

تشخیص خطا در عملیات گرفتن قطعه توسط ربات مونتاژ کننده با استفاده از روش درخت تصمیم گیری

داود صدیقی زاده^۱، سعید جلیلی^۲، الیپس مسیحی^۱
d_sedighi2003@yahoo.com, {SJalili, masehian}@modares.ac.ir
۱. دانشگاه تربیت مدرس، دانشکده فنی مهندسی، بخش مهندسی صنایع
۲. دانشگاه تربیت مدرس، دانشکده فنی مهندسی، بخش مهندسی کامپیوتر

چکیده مبسوط

در این مقاله رویکرد درخت تصمیم گیری در یادگیری ماشین به منظور تکامل در فعالیت های مربوط به مونتاژ خودکار توسط ربات ارائه می گردد. ربات مونتاژ کننده به منظور انجام این عملیات، فعالیت های حرکت جهت گرفتن قطعه، انتقال قطعه، رها کردن قطعه را انجام می دهد که در هر یک از این فعالیت ها امکان بروز خطا توسط ربات وجود دارد. Seabra و همکارش [1] نسبت به جمع آوری داده هایی درخصوص بردارگشتاور و بردار نیروی ربات پس از تشخیص خطا در مسیر گرفتن قطعه، اقدام نمودند که در واقع سه مولفه بردار نیرو و سه مولفه بردار گشتاور در حالت سه بعدی به عنوان خصیصه ها در نظر گرفته شدند در این مجموعه داده ها چهار کلاس مختلف تعریف شده است: (۱) کلاس Normal که در آن حرکت ربات به صورت طبیعی ادامه پیدا می کند، (۲) Collision که در آن خطای حرکتی ربات همراه با تصادم با مانع می باشد، (۳) Fr_collision که در آن ربات تا مرز مانع حرکت می کند و (۴) Obstruction که در آن ربات پس از بروز خطا، امکان هیچ گونه فعالیتی ندارد. با توجه به آنکه روش های کلاسیک برنامه ریزی حرکت ربات در تشخیص خطای حرکت ربات چندان

سعی بر آن است که با استفاده از روش درخت تصمیم گیری¹ نسبت به آموزش داده ها

اقدام نمود. به منظور یادگیری درخت تصمیم گیری از دو ابزار C4.5 ، Ripper استفاده شده است. در

این مقاله، سعی بر آن است که با بکارگیری روش های فوق الذکر، دانش لازم برای تشخیص خطا را

استحصال کرد.

داده های اشاره شده در بالا که ۱۳۲۰ نمونه می باشند به دو بخش داده های آموزش و داده های

آزمایش تقسیم می گردند که داده های آموزش ۷۰ درصد و داده های آزمایش ۳۰ درصد داده ها را

تشکیل می دهند. این تقسیم بندی ۱۰ بار به صورت تصادفی انجام گردید و بنابراین ۱۰ دسته داده

آموزش و آزمایش ایجاد گردید که در هر روش این ۱۰ دسته داده ، درخت تصمیم گیری ایجاد گردید.

نتایج بدست آمده در جدول ۱ ارائه می گردد:

جدول ۱- نتایج بدست آمده با استفاده از ابزارهای مختلف

Learning Method	Percent of Learning			
	Normal	Collision	Fr_collision	Obstruction
C4.5	88.42	85.62	81.94	63.64
Ripper	96.43	77.94	90.63	83.78

با توجه به جدول ۱، به جز در کلاس collision سایر نتایج مربوط به ابزار ripper از نتایج C4.5 بهتر

می باشد. در [1]، با استفاده از روش SKIL² خطاهای یادگیری در حدود ۴۰ درصد می باشد.

مراجع :

[1] Seabra L., L. and L.M. Camarinha-Matos. (1995) "Inductive Generation of Diagnostic Knowledge for Autonomous Assembly" ICRA'95.

¹ Decision Tree

² Structure Knowledge generated by Inductive Learning

[2] Seabra Lopes, L. (1997) "Robot Learning at the Task Level: a Study in the Assembly Domain", Ph.D. thesis, Universidade Nova de Lisboa, Portugal.

[3] Seabra Lopes, L. and L.M. Camarinha-Matos (1998) Feature Transformation Strategies for a Robot Learning Problem, "Feature Extraction, Construction and Selection. A Data Mining Perspective", H. Liu and H. Motoda (eds.), Kluwer Academic Publishers.

[4] Camarinha-Matos, L.M., L. Seabra Lopes, and J. Barata (1996) Integration and Learning in Supervision of Flexible Assembly Systems, "IEEE Transactions on Robotics and Automation", 12 (2), 202-219.