



## جهت یابی زاویه‌ای جسم با استفاده از بینایی ماشین و شبکه عصبی مصنوعی بصورت بلادرنگ

احسان مرادی<sup>1</sup>، مهدی طالع ماسوله<sup>2\*</sup>، محمدجواد نجاری<sup>1</sup>

1- دانشجوی کارشناسی، مهندسی رباتیک، دانشگاه صنعتی همدان، همدان  
2- استادیار، آزمایشگاه تعامل انسان و ربات، دانشکده علوم و فنون نوین، دانشگاه تهران، تهران  
\* صندوق پستی 143951374، m.t.masouleh@ut.ac.ir، تهران

### اطلاعات مقاله

مقاله پژوهشی کامل  
دریافت: 09 بهمن 1394  
پذیرش: 06 اسفند 1394  
ارائه در سایت: 03 خرداد 1395  
کلید واژگان:  
جهت‌یابی زاویه‌ای  
بینایی ماشین  
شبکه عصبی مصنوعی  
ربات موازی دو درجه آزادی دورانی

### چکیده

در این پژوهش مسأله پیدا کردن جهت‌گیری زاویه‌ای جسم حول سه‌زاویه  $\theta$ ،  $\psi$  و  $\phi$  به شیوه‌ای نوین و دقتی بالا بررسی و حل شده است. لذا با استفاده از تنها یک دوربین و سه نقطه متمایز متصل به یک جسم صلب ساخته‌شده، جهت‌گیری زاویه‌ای جسم صلب با بینایی‌ماشین به صورت بلادرنگ محاسبه می‌شود. وجود هم‌چنین سامانه‌ای در روش-های کنترلی حلقه‌باز برای ربات‌های دورانی دارای اهمیت به‌سزایی است. بدین منظور سه نقطه متمایز از یک جسم صلب انتخاب شده است. برای کاهش اثر مخرب نور محیط بر تشخیص اشیای رنگی و همچنین کاهش حجم استفاده از فیلترهای نرم‌افزاری از فرستنده‌های مادون‌قرمز به عنوان نشانگر استفاده گردید. به جهت غیرخطی بودن معادلات جهت‌گیری زاویه‌ای و عدم امکان حل آنها به صورت بلادرنگ از شبکه‌عصبی برای حل این موضوع استفاده شده است. شبکه عصبی استفاده شده از نوع پس‌انتشار خطا با یک لایه مخفی با تعداد 21 گره در آن و به ترتیب در لایه‌های ورودی و خروجی دارای 6 و 3 گره می‌باشد. در شبکه‌عصبی اطلاعات خروجی شبکه، ابتدا با سنسور شتاب‌سنج 9 محوره، با دقت بسیار بالا دریافت شده و سپس نتایج آموزش شبکه‌عصبی با خروجی این سنسور مقایسه گردیده است. در مجموع 7343 داده مستقل در دو زاویه  $\theta$  و  $\psi$  و همچنین 751 داده در زاویه  $\phi$  از سنسور شتاب‌سنج 9 محوره، و ربات‌موازی دو درجه آزادی دورانی، به عنوان یک پلتفرم آماده بدست آمد که از 467 داده‌ی آن، برای آموزش شبکه استفاده نشده است. نتایج آموزش شبکه با داده‌های استفاده نشده برای آموزش، مقایسه شده و نتایج مطلوبی با حداکثر خطای 0.038 رادین حاصل گردید.

## Object orientation detection based on machine vision and artificial neural network

Ehsan Moradi<sup>1</sup>, Mehdi Tale Masouleh<sup>2\*</sup>, Mohammad Javad Najari<sup>1</sup>

1- Department of Robotics Engineering, Hamadan University of Technology (HUT), Hamadan, Iran  
2- Human and Robot Interaction Laboratory, Faculty of New Sciences and Technologies, University of Tehran, Tehran, Iran.  
\* P.O.B. 143951374, Tehran, Iran, m.t.masouleh@ut.ac.ir

### ARTICLE INFORMATION

Original Research Paper  
Received 29 January 2016  
Accepted 25 February 2016  
Available Online 23 May 2016

**Keywords:**  
Orientation  
Machine Vision  
Artificial Neural Network  
2DOF orientational parallel robot

### ABSTRACT

This paper focuses on the problem of finding object orientation around Yaw & Pitch & Roll angles. The object orientation is computed in a real time manner using a mono-camera and three points on a solid object in a machine vision software. Three points should be selected from environment at the beginning. In order to reduce wreckful effects of environmental lights on detecting colorful objects and also to reduce the number of used software filters, IR LEDs with 850nm invisible wavelength are used. Artificial Neural Network (ANN) is used for solving this problem since orientation's equations are nonlinear and real-time solving for them is impossible. For solving the problem a feed forward artificial neural network with one hidden layer and 21 nodes in that is used, which has 3 nodes for output layer and 6 nodes for input layer. For having high accuracy in ANN, output data is also obtained from a MPU-9150 installed on a 2-DOF orientational parallel robot and compared to ANN outputs. 7243 data from Roll and Yaw angles and 751 data from Pitch angle is obtained from MPU-9150 sensor and the later 2-DOF orientational parallel robot and 467 data remains unused for learning ANN. After learning the neural network, results compared to unused data for ANN learning and desire results obtained with 0.038 maximum error.

### 1- مقدمه

برای ربات‌های بستر ثابت و بازوهای مکانیکی ماهر به وسیله روابط کلاسیک رباتیک [1] به سادگی قابل حل می‌باشند. اما در صورت استفاده از ربات‌های متحرک حل موقعیت آن‌ها، نیز به سادگی قابل ممکن نخواهد بود [2]. در این

حل موقعیت و جهت‌گیری ربات از مسائلی بوده است که همواره در کنترل ربات، جزئی جدایی ناپذیر از معادلات سیستم و ربات بوده است. حل موقعیت

شبکه عصبی استفاده شده در این پژوهش از نوع پس انتشار خطا و پرسپترون چند لایه<sup>3</sup> با یک لایه مخفی بوده است. برای آموزش شبکه عصبی نیاز به داشتن اطلاعات دقیق برای آموزش آن، امری اجتناب‌ناپذیر است. لذا از سنسور 9 محوره شتاب‌سنج، برای تعیین زوایای جهت‌گیری  $\theta$ ،  $\psi$  و  $\phi$  در هر لحظه استفاده شده است. به دلیل اهمیت حل بلادرنگ سیستم و کاهش هرگونه اعمال اضافی در عملیات پردازشی و همچنین ماهیت تغییر پذیر رنگ، به نسبت نور محیط، از فرستنده‌های مادون قرمز با طول موج 850 نانومتر و قدرت 1 وات به عنوان نشانگرهای سیستم بینایی استفاده شده است. استفاده از این فرستنده‌ها می‌تواند سرعت پردازش سیستم را تا یک سوم کاهش داده و نصب فیلترهای آشکارساز مادون قرمز بر روی لنز دوربین این عمل را سهل‌تر می‌نماید.

در این پژوهش ابتدا ساختار مدل استفاده شده به عنوان جسم صلب شرح داده شده است. سیستم بینایی ماشین استفاده شده، و نحوه انتخاب نشانگرها در سیستم بینایی بیان شده است. دلایل استفاده از فرستنده‌های مادون قرمز به عنوان نشانگرهای سیستم بینایی و دلیل عدم استفاده از نشانگرهای رنگی متمایز آورده شده است. سپس روش محاسبه جهت‌گیری P3P شرح و دلایل عدم استفاده از آن بیان شده است. در ادامه شبکه عصبی استفاده شده برای یافتن جهت‌گیری جسم توضیح داده شده و نحوه بدست آوردن اطلاعات ورودی و خروجی شبکه از سیستم بینایی و سنسور 9 محوره شتاب‌سنج شرح داده شده است. در ادامه دلایل استفاده از ربات دو درجه آزادی چشم چاپک به عنوان یک پلتفرم آماده برای دریافت اطلاعات ورودی و خروجی بیان شده است. در انتها نیز نتایج آموزش شبکه عصبی و محاسبه‌ی نتایج حل، شبکه عصبی با داده‌های حقیقی استفاده نشده در آموزش شبکه مورد بررسی قرار گرفته است. نتایج آن نیز با اطلاعات حقیقی سنسور 9 محوره شتاب‌سنج در همان لحظه مقایسه گردیده است.

## 2- مدل سیستم و بینایی ماشین

در بینایی ماشین و پردازش تصویر، نخستین مسأله‌ای که مطرح می‌شود نحوه پیدا کردن اشیاء متمایز در تصویر است. با توجه به این موضوع که در اختیار داشتن موقعیت حداقل سه نقطه متمایز از یک جسم صلب، می‌تواند جهت‌گیری زاویه‌ای جسم صلب را نتیجه دهد [3,1]؛ لذا در سیستم بینایی پیدا کردن سه نقطه متمایز و بدست آوردن مختصات هریک از نقاط مرحله آغازین جهت‌یابی زاویه‌ای به شمار می‌آید. یکی از روش‌های انتخاب نشانگر<sup>4</sup>، استفاده از اجسام رنگی با رنگ متمایز از محیط می‌باشد که نقاط ضعیفی همچون افزایش حجم محاسبات و تأثیر غیرقابل چشم‌پوشی نور محیط بر ماهیت رنگی اجسام است. از این رو برای حل مشکل تأثیر نور محیط و کاهش حجم محاسبات سیستم بینایی، استفاده از فرستنده‌های مادون قرمز با طول موج 850 نانومتری پیشنهاد شده است.

## 2-1- ساخت مدل جسم صلب

همان‌طور که در بخش 2 پیشنهاد شد، از فرستنده‌های مادون قرمز با طول موج 850 نانومتری و توان یک وات، به عنوان نشانگرهای سیستم بینایی استفاده شده است. برای استفاده از این فرستنده‌ها به دلیل توان نسبتاً زیاد، جریان بالایی را نیز مصرف می‌نمایند. از این رو برای جلوگیری از صدمه دیدن فرستنده‌های مادون قرمز، از مقاومت‌هایی با توان 5 وات، قبل از ورودی هر

بین حل جهت‌گیری زاویه‌ای جسم به هرسو از مسایلی بوده است که با ورود علم پردازش تصویر، طیف وسیعی را به خود اختصاص داد و تا قبل از آن، غالباً حل جهت‌گیری تنها برای مجری نهایی بازوهای رباتیکی ماهر صورت می‌پذیرفت [3]. یکی از روش‌های محاسبه جهت‌گیری ربات استفاده از سنسورهای شتاب‌سنج و ژيروسکوپ دیجیتال بود [4]. در این روش با استفاده از سنسورهای دیجیتال حسگر شتاب و اثرات ژيروسکوپی جهت‌گیری ربات را محاسبه می‌کردند. استفاده از این سنسورها به دلیل نیاز به کالیبراسیون بالا و نویز پذیری، بر روی انواع پلتفرم‌های رباتیک ممکن نبود. و از طرفی نیاز به بینایی ربات، استفاده از سیستم‌های بینایی محیطی را ناگزیر می‌نمود [5]. به دلیل الزام به استفاده از سیستم‌های بینایی در پلتفرم‌های رباتیکی، حل موقعیت و جهت‌گیری ربات با این سیستم، جهشی بزرگ در صنعت رباتیک به حساب می‌آید. استفاده از سیستم بینایی به دو روش کلی صورت می‌پذیرد. دوربین(های) ثابت در محیطی مشخص [6] و دوربین متحرک متصل به ربات [7].

در روش اول، یعنی دوربین ثابت در محیط، به طور معمول از چند دوربین برای دست‌یابی به دید پرسپکتیو<sup>1</sup> استفاده می‌شود. اطلاع دقیق از موقعیت دوربین‌ها و نقاط از پیش تعریف شده در محیط سادگی امر محاسبه موقعیت ربات را در پی خواهد داشت، و برای محاسبه جهت‌گیری ربات نیز از نشانگرهایی با شرایط خاص بر روی ربات استفاده می‌شود. در روش دوم، یعنی دوربین متصل به ربات متحرک، عملاً دیگر حل جهت‌گیری ربات معنی نخواهد داشت و تنها حل موقعیت ربات مدنظر خواهد بود.

در این پژوهش به دلیل اهمیت اطلاع از جهت‌گیری پلتفرم‌های آماده در آزمایشگاه تعامل انسان و ربات، استفاده از دوربین ثابت، محور پژوهش قرار گرفته است. به دلیل حل مسأله برای شرایطی متفاوت و کاربری آن بر روی انواع پلتفرم‌های موجود در آزمایشگاه، عملاً استفاده از چند دوربین با موقعیت یکسان نسبت به یکدیگر ممکن نبود، لذا تنها از یک دوربین استفاده شده است. استفاده از یک دوربین به دلیل نداشتن دید پرسپکتیو عملاً تشخیص عمق تصویر را از دست داده، لذا حل جهت‌گیری جسم مورد نظر را نیز دچار اختلال می‌نماید [8]. از مزایای استفاده از یک دوربین می‌توان به قابلیت جابجایی آسان و عدم نیاز به شرایطی پیچیده برای نصب و قرارگیری در محیط اشاره کرد. از معایب آن نیز عدم اطلاع از عمق تصاویر خواهد بود.

در حل جهت‌گیری و موقعیت ربات با استفاده از حداقل دو دوربین روش‌های متعددی ارائه شده است [10,9]. اما در روش استفاده از تنها یک دوربین، روشی موسوم به P3P<sup>2</sup>، در [11] معرفی شده، که یکی از معروف‌ترین و پرکاربردترین روش‌های حل موقعیت و جهت‌گیری جسم با استفاده از تنها یک دوربین است. در این روش با استفاده از سه نقطه متمایز از یک جسم صلب و یک نقطه کمکی، روابطی برای تخمین موقعیت و جهت‌گیری جسم صلب با استفاده از یک دوربین پیشنهاد شده است. در این روابط به دلیل حل جهت‌گیری جسم، معادلات به شدت غیرخطی بوده و حل آن‌ها به صورت بلادرنگ در سیستم بینایی کنترلی ربات ممکن نیست. از طرفی نیز به دلیل استفاده از نقطه کمکی چهارم از چند دسته جواب، تنها یک دسته جواب مورد قبول خواهد بود که این نقطه چهارم مرجع نیز در سیستم بینایی استفاده شده در این پژوهش وجود ندارد. روش جایگزینی که در این پژوهش ارائه شده است، استفاده از شبکه عصبی برای حل جهت‌گیری جسم صلب می‌باشد.

<sup>3</sup> Multi-layer perceptron

<sup>4</sup> Roll, Pitch and Yaw angles

<sup>5</sup> Marker

<sup>1</sup> Perspective

<sup>2</sup> Perspective 3-point

انسانی پدید آورند [12].

این فیلترها به دلیل ساختار فیزیکی خاص خود، تنها پرتوهای مادون قرمز را از عبور داده و نورهای مرئی را فیلتر می‌نماید. به دلیل کاربرد کم اینگونه فیلترها دسترسی به آنان در داخل کشور سخت و یا مستلزم پرداخت هزینه‌هایی بسیار زیاد است. از این رو در این عنوان پژوهش با استفاده از فیلم نگاتیو خام دوربین‌های عکاسی آنالوگ و صفحه‌ی نازک پلاستیکی فلاپی دیسک<sup>5</sup> که از جنس فرومغناطیسی تشکیل شده، فیلتری با عملکردی شبیه به فیلترهای مادون قرمز-گذر ساخته و بر روی لنز دوربین نصب گردید. در شکل 3 نمایی از نگاتیو خام و صفحه مغناطیسی فلاپی دیسک نمایش داده شده است. با استفاده از این فیلترها نورهای مرئی تا حد قابل قبولی فیلتر شده و پرتوهای مادون قرمز به خوبی در تصویر نمایان می‌شوند. در شکل 4 تصویر دوربین پس از نصب فیلتر مادون قرمز-گذر بر روی لنز آن نمایش داده شده است.

### 3-2- تشخیص سه شیء به صورت همزمان در سیستم بینایی

به دلیل استفاده از فرستنده‌های مادون قرمز و نصب فیلتر مادون قرمز-گذر بر روی لنز دوربین به نحوی که در بخش 2-2 آورده شد، عملاً نیازی به اعمال و استفاده از فیلترهای نرم‌افزاری تفکیک اشیاء نخواهد بود. تنها کافی است پس از رویت اشیاء نورانی میزان روشنایی تصویر در حالت مونوکرومیک<sup>6</sup> را تنظیم و تصویر به صورت منطقی<sup>7</sup> درآورده شود. در این صورت به دلیل روشنایی بیش از حد پرتوهای مادون قرمز و کاهش قدرت تابش پرتوهای مرئی در تصویر، توسط فیلتر مادون قرمز-گذر درخشندگی و روشنایی پرتوهای مادون قرمز به مراتب بیشتر و تفکیک آن‌ها به سادگی با اعمالی که گفته شد، ممکن خواهد بود. در شکل 4 به خوبی تصویر تفکیک شده فرستنده‌های مادون قرمز از نور فلورسنت موجود در محیط آزمایشگاه به خوبی قابل مشاهده است.

به علت احتمال وجود نویز در تصاویر و ایجاد اختلال در تخمین موقعیت هر یک از اشیاء، ابتدا با تعریف یک ساختار پیکسلی<sup>8</sup> به شکل دایره و با شعاع 5 پیکسل، هر نوع تصویر منطبق بر این ساختار، حذف می‌شود [13]. این ساختار را به صورت افقی و عمودی در تصویر حرکت داده و هرگونه نویز موجود که کوچکتر و مساوی یک دایره‌ی 10 پیکسلی، حذف می‌شود [14]. به دلیل ماهیت کاهندگی دستور استفاده شده تحت عنوان تصویر

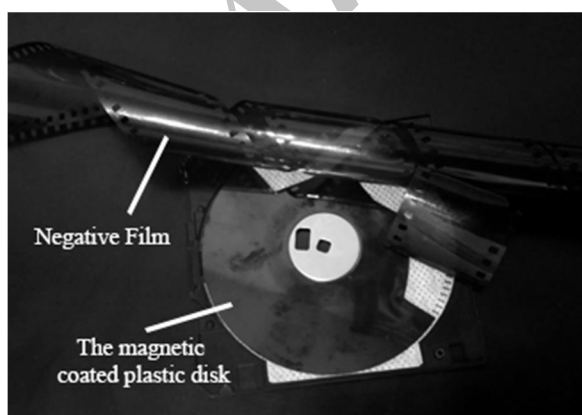


Fig. 3 Negative film and the magnetic plastic disk used for IR filter

شکل 3 نگاتیو خام دوربین عکاسی و فیلم فلاپی استفاده شده به عنوان فیلتر

فرستنده استفاده شد. به دلیل ماهیت تلف کنندگی انرژی توسط مقاومت، مقاومت‌های استفاده شده به شدت گرم شده و عملاً امکان نصب بر روی بدنه جسم صلب و یا بر روی ربات را نداشتند. برای حل این مشکل همان‌طور که در شکل 1 مشخص است، از سه تلف کننده حرارتی<sup>1</sup> برای فرستنده‌های مادون قرمز و یک تلف کننده حرارتی پردازشگر اینتل<sup>2</sup> با فن 1200 دور در دقیقه، برای خنک کردن مقاومت‌ها استفاده شد.

برای ساخت این مدل، جهت امکان نصب بر روی مجری نهایی ربات و سبک بودن آن تا حد ممکن، از تلق شیشه‌ای<sup>3</sup> استفاده شده است. اندازه کلی آن 130 در 170 میلی‌متر و فاصله هر فرستنده از مرکز جسم تقریباً 46 میلی‌متر است. فرستنده‌های مادون قرمز بر روی یک مثلث متساوی الاضلاع فرضی به طول 80 میلی‌متر نصب شده‌اند. نمونه ساخته و کامل شده‌ی مدل جسم صلب در شکل 2 نمایش داده شده است

### 2-2- نصب فیلتر آشکارساز مادون قرمز بر روی لنز دوربین

با توجه به عدم استفاده از نشانگرهای رنگی، و جایگزینی آن‌ها با فرستنده‌های مادون قرمز نیاز به فیلتر آشکار ساز مادون قرمز بشدت احساس می‌شود. در صنعت عکاسی مادون قرمز، فیلترهایی تحت عنوان فیلتر مادون قرمز-گذر<sup>4</sup> ساخته شده‌اند تا عکاسان با نصب آن بر روی لنز دوربین تنها اشعه‌ی بازتابش مادون قرمز را دیده و عکس‌هایی با نمایی متفاوت از دید

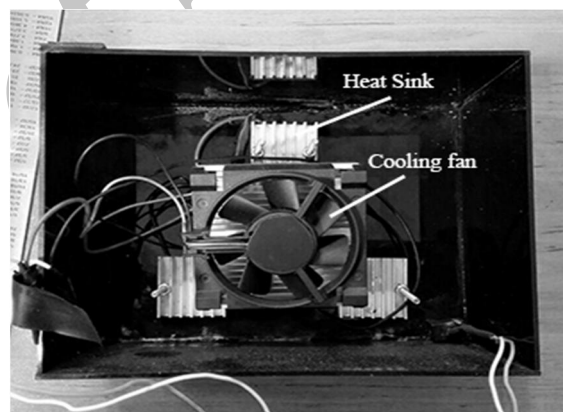


Fig. 1 Inside view of the solid object and placement of heat sinks

شکل 1 نمای داخلی جسم صلب و نحوه قرارگیری تلف‌کننده‌های حرارتی

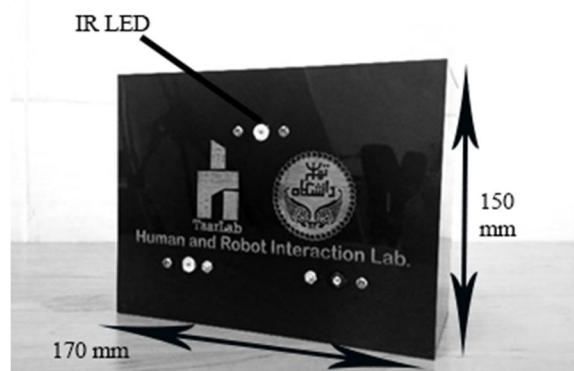


Fig. 2 Isometric view of the solid object and IR LEDs

شکل 2 نمای کلی جسم صلب و فرستنده‌های مادون قرمز

<sup>5</sup> Floppy disk

<sup>6</sup> Monochromic

<sup>7</sup> Binary (logical)

<sup>8</sup> Structure element

<sup>1</sup> Heat sink

<sup>2</sup> Intel CPU Heat sink

<sup>3</sup> Plexiglas

<sup>4</sup> IR Pass-filter

قابلیت تخمین هر تابعی با نقاط ناپیوستگی نامحدود را دارد. در طراحی شبکه‌های عصبی پیشرو، اغلب از یک لایه ورودی، یک یا چند لایه پنهان از توابع انتقال سیگموئیدی<sup>3</sup> و یک لایه خروجی با تابع انتقال خطی استفاده می‌شود [16]. تعداد گره‌ها در لایه ورودی و خروجی به ترتیب برابر با تعداد ورودی‌ها و خروجی‌های شبکه تعیین می‌شوند. تعداد لایه‌های میانی به ندرت بیش از 2 یا 3 لایه انتخاب می‌شوند و انتخاب تعداد لایه بیشتر منجر به بهبود عملکرد شبکه نمی‌شود [17]. همچنین، در [18]، نشان داده شده است که شبکه عصبی سه‌لایه (شامل یک لایه ورودی، یک لایه خروجی و یک لایه مخفی) با تعداد نرون کافی در لایه پنهان قادر به مدل کردن هر تابع غیرخطی پیوسته می‌باشد. در پژوهش حاضر، از شبکه عصبی سه لایه استفاده شده است. شبکه از 6 متغیر ورودی شامل مختصات پیکسلی سه نقطه A، B و C و سه خروجی جهت‌گیری زاویه‌ای جسم (حول سه محور  $\varphi$ ،  $\theta$  و  $\psi$ ) تشکیل شده است. بنابراین، شبکه دارای 6 گره در لایه ورودی و 3 گره خروجی می‌باشد. تعداد گره‌های لایه پنهان با آزمون خطا بدست می‌آید که در این پژوهش تعداد آن‌ها 21 گره با یک لایه پنهان بدست آمده است. برای آموزش شبکه عصبی نیاز به اطلاعات ورودی و خروجی دقیق، از شرایط لازم و اولیه برای دست‌یابی به یک شبکه عصبی مناسب است. لذا برای انجام این مهم، جهت‌گیری جسم با استفاده از سنسور شتاب‌سنج 9 محوره در هر لحظه بدست آمده است.

#### 1-4- سنسور شتاب‌سنج 9 محوره

سنسور MPU-9150 یک سنسور 9 محوره بسیار دقیق برای اندازه‌گیری جهت‌گیری و محاسبه زاویه حول هر یک از محورهای مختصات می‌باشد.

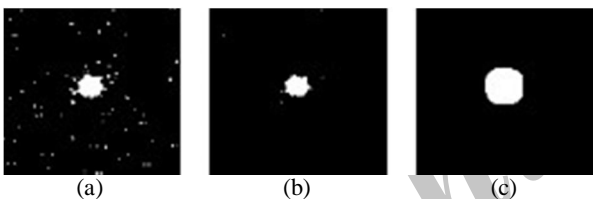


Fig. 5 a) Original image with noise, b) Image after close image filter and c) Image after dilate filter

شکل 5 a) تصویر اصلی همراه با نویز، b) تصویر پس از اعمال فیلتر کاهنده، c) تصویر پس از اعمال فیلتر افزایشنده

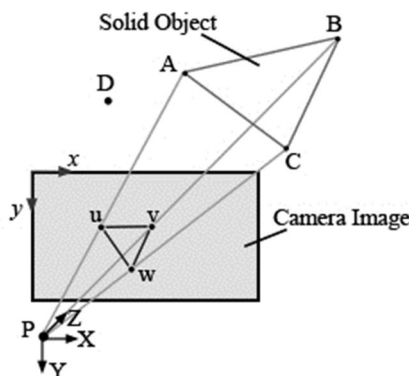


Fig. 6 View of the A, B, and C projected in u, v and w with assigned coordinate axes

شکل 6 نمایش نحوه تصویر شدن نقاط ABC بر روی تصویر و تخصیص محورهای مختصات

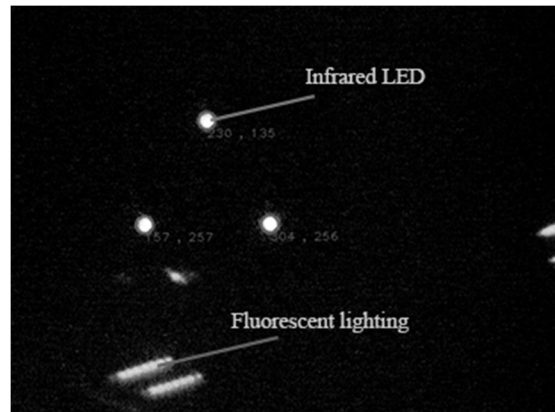


Fig. 4 Camera image with filter and IR & fluorescent lights

شکل 4 تصویر دوربین بعد از نصب فیلتر در حضور پرتوهای مادون قرمز و لامپ فلورسنت

مورفولوژی نزدیک<sup>1</sup>، ممکن است مقداری از مساحت اشیاء نورانی کاسته شود. لذا برای جبران این عملکرد کاهشی، از تابعی با عملکردی عکس این تابع، تحت عنوان گشاد نمودن تصویر<sup>2</sup> یا ساختار پیکسلی دایره‌ای با شعاع 7 پیکسل استفاده نموده و تصاویر اشیاء نورانی بدون حضور نویزها بازسازی و ترمیم می‌شود [14]. در شکل 5 نحوه انجام این عملیات به صورت مرحله به مرحله نمایش داده شده است.

#### 3- تشخیص جهت‌گیری سه نقطه با استفاده از P3P

همان‌طور که پیش‌تر توضیح داده شد، یکی از روش‌های محاسبه جهت‌گیری جسم صلب در تصویر، P3P نام دارد که در [11] معرفی شد. این روش که مبنایی است برای تعیین جهت‌گیری زاویه‌ای عکس، در [15] نیز مبنای سنجش قرار گرفته و به عنوان مدلی اثبات شده پذیرفته شده است. در این روش که مبنای آن استفاده از قوانین کسینوس‌های هادی است، می‌توان جهت‌گیری جسم را با استفاده از رابطه (1)، بدست آورد. نحوه تخصیص پارامترها در شکل 6 نشان داده شده است؛

$$\begin{cases} PB^2 + PC^2 - 2 \cdot PB \cdot PC \cdot \cos \alpha_{v,w} - BC^2 = 0 \\ PA^2 + PC^2 - 2 \cdot PA \cdot PC \cdot \cos \alpha_{u,w} - AC^2 = 0 \\ PA^2 + PB^2 - 2 \cdot PA \cdot PB \cdot \cos \alpha_{u,v} - AB^2 = 0 \end{cases} \quad (1)$$

نقاط A، B و C، نقاط متصل به جسم صلب و P نقطه نام‌گذاری شده‌ی مرکز کانونی دوربین است، نقاط u، v و w، نقاط تصویر شده A، B و C هستند.

از آنجا که در حل معادلات رابطه (1)، چند دسته جواب وجود دارد، برای تعیین بهترین پاسخ برای جهت‌گیری جسم صلب از نقطه‌ای مرجع و کمکی به نام D، استفاده می‌شود.

همان‌طور که از رابطه (1) مشخص است، به دلیل غیرخطی بودن معادلات و وابستگی شدید به نقطه ناظر P (مرکز کانونی دوربین)، حل آنها در سیستم بینایی به صورت بلادرنگ ممکن نیست در حالی نقطه‌ی مرجع D نیز در شرایط مفروض برای این عنوان پژوهش وجود ندارد. لذا روش استفاده از شبکه عصبی مصنوعی برای تخمین جهت‌گیری جسم پیشنهاد می‌شود.

#### 4- محاسبه جهت‌گیری زاویه‌ای جسم با استفاده از شبکه عصبی

در این عنوان پژوهش، از شبکه عصبی پیشرو با الگوریتم پس انتشار خطا جهت پیش‌بینی جهت‌گیری زاویه‌ای استفاده شده است. این نوع شبکه

<sup>3</sup> Sigmoid function

<sup>1</sup> Morphologically close image

<sup>2</sup> Dilate image

برای بهبود بخشیدن به اندازه گیری زاویه می‌توان جواب‌های حاصل از دو روش را باهم ترکیب کرد. لذا از رابطه (6) برای ترکیب داده‌ها استفاده می‌شود:

$$\theta = \alpha \theta^{acc} + (1 - \alpha) \theta^{gyr} \quad (6)$$

با انتخاب یک مقدار کوچک برای  $\alpha$  می‌توان خطای اندازه گیری در حرکت را کاهش داد. همچنین با تکرار اندازه‌گیری مشکل راندگی با توجه به رابطه (6) نیز بهبود می‌یابد.

برای اندازه گیری زاویه سوم یعنی حول محور Z از میدان مغناطیسی زمین استفاده می‌شود. که با اندازه‌گیری  $M_x$ ،  $M_y$  و  $M_z$  که میدان مغناطیسی زمین در راستای هر یک از محورهای مختصات است و با بهره‌گیری از روابط (7-9) زاویه سوم را نیز حساب کرد.

$$y = M_y \cos \theta_x - M_z \cos \theta_y \sin \theta_x + M_x \sin \theta_x \sin \theta_y \quad (7)$$

$$x = M_x \cos(\theta_y + M_z \sin \theta_y) \quad (8)$$

$$\theta_z = \text{atan}\left(\frac{y}{x}\right) \quad (9)$$

از سنسور شتاب‌سنج 9 محوره، برای ثبت اطلاعات جهت‌گیری جسم صلب جهت آموزش شبکه عصبی و صحت‌سنجی نتایج حاصل از شبه عصبی، استفاده شده است.

#### 2-4- اطلاعات ورودی شبکه عصبی

ورودی شبکه عصبی مختصات پیکسلی هر سه شیء نورانی در هر لحظه است. لذا با توجه به توضیحات بخش 2-3، در هر لحظه مختصات مرکز هر سه شیء نورانی را محاسبه، و به صورت همزمان با خروجی‌های سنسور شتاب‌سنج 9 محوره، در ماتریسی تحت عنوان، داده‌های آموزشی شبکه عصبی ذخیره می‌گردند. در اینجا به دلیل داشتن سه شیء، و سه مختصات پیکسلی تعداد ورودی‌های شبکه عصبی برای هر داده 6 عدد خواهد شد، که همان تفکیک شده مختصات پیکسلی اشیاء نورانی هستند.

برای آموزش بهتر شبکه عصبی و ایجاد رابطه‌ای ما بین ورودی‌های پیکسلی و زوایای خروجی، مختصات ورودی شبکه عصبی به شکل برداری به شبکه عصبی داده شده است. به این صورت که، برای لحاظ تغییرات هرچند کوچک در نتیجه آموزش شبکه عصبی، به جای استفاده از تنها سه مختصات پیکسلی اشیاء نورانی، سه بردار رابط این اشیاء به شبکه عصبی برای آموزش داده شده است. تعداد ورودی‌های شبکه عصبی از نظر تعداد تفاوتی نمی‌کند چرا که سه مختصات برداری، یعنی همان 6 ورودی تفکیک شده برای آموزش به شبکه عصبی داده خواهند شد، اما از نظر نتیجه و سرعت آموزش شرایط به مراتب بهبود می‌یابد.

#### 3-4- گرفتن اطلاعات برای شبکه عصبی

به دلیل اهمیت دقت شبکه عصبی در تخمین جهت‌گیری زاویه‌های جسم، بالطبع باید برای آموزش شبکه عصبی از داده‌هایی به مراتب با دقت بالاتر و گام‌های حرکتی یکسان استفاده شود. لذا برای دستیابی به این مهم از ربات موازی دو درجه آزادی دورانی، استفاده شده است. روش کار بدین شکل بوده است که، با نصب جسم صلب مدل، که در بخش 1-2 توضیح داده شد، بر روی مجری نهایی ربات، و برنامه نویسی مسیری مشخص برای آن، مراحل ثبت اطلاعات ورودی و خروجی شبکه اجرا می‌شود. در شکل 8 نمایی از ربات موازی دو درجه آزادی دورانی ساخته شده در آزمایشگاه تعامل انسان و ربات نمایش داده شده است.

9 محور این سنسور شامل شتاب در راستای هر یک از محورهای مختصات، سرعت زاویه‌ای حول هر یک از محورهای مختصات و میدان مغناطیسی در راستای محورهای مختصات سه گانه می‌باشد [19]. این سنسور دارای یک واحد موتور پردازش حرکت دیجیتال<sup>1</sup> می‌باشد. این واحد داده‌های حاصل شده از شتاب‌سنج، ژيروسکوپ و میدان مغناطیسی را با یکدیگر ترکیب کرده و به داده‌های کاربردی تبدیل می‌کند. این سنسور قابلیت اندازه‌گیری شتاب تا  $\pm 16g$  در قالب 16 بیت، سرعت زاویه‌ای تا  $\pm 2000^\circ/s$  در قالب 16 بیت و میدان مغناطیسی زمین  $\pm 1200\mu T$  به صورت 13 بیت، را دارا می‌باشد. به دلیل عدم افشای اطلاعات مربوط به واحد DMP، شرکت سازنده این سنسور<sup>2</sup>، کتابخانه‌های آماده‌ای را برای بهره‌مند شدن از قابلیت این سنسور ارائه داده که به وسیله آردوینو<sup>3</sup> قابل بهره‌برداری می‌باشد. اما می‌توان با استفاده از تکنیک‌های محاسباتی زاویه جهت‌گیری سنسور در فضای سه‌بعدی را نیز محاسبه کرد.

با توجه به شکل 7 که محور مختصات سنسور را نشان می‌دهد، فرض می‌شود سنسور به نحوی قرار گرفته که شتاب‌گرانش به سمت Z- قرار دارد. آنگاه می‌توان دو زاویه حول محورهای X و Y را از روابط (2,3) محاسبه کرد:

$$\theta_y = \text{atan}\left(\frac{A_x}{\sqrt{A_y^2 + A_z^2}}\right) \quad (2)$$

$$\theta_x = \text{atan}\left(\frac{A_y}{\sqrt{A_x^2 + A_z^2}}\right) \quad (3)$$

از آنجا که روابط (2) و (3) با فرض ثابت بودن شتاب ناشی از گرانش، در راستای Z نوشته شده است، به هنگام حرکت در راستای محورهای مختصات و اندازه‌گیری شتاب، خطایی برای این محاسبات ناشی می‌گردد. روش دیگر برای محاسبه زاویه با استفاده از سرعت زاویه‌ای و انتگرال‌گیری از آن می‌باشد که مطابق با روابط (4,5) می‌باشد:

$$\theta_x = \Delta t \cdot \dot{\theta}_x + \theta_{x_0} \quad (4)$$

$$\theta_y = \Delta t \cdot \dot{\theta}_y + \theta_{y_0} \quad (5)$$

مشکلی که در این روش برای محاسبه دو زاویه حول هر یک از محورهای X و Y می‌باشد، مشکلی موسوم به راندگی<sup>4</sup> است. این مشکل از آنجا ناشی می‌شود که مقدار فعلی زاویه شدیداً به مقدار اولیه آن وابسته است، لذا کافی است در هر بار اندازه‌گیری خطای کوچکی رخ دهد. به دلیل آن‌که سرعت تکرار این محاسبات بسیار بالاست لذا خطاهای اندازه‌گیری در هر مرحله باهم جمع می‌شوند و به یک خطای بزرگ تبدیل می‌شود.

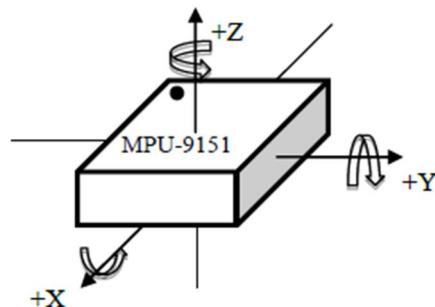


Fig. 7 Coordinate axes of MPU-9150

شکل 7 نحوه اختصاص محورهای مختصات برای شتاب‌سنج 9 محوره MPU-9150

<sup>1</sup> Digital Motion Processor (DMP)

<sup>2</sup> InveSense Co.

<sup>3</sup> Arduino

<sup>4</sup> Drift

بیش از 12 درصد از کل داده‌ها یعنی مجموع 476 داده را، از کل داده‌ها برای آزمون نهایی شبکه عصبی جدا کرده و از آنها برای آموزش شبکه عصبی به هیچ عنوان استفاده نشده است. نحوه تغییر زاویه مجری نهایی ربات بر اساس تغییر دو زاویه  $\varphi$  و  $\psi$  در شکل 9 نمایش داده شده است.

#### 4-4- گرفتن اطلاعات زاویه پیچ

همان‌طور که در بخش 3-4 نیز بیان شد، ربات موازی دوره آزادی دورانی در شرایط عادی تنها قادر به پیمودن مسیری متشکل از دو زاویه  $\varphi$  و  $\psi$  است، با محدودیت‌های ذاتی یاد شده در بخش 3-4، اما با تغییر در زوایای اولیه ربات، حرکت در زاویه  $\psi$  ربات تبدیل به حرکت در جهت  $\theta$  شده و ربات قادر به حرکت در دو جهت زاویه‌های  $\varphi$  و  $\theta$  خواهد بود. این موقعیت قرارگیری ربات در شرایطی میسر خواهد بود که رابطه (16) برای ربات صادق باشد.

$$\begin{cases} \theta_1 = \frac{-\pi}{2} \\ -\frac{5\pi}{4} \leq \theta_2 \leq \frac{17\pi}{36} \end{cases} \quad (15)$$

با توجه به صادق بودن رابطه (15)، ربات قادر به پیمودن مسیری است که تنها در آن زاویه  $\theta$  تغییر می‌کند، در شکل 10 نحوه قرارگیری ربات در شرایط ذکر شده و نصب جسم صلب بر روی مجری نهایی ربات نمایش داده شده است. برای درک بهتر مسیر پیموده شده توسط ربات، در شکل 11 نحوه تغییر مختصات مراکز سه نقطه متصل به جسم صلب در مختصات پیکسلی نمایش داده شده است.

در این مرحله، برای تغییر زاویه  $\theta_2$  طبق رابطه (15)، 751 داده از موقعیت پیکسلی نقاط و زاویه  $\theta$  سنسور شتاب‌سنج 9 محوره دریافت گردید و به دلیل یکسان نبودن بازه تغییرات با داده‌های زاویه‌های  $\varphi$  و  $\psi$ ، از شبکه‌های مستقل برای آموزش آن استفاده گردید.

#### 4-5- آموزش شبکه عصبی

برای آموزش شبکه عصبی زوایای  $\varphi$ ،  $\psi$  و  $\theta$  به صورت مجزا از دو شبکه عصبی پرسپترون چند لایه<sup>3</sup>، با 21 گره در یک لایه مخفی استفاده شده است. در لایه مخفی از تابع سیگموئید<sup>4</sup> بهره برده شده است. تابع انتقال سیگموئید

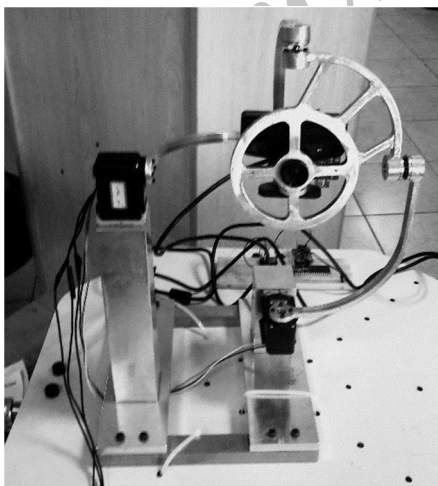


Fig. 8 The 2-DOF orientational parallel robot used as the setup test platform

شکل 8 نمای کلی ربات موازی دو درجه آزادی دورانی استفاده شده به عنوان پلتفرم آزمایش دوران جسم صلب

ربات دو درجه آزادی دورانی، از لحاظ آرایش سینماتیکی در دسته‌ی ربات‌های موازی نامتقارن قرار می‌گیرد [20]. در تحلیل سینمایی ربات‌ها نیاز به مفاهیمی از جمله ماتریس ژاکوبین و تکنیکی ربات‌های موازی است، که در ادامه به توضیح مختصر آن پرداخته می‌شود. در رابطه (10)، ماتریس ژاکوبین ربات‌ها آورده شده است.

$$J'\dot{\theta} = K't \quad (10)$$

که در آن،  $\dot{\theta}$  سرعت محرک‌ها و همچنین  $t$  بردار پیچش<sup>1</sup> است که نمایانگر سرعت انتقالی و دورانی مجری نهایی ربات می‌باشد. در این رابطه  $K'$  و  $J'$  نیز ماتریس‌های ژاکوبی متناظر با متغیرهای بیان شده هستند. در ربات‌های موازی تکنیکی زمانی به وقوع می‌پیوندد که درمیان ماتریس ژاکوبین صفر گردد [21]. در حالتی که ربات تکنینه گردد کنترل مجری نهایی از اختیار خارج شده و همچنین نیروهای بسیار زیادی به مفاصل وارد می‌گردد که در این حالت امکان تخریب ربات را به وجود می‌آورد. با توجه به رابطه (10)، سه نوع تکنیکی برای ربات تعریف شده است:

- وقتی ماتریس  $J'$  تکین باشد (تکنیکی ماتریس سینماتیک مستقیم).
  - وقتی ماتریس  $K'$  تکین باشد (تکنیکی ماتریس سینماتیک معکوس).
  - وقتی هر دو ماتریس‌های  $J'$  و  $K'$  تکین باشند.
- با توجه به [20]، چهار حالت برای تکنیکی ربات دو درجه آزادی چشم چابک از نظریه پیچ<sup>2</sup>، یا به طور شهودی قابل استخراج است.

حالت تکنیکی اول:

$$\begin{cases} \theta_1 = 0 \\ \theta_2 = \frac{-\pi}{2} \end{cases} \quad (11)$$

حالت تکنیکی دوم:

$$\begin{cases} \theta_1 = 0 \\ \theta_2 = \frac{+\pi}{2} \end{cases} \quad (12)$$

حالت تکنیکی سوم:

$$\begin{cases} \theta_1 = \pi \\ \theta_2 = \frac{+\pi}{2} \end{cases} \quad (13)$$

حالت تکنیکی چهارم:

$$\begin{cases} \theta_1 = \pi \\ \theta_2 = \frac{-\pi}{2} \end{cases} \quad (14)$$

در روابط (11-14)،  $\theta_1$  زاویه محرک شماره یک ربات حول محور افقی، و  $\theta_2$  زاویه محرک شماره دو ربات حول محور عمودی است.

با توجه به روابط (11-14) و رابطه (10)، محدودیت‌های ذاتی ربات، مانع از توانایی برنامه‌نویسی مسیری است، که هر سه زاویه  $\varphi$ ،  $\theta$  و  $\psi$  را به صورت ترکیبی و همزمان ببیماید. از این رو ابتدا مسیری با حداکثر استفاده از فضای کاری ربات و البته محدوده دید دوربین، که ترکیبی از دو زاویه  $\varphi$  و  $\psi$  است، برای ثبت اطلاعات به ربات داده شد و پس از آن با تغییر در شرایط ربات، زاویه  $\theta$  نیز به صورت مستقل داده‌برداری شد.

در مسیر اول که ترکیبی از زوایای  $\varphi$  و  $\psi$  بود، در کل 19 گام یک درجه برای زاویه  $\psi$  و در هر یک 197 گام یک درجه‌ای، زاویه  $\varphi$  تغییر می‌کردند. در مجموع 3743 داده موقعیت پیکسلی و خروجی سنسور شتاب‌سنج 9 محوره، در مرحله آزمون ترکیبی بدست آمد. از آنجایی که امکان فراهم سازی شرایط یکسان برای بررسی درستی نتایج وجود نداشت، و در پژوهش حاضر عمق تصویر ثابت و بدون تغییر فرض شده بود، لذا به صورت تصادفی تقریباً

<sup>3</sup> Multi-layer perceptron

<sup>4</sup> Sigmoid unit function

<sup>1</sup> Twisted Vector

<sup>2</sup> Screw theory

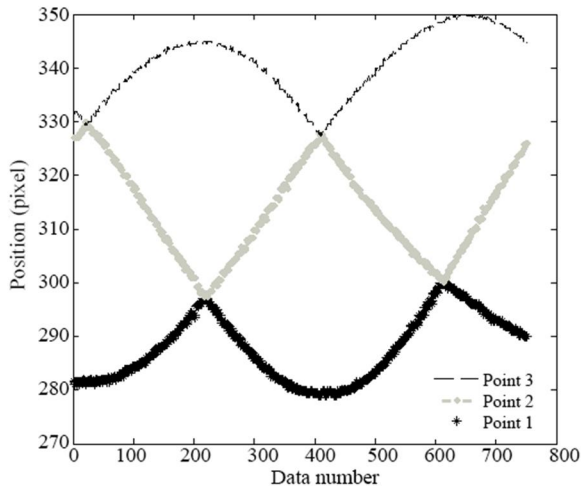


Fig. 11 LED's center coordinate plot in  $\theta$  angle path

شکل 11 نمودار تغییر مختصات پیکسلی مرکز نقاط نورانی در هنگام پیمودن مسیر زاویه  $\theta$

به منظور بررسی میزان کارایی مدل به دست آمده، در کد نوشته شده برای شبکه عصبی مصنوعی، تقسیم بندی داده‌ها به مجموعه‌های آموزش، ارزیابی و آزمایش به صورت تصادفی صورت گرفت. یکی از مشکلاتی که در طی آموزش شبکه عصبی مصنوعی اتفاق می‌افتد بیش برآزش<sup>3</sup> نامیده می‌شود. در این حالت خطا در مجموعه‌ی داده‌های آموزش به مقدار بسیار پایینی می‌رسد، اما زمانی که داده‌ی جدیدی به شبکه اعمال می‌شود مقدار خطا زیاد است. در واقع شبکه نمونه‌های مجموعه‌ی آموزش را به حافظه سپرده است و برای تعمیم به حالت‌های جدید آموزش ندیده است [23]. به منظور دستیابی به شبکه‌ای با تعمیم مناسب، در فرآیند آموزش شبکه از آموزش مجدد<sup>4</sup> استفاده شد. آموزش مجدد به این مفهوم می‌باشد که شبکه با معماری مشخص چندین بار تحت آموزش قرارگیرد تا شبکه بهتری یافت شود [24].

از مجموع 3276 داده دخیره شده زوایای  $\varphi$  و  $\psi$  برای آموزش شبکه عصبی، 20 درصد آن به صورت تصادفی برای ارزیابی شبکه در حین آموزش و 10 درصد هم برای آزمایش شبکه به صورت تصادفی انتخاب شدند. همین مقادیر نیز برای 751 داده زاویه  $\theta$  نیز انتخاب گردید. برای جلوگیری از وقوع بیش برآزش برای شبکه از توقف‌های بررسی ارزیابی‌ها<sup>5</sup> پس از 9 مورد صعودی پیوسته، استفاده شد. نتایج حاصل از آموزش شبکه عصبی و تابع برآورد<sup>6</sup> در شکل 13 نمایش داده شده، که شیب 0.99998 نشان از آموزش قابل قبول شبکه عصبی دارد.

در شکل 14 نیز، میزان خطای مجموع مربعات، شبکه در حین آموزش، ارزیابی و آزمایش نشان داده شده، که در مرحله‌ی 141 ام، تکرار آموزش، به خطای مجموع مربع  $7 \times 10^{-5}$  دست‌یافته است، که مقداری قابل قبول برای آموزش شبکه عصبی تلقی می‌شود.

### 5- آزمایش نتایج آموزش شبکه عصبی

همان‌طور که از ابتدای بخش 4 نیز اشاره شد، برای صحت‌سنجی آموزش و عملکرد شبکه عصبی 476 داده از زوایای  $\varphi$  و  $\psi$  بدون آنکه برای آموزش

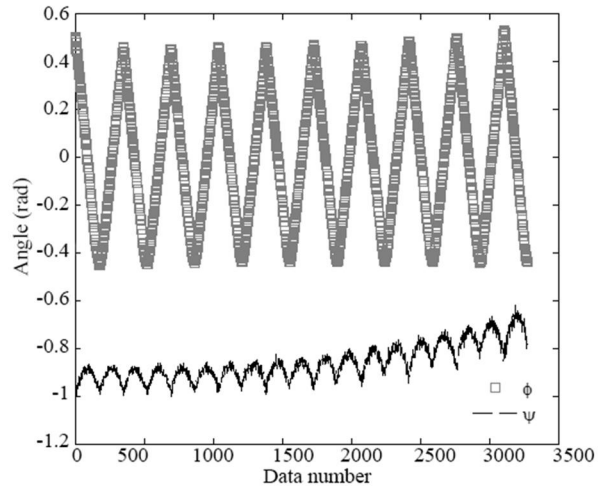


Fig. 9 Data sets from MPU9150 by 2-DOF orientation parallel robot

شکل 9 مجموعه داده‌های دریافتی از سنسور شتاب‌سنج، توسط ربات موازی دو درجه آزادی دورانی

مقادیر ورودی در بازه  $-\infty$  الی  $+\infty$  را دریافت و تابع انتقال خطی در لایه خروجی همان مقدار ورودی تابع را به عنوان خروجی تابع بر می‌گرداند [22]. نمای کلی شبکه عصبی به همراه خطوط ارتباطی لایه‌ها در شکل 12 نمایش داده شده است. در شبکه عصبی با استفاده از یک تابع کارایی وزن‌ها و بایاس‌ها<sup>1</sup> در جهت کمینه شدن تابع کارایی به روز می‌شوند. در این مقاله، از تابع کارایی میانگین مجموع مربعات خطا<sup>2</sup> (MSE)، که تابع رایج مورد استفاده در شبکه‌های عصبی پیشرو می‌باشد که با استفاده از رابطه‌ی (16) تعیین می‌شود، استفاده شده است؛

$$MSE = \frac{\sum_{i=1}^N (y_i - \hat{y}_i)^2}{N} \quad (16)$$

که در آن،  $y_i$  مقادیر اندازه گیری شده،  $\hat{y}_i$  مقادیر پیش بینی شده توسط مدل و  $N$  تعداد داده‌های مورد بررسی می‌باشند.

