دانشگاه صنعتی امیرکبیر (پلی تکنیک تهران)

دانشکده مهندسی کامپیوتر و فناوری اطلاعات

پایان نامه کارشناسی ارشد

گرایش هوش ماشین و رباتیک

طراحی شبکه‌های عصبی پیمانه‌ای هم‌تکاملی

استاد راهنما:

دکتر رضا صفابخش

نگارش:

احمد نیک‌آبادی

دی ۱۳۸۵

بسمـه تعالـــی

دانشگاه صنعتی امیرکبیر
(پلی تکنیک تهران)
معاونت پژوهشی

فرم اطلاعات پایان نامه
کارشناسی ارشد و دکترا

تاریخ: .....

پیوست: .....

نام و نام خانوادگی:	احمد نیک آبادی	**دانشجوی آزاد** ■	**بورسیه** □	**معادل** □	
شماره دانشجوئی:	۸۳۱۳۱۱۷۷	**دانشکده:**	مهندسی کامپیوتر	**رشته تحصیلی:**	هوش مصنوعی
نام و نام خانوادگی استاد راهنما:	دکتر رضا صفابخش				
عنوان پایان نامه به فارسی:	طراحی شبکه های عصبی پیمانه ای هم تکاملی				
عنوان پایان نامه به انگلیسی:	Coevolutionary Modular Neural Networks Design				
نوع پروژه:	**کارشناسی ارشد** □ **دکترا** □	**کاربردی** ■	**بنیادی** □	**توسعه ای** □	**نظری** □
تاریخ شروع:	۸٤/۷/۱	**تاریخ خاتمه:**	۸۵/۱۰/۱	**تعداد واحد:**	۶
سازمان تأمین کننده اعتبار:					
واژه های کلیدی به فارسی:	شبکه های عصبی، پیمانه ای بودن، یادگیری بازی، یادگیری هم تکاملی رقابتی				
واژه های کلیدی به انگلیسی:	Neural Networks, Modularity, Game Learning, Competitive Coevolutionary Learning				

نظرها و پیشنهادها به منظور بهبود فعالیت های پژوهشی دانشگاه:

استاد راهنما:

دانشجو:

امضاء استاد راهنما: **تاریخ:**

نسخه ۱: معاونت پژوهشی
نسخه ۲: کتابخانه و به انضمام دو جلد پایان نامه به منظور تسویه حساب با کتابخانه و مرکز اسناد و مدارک علمی

چکیده:

شبکه‌های عصبی پیمانه‌ای دسته خاصی از شبکه‌های عصبی هستند که به جای یک شبکه عصبی یکپارچه بزرگ از تعدادی شبکه عصبی کوچکتر تشکیل می‌شوند. این شبکه‌ها نسبت به شبکه‌های عصبی یکپارچه دارای مزایایی همچون کاهش پیچیدگی مدل، یادگیری سریعتر، مصونیت از تداخل مکانی و زمانی، قابلیت تفسیر بیشتر دانش کسب شده و شباهت بیشتر به شبکه‌های عصبی طبیعی هستند. از جمله انواع شبکه‌های پیمانه‌ای می‌توان به شبکه‌های حاصل از پیمانه‌ای کردن ورودی، پیمانه‌ای کردن خروجی و ترکیب سلسله‌مراتبی خبرگان اشاره کرد. در این شبکه‌ها با تقسیم یک کار بزرگ به تعدادی کار کوچکتر و انجام هر یک از این کارها توسط یک شبکه عصبی کوچک و سپس ترکیب راه حل‌های جزئی، راه‌حل نهایی مسأله به دست می‌آید.

با توجه به مزایای فراوان شبکه‌های عصبی پیمانه‌ای نسبت به شبکه‌های عصبی یکپارچه، در این پروژه از دو نوع پیمانه‌ای کردن ورودی و خروجی برای طراحی شبکه‌های عصبی پیمانه‌ای جهت یادگیری دو بازی OX و اتلو استفاده شده است. در مورد بازی OX به دلیل سادگی مسأله از خروجی شبکه عصبی طراحی شده مستقