### فهرست علائم

$A, B$	ثابت‌هایی برای کنترل زمان همگرایی
$a$	مجموعه‌ای از حرکات سطح پایین تا رفتارهای سطح بالا
$D$	مجموعه نمایش‌ها
$h, k$	متغیرهای کمکی
$v$	برداری متناظر در فضا
$Z$	حالت مشاهده‌پذیر

### علائم یونانی

$\gamma$	انحراف بسامد
$\theta$	زاویه مفاصل شانه یا آرنج، deg
$\mu$	دامنه بسامد
$\pi$	سیاست یادگیری
$\omega$	بسامد

به طور کلی، پیاده‌سازی را می‌توان به ۳ مرحله تقسیم‌بندی کرد. مرحله اول، اتصال آردیونو به متلب و تعریف پورت‌های ورودی و خروجی آردیونو است. مرحله دوم، اتصال آردیونو به موتورهای ربات انسان‌نماست. مرحله آخر انتقال داده‌های آموزش داده‌شده از متلب به موتورها با استفاده از آردیونو است. شکل ۹ پیاده‌سازی الگوهای یادگیری بر روی ربات انسان‌نمای بایولوید را نشان می‌دهد.

### ۷- نتیجه‌گیری

در این مقاله یک روش تعاملی مبتنی بر شبکه‌های عصبی برای تعامل انسان با ربات بیان شده است. ربات با استفاده از روش یادگیری تقلیدی یا نمایشی حرکات مربی را یاد گرفته و آن‌ها را بازتولید می‌کند. برای آموزش تقلیدی، سامانه دو لایه ارائه گردید که وظیفه لایه اول آن جمع‌آوری نمایش‌های مربی و به دست آوردن خط سیرهای زوایای مفاصل درگیر

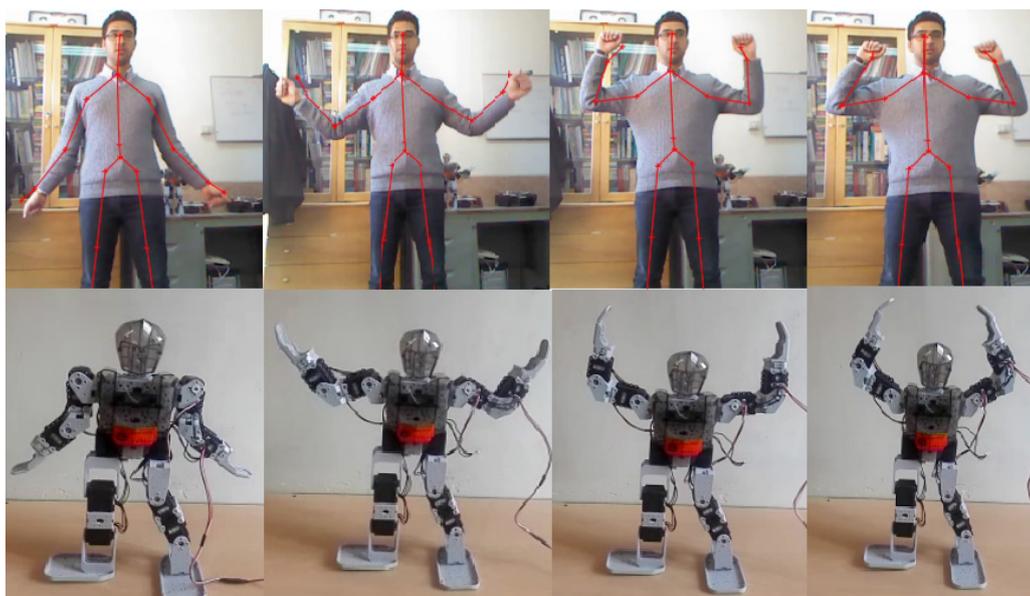


Fig.9. The implementation of hand motion on real Bioloid robot

شکل ۹: پیاده‌سازی حرکت دست روی ربات بایولوید واقعی

- [14] R.P. Rao, A.P. Shon, A.N. Meltzoff, A Bayesian model of imitation in infants and robots, *Imitation and social learning in robots, humans, and animals*, (2004) 217-247.
- [15] T. Asfour, P. Azad, F. Gyarfas, R. Dillmann, Imitation learning of dual-arm manipulation tasks in humanoid robots, *International Journal of Humanoid Robotics*, 5(02) (2008) 183-202.
- [16] D. Herzog, A. Ude, V. KrUger, Motion imitation and recognition using parametric hidden markov models, in: *Humanoids 2008-8th IEEE-RAS International Conference on Humanoid Robots*, IEEE, 2008, pp. 339-346.
- [17] V. KR, D.L.H. UGER, S. Baby, Primitive-Based Modeling and Grammar, *IEEE robotics & automation magazine*, (2010) 31.
- [18] A.J. Ijspeert, J. Nakanishi, S. Schaal, Movement imitation with nonlinear dynamical systems in humanoid robots, in: *Robotics and Automation, 2002. Proceedings. ICRA'02. IEEE International Conference on*, IEEE, 2002, pp. 1398-1403.
- [19] S. Schaal, J. Peters, J. Nakanishi, A. Ijspeert, Learning movement primitives, in: *Robotics Research. The Eleventh International Symposium*, Springer, 2005, pp. 561-572.
- [20] H. Shahbazi, K. Jamshidi, A.H. Monadjemi, Sensor-based programming of central pattern generators in humanoid robots, *International Journal of Advanced Robotic Systems*, 10 (2013).
- [21] L. Righetti, A.J. Ijspeert, Programmable central pattern generators: an application to biped locomotion control, in: *Proceedings 2006 IEEE International Conference on Robotics and Automation*, 2006. ICRA 2006., IEEE, 2006, pp. 1585-1590.
- [22] S. Degallier, L. Righetti, S. Gay, A. Ijspeert, Toward simple control for complex, autonomous robotic applications: combining discrete and rhythmic motor primitives, *Autonomous Robots*, 31(2-3) (2011) 155-181.
- [23] S. Gay, J. Santos-Victor, A. Ijspeert, Learning robot gait stability using neural networks as sensory feedback function for central pattern generators, in: *Intelligent Robots and Systems (IROS), 2013 IEEE/RSJ International Conference on*, Ieee, 2013, pp. 194-201.
- [24] J. Nicolas, *Artificial evolution of controllers based on non-linear oscillators for bipedal locomotion*, Master's thesis, EPFL, winter, 2006 (2005).
- [25] T. Wei, Y. Qiao, B. Lee, Kinect skeleton coordinate calibration for remote physical training, in: *Proceedings of the International Conference on Advances in Multimedia (MMEDIA)*, 2014, pp. 23-27.
- [1] H. Shahbazi, K. Jamshidi, A.H. Monadjemi, H. Eslami, Biologically inspired layered learning in humanoid robots, *Knowledge-Based Systems*, 57 (2014) 8-27.
- [2] L. Rozo, Robot learning from demonstration of force-based manipulation tasks, (2013).
- [3] S. Schaal, Is imitation learning the route to humanoid robots?, *Trends in cognitive sciences*, 3(6) (1999) 233-242.
- [4] O.C. Jenkins, M.J. Mataric, S. Weber, Primitive-based movement classification for humanoid imitation, in: *Proceedings of the 1st IEEE-RAS International Conference on Humanoid Robotics*, 2000.
- [5] H. Asada, H. Izumi, Automatic program generation from teaching data for the hybrid control of robots, *IEEE Transactions on Robotics and Automation*, 5(2) (1989) 166-173.
- [6] C.G. Atkeson, S. Schaal, Learning tasks from a single demonstration, in: *Robotics and Automation, 1997. Proceedings., 1997 IEEE International Conference on*, IEEE, 1997, pp. 1706-1712.
- [7] D. Perrett, P. Smith, A. Mistlin, A. Chitty, A. Head, D. Potter, R. Broennimann, A. Milner, M. Jeeves, Visual analysis of body movements by neurones in the temporal cortex of the macaque monkey: a preliminary report, *Behavioural brain research*, 16(2) (1985) 153-170.
- [8] N. Das, R. Prakash, L. Behera, Learning object manipulation from demonstration through vision for the 7-DOF barrett WAM, in: *2016 IEEE First International Conference on Control, Measurement and Instrumentation (CMI)*, IEEE, 2016, pp. 391-396.
- [9] A. Zarak, M. Giuliani, M.B. Dehkordi, D. Mazzei, A. D'ursi, D. De Rossi, An rgb-d based social behavior interpretation system for a humanoid social robot, in: *Robotics and Mechatronics (ICRoM), 2014 Second RSI/ISM International Conference on*, IEEE, 2014, pp. 185-190.
- [10] B.D. Argall, S. Chernova, M. Veloso, B. Browning, A survey of robot learning from demonstration, *Robotics and autonomous systems*, 57(5) (2009) 469-483.
- [11] T.I.M.I.H. INOUE, M. Inamura, H. Inaba, Acquisition of probabilistic behavior decision model based on the interactive teaching method, in: *Proceedings of the Ninth International Conference on Advanced Robotics*, ICAR99, 1999.
- [12] W.D. Smart, *Making reinforcement learning work on real robots*, Brown University, 2002.
- [13] J.A. Clouse, *On integrating apprentice learning and reinforcement learning*, (1996).

- [28] R. PARANDEH, H. SHAHBAZI, K. JAMSHIDI, J.B. KHODABANDEH, Design of a Trainable Controller Inspired from Neural System to Generate Complex Behaviors in Humanoid Robots, (2016).
- [29] M.A. Arshi, Imitation learning of playing songs in humanoid robot simulator, *University of Isfahan*, Isfahan, 2014.
- [26] Y. Ou, J. Hu, Z. Wang, Y. Fu, X. Wu, X. Li, A real-time human imitation system using kinect, *International Journal of Social Robotics*, 7(5) (2015) 587-600.
- [27] H. Ma, H. Wang, M. Fu, C. Yang, One new human-robot cooperation method based on kinect sensor and visual-servoing, in: *International Conference on Intelligent Robotics and Applications*, Springer, 2015, pp. 523-534.

برای ارجاع به این مقاله از عبارت زیر استفاده کنید:



Please cite this article using:

B. Khodabandeh, H. Shahbazi, A. Monadjemi, Imitation Learning of Complex Behaviors to Humanoid Robots using Evolutionary Optimization of Neural Network of Unit Pattern Generator, *Amirkabir J. Mech. Eng.*, 50(5) (2018) 1123-1136.

DOI: 10.22060/mej.2017.12221.5282