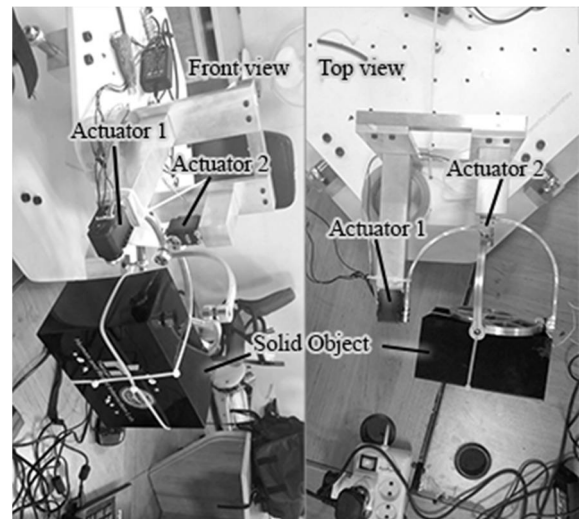


Fig. 10 Location of robot and solid object to move in direction of  $\theta$  angle

شکل 10 نحوه قرارگیری ربات و جسم صلب، برای پیمودن مسیر حول زاویه  $\theta$

<sup>3</sup> Over fitting

<sup>4</sup> Retrain

<sup>5</sup> Validation check

<sup>6</sup> Regression

<sup>3</sup> Bias

<sup>2</sup> Mean Square Error (MSE)

و 16 مقادیر حاصل از تفاضل نتایج خروجی شبکه عصبی و سنسور شتاب‌سنج نمایش داده شده است. همان‌گونه که در شکل‌های 15 و 16، نمایان است، بیشترین خطای حاصل در زاویه  $\varphi$  0.03 رادیان و بیشترین خطای زاویه  $\psi$  0.038 رادیان محاسبه شده است، که نتایج قابل قبولی می‌باشند.

به علت محدودیت ذاتی ربات دو درجه آزادی دورانی، امکان ثبت هر سه زاویه با یک دامنه مشخص وجود نداشت، لذا برای زاویه  $\theta$  به صورت مستقل و همان‌گونه که در بخش 4-4 توضیح داده شد، در مجموع 751 داده برای زاویه  $\theta$  دریافت شد. با استفاده از شبکه‌ای مشابه با شبکه عصبی زوایای  $\varphi$  و  $\psi$ ، این داده‌ها نیز مورد آموزش و استفاده قرار گرفتند که در شکل 17 مقدار خطای حاصل از تفاضل مقدار آموزش شبکه عصبی و مقدار واقعی آن آورده شده است.

### 5-1- محاسبه تفاضل واریانس

در نظریه احتمالات و آمار واریانس<sup>3</sup> نوعی سنجش پراکندگی است. در مقایسه با میانگین می‌توان گفت که میانگین، توزیع را نشان می‌دهد، در حالی که واریانس مقیاسی است که نشان می‌دهد داده‌ها حول میانگین چگونه پخش شده‌اند. واریانس کمتر بدین معنا است که انتظار می‌رود اگر نمونه‌ای از توزیع مزبور انتخاب شود مقدار آن به میانگین نزدیک‌تر باشد. یکای واریانس مربع یکای کمیت اولیه می‌باشد. مقدار واریانس از رابطه (17) به دست می‌آید.

$$\sigma^2 = \frac{\sum_{i=1}^N x_i^2 - (\sum_{i=1}^N x_i)^2 / N}{N} \quad (17)$$

در جدول 1 مقادیر واریانس ابتدا برای مقدار حقیقی هر یک از زوایا محاسبه و سپس همین مقدار برای خروجی شبکه عصبی نیز محاسبه شد. برای مقایسه هر یک از این مقادیر و محاسبه میزان تغییرات پراکندگی در خروجی شبکه عصبی، مقادیر تفاضل واریانس حقیقی از واریانس خروجی شبکه عصبی نیز محاسبه گردید که در تمام زوایا به اعدادی با نسبت بسیار پایین و قابلیت اطمینان بالا دست یافته شد.

### 6- نتیجه‌گیری

در این پژوهش محاسبه جهت‌گیری زاویه‌ای جسم صلب، با سه نقطه متمایز توسط بینایی ماشین مورد مطالعه قرار گرفت. لذا وجود همچنین سامانه‌ای در

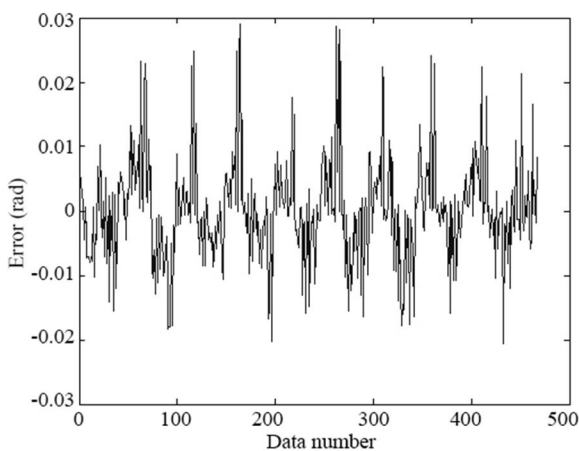


Fig. 15 Error of  $\varphi$  angle

شکل 15 خطای زاویه  $\varphi$

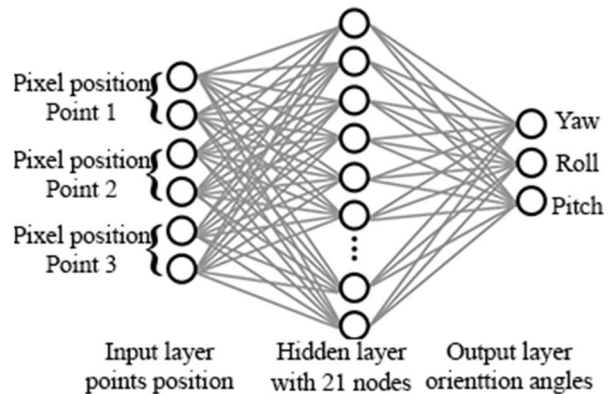


Fig. 12 Schematic of ANN and input-output connections.

شکل 12 طرح کلی شبکه عصبی و لایه‌های ورودی، خروجی و ارتباط بین آن‌ها

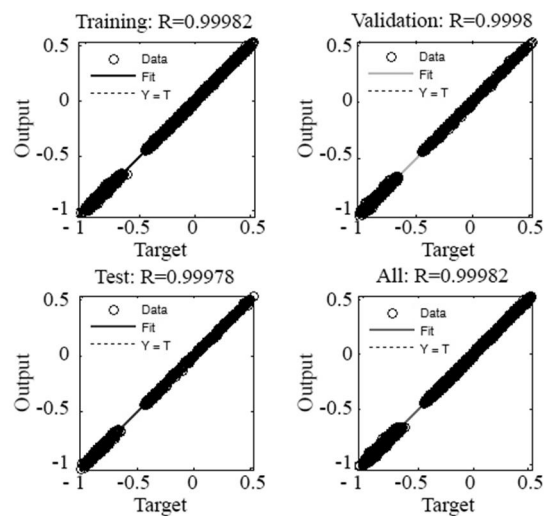


Fig. 13 Regression neural network plot for  $\varphi$  &  $\psi$  training

شکل 13 نمودار تابع برآورد شبکه عصبی پس از آموزش زوایای  $\varphi$  و  $\psi$

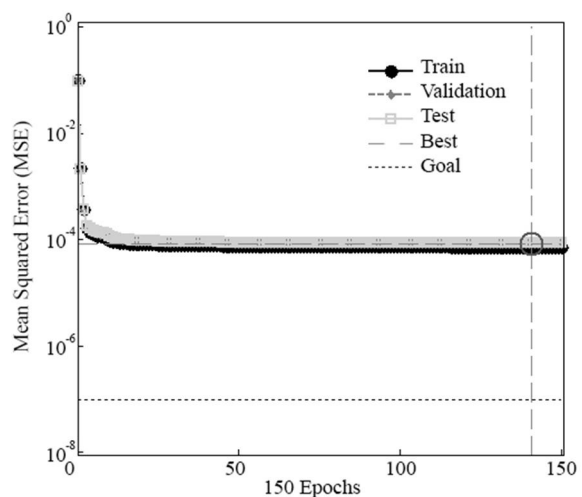


Fig. 14 Best validation performance at epoch 141

شکل 14 نمودار مجموع مربعات خطا و بهترین بازده در تکرار 141 ام

شبکه عصبی استفاده شده باشند، به عنوان ورودی به شبکه داده شده و نتایج با مقادیر اصلی سنسور شتاب‌سنج 9 محوره مقایسه می‌شود. در شکل‌های 15

<sup>3</sup> variance



سنسور شتابسنج 9 محوره، متصل به جسم صلب، برای آموزش شبکه عصبی استفاده شد. برای دریافت اطلاعات جهت آموزش شبکه عصبی و بررسی نتایج آموزش، از ربات موازی دو درجه آزادی دورانی استفاده شده است. به دلیل دو درجه آزادی بودن ربات موازی دورانی، از موقعیت قرارگیری خاصی برای دوران حول محور زاویه‌ای  $\theta$  استفاده شده است. شبکه عصبی مورد استفاده از نوع پس انتشار خطا و پرسپترون چند لایه و با یک لایه مخفی بوده، که در لایه آن از 21 گره، با تابع فعال ساز سیگموئید استفاده شده است. در آخر نتایج حاصل از آموزش شبکه عصبی با خروجی‌های سنسور شتابسنج 9 محوره مقایسه و به خطای قابل قبول در حدود حداکثر 0.04 رادیان دست یافته شد. در کارهای پیش‌رو می‌توان با استفاده از الگوریتم‌های جدید شبکه عصبی و تغییر پارامترها در آن، به مقایسه نتایج و بهبود احتمالی دقت عملکرد سیستم پرداخت.

### 7- مراجع

- [1] J. Angeles, *Fundamentals of Robotic Mechanical Systems: Theory, Methods, and Algorithms*, Second Edition, pp. 118-138, New York, Springer, 2003.
- [2] F. Chenavier, J. L. Crowley, Position estimation for a mobile robot using vision and odometry, *Proceeding of IEEE International Conference*, pp. 2588-2593, Vol. 3, 1992.
- [3] H. Tokashiki, K. Kaneko, K. Tanie, Development of independently-controlled position and orientation manipulator for minute work, *Proceeding of IEEE International Conference on In Robotics and Automation (ICRA'00)*, pp. 1502-1508, Vol. 2, 2000.
- [4] S. Katsura, K. Irie, K. Ohishi, Wideband Force Control by Position-Acceleration Integrated Disturbance Observer, *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, Vol. 55, No. 4, pp. 1699-1706, 2008.
- [5] J. Wang, W. J. Wilson, 3D relative position and orientation estimation using Kalman filter for robot control, *Proceeding of IEEE International Conference on Robotics and Automation*, pp. 2638-2645, Vol. 3, 1992.
- [6] M. A. Sid-Ahmed, M. T. Boraie, Dual camera calibration for 3-D machine vision metrology, *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, Vol. 39, No. 3, pp. 512-516, 1990.
- [7] F. Dellaert, W. Burgard, D. Fox, S. Thrun, Using the condensation algorithm for robust, vision-based mobile robot localization, *Proceeding of IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, pp. 1-594, Vol. 2, 1999.
- [8] I. Ohya, A. Kosaka, A. Kak, Vision-based navigation by a mobile robot with obstacle avoidance using single-camera vision and ultrasonic sensing, *IEEE Transactions on Robotics and Automation*, Vol. 14, No. 6, pp. 969-978, 1998.
- [9] E. Altug, J. P. Ostrowski, C. J. Taylor, Quadrotor control using dual camera visual feedback, in *Proceeding of IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA'03)*, pp. 4294-4299, Vol. 3, 2003.
- [10] R. A. Jarvis, A Perspective on Range Finding Techniques for Computer Vision, *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. PAMI-5, No. 2, pp. 122-139, 1983.
- [11] G. Xiao-Shan, H. Xiao-Rong, T. Jianliang, C. Hang-Fei, Complete solution classification for the perspective-three-point problem, *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 25, No. 8, pp. 930-943, 2003.
- [12] G. Verhoeven, Imaging the invisible using modified digital still cameras for straightforward and low-cost archaeological near-infrared photography, *Journal of Archaeological Science*, Vol. 35, No. 12, pp. 3087-3100, 12//, 2008.
- [13] M. Achtelik, Z. Tianguang, K. Kuhnlenz, M. Buss, Visual tracking and control of a quadcopter using a stereo camera system and inertial sensors, *Proceeding of IEEE International Conference on Mechatronics and Automation (ICMA)*, pp. 2863-2869, 2009.
- [14] M.S. Nixon, A. S. Aguado, *Feature Extraction and Image processing*, First edition, pp. 164-173, Oxford, Newnes, 2002.
- [15] L. Kneip, D. Scaramuzza, R. Siegwart, A novel parametrization of the perspective-three-point problem for a direct computation of absolute camera position and orientation, *Proceeding of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, pp. 2969-2976, 2011.
- [16] *Neural Network Toolbox - Network Architectures*, Accessed on 19 July 2015; <http://www.mathworks.com/products/neural-network/features.html#training-algorithms>.

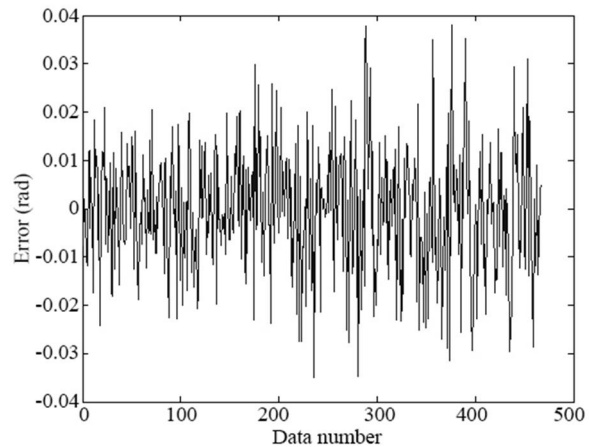


Fig. 16 Error of  $\psi$  angle

شکل 16 خطای زاویه  $\psi$

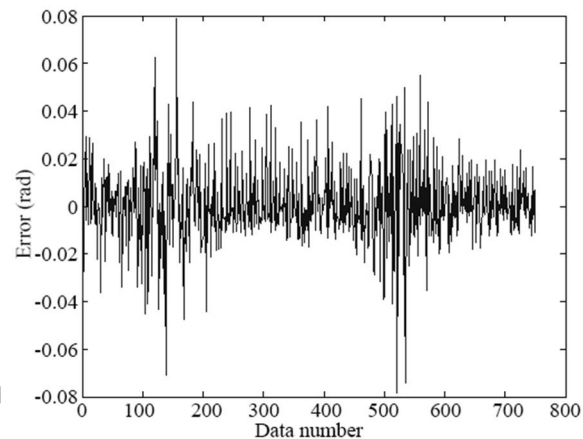


Fig. 17 Error of  $\theta$  angle

شکل 17 خطای زاویه  $\theta$

جدول 1 مقادیر واریانس و تفاضل هر یک از آن‌ها برای زوایای  $\psi$ ،  $\theta$  و  $\varphi$

Table 1 Variance and difference values for each of the angles

واریانس مقدار حقیقی $(rad)^2$	واریانس خروجی شبکه $(rad)^2$	تفاضل واریانس حقیقی از خروجی $(rad)^2$	زاویه
0.0788	0.0787	$4.1648 \times 10^{-5}$	$\varphi$
0.0055	0.0053	$1.5610 \times 10^{-5}$	$\psi$
0.7383	0.7385	$1.7523 \times 10^{-4}$	$\theta$

روش‌های کنترلی حلقه باز برای ربات‌هایی با قابلیت انجام حرکات دورانی از اهمیت به‌سزایی برخوردار است. ابتدا به دلیل وابستگی شدید پردازش تصویر رنگی، به نور محیط و کاهش حجم محاسبات، از فرستنده‌های مادون قرمز به عنوان نشانگرهای سیستم بینایی، و از فیلتر فیزیکی مادون قرمز-گذر بر روی لنز دوربین، برای تشخیص نشانگرهای مادون قرمز و کاهش حجم محاسبات استفاده شد. برای این منظور سامانه‌ای متشکل از یک جسم صلب و سه فرستنده مادون قرمز ساخته شد. با وجود اینکه، روابطی همچون P3P برای حل مسأله جهت‌گیری جسم توسط سیستم بینایی ارائه شده است، اما به دلیل غیر خطی بودن، حل آنها در سیستم بینایی به صورت بلادرنگ امکان‌پذیر نخواهد بود. لذا از روش آموزش شبکه عصبی برای محاسبه جهت‌گیری جسم در سیستم استفاده شد. در این پژوهش از خروجی‌های

- International Conference on Robotics and Mechatronics (ICRoM)*, pp. 445-450, 2014.
- [21] J.J. Craig, *Introduction to Robotics: Mechanics and Control*, 3rd Edition, pp. 151-153, United States, Pearson Prentice Hall, 2005.
- [22] D.F. Specht, Neural Networks, *Probabilistic Neural Networks*, Vol. 3, pp. 109-118, 1990.
- [23] D.F. Specht, A general regression neural network, *IEEE Transactions on Neural Networks*, Vol. 2, pp. 568-576, 1991.
- [24] R. Setiono, Huan Liu, Neural-network feature selector, *IEEE Transactions on Neural Networks*, Vol. 8, pp. 654-662, 1997.
- [17] M. T. Hagan, H. B. Demuth, M. H. Beale, O. De Jesús, *Neural network design*: PWS publishing company Boston, 1996.
- [18] k. Hornik, Approximation Capabilities of Multilayers Feedforward Networks, *Neural Networks*, Vol. 4, No. 2, pp. 251-257. 1991.
- [19] *MPU-9150 Product Specification and Datasheet*, Accessed on 1 August 2015; <http://www.invensense.com/products/motion-tracking/9-axis/mpu-9150>.
- [20] E. R. J. Bozorgi, I. Yahyapour, A. Karimi, M. T. Masouleh, M. Yazdani, Design, development, dynamic analysis and control of a 2-DOF spherical parallel mechanism, *Proceeding of Second RSI/ISM*

Archive of SID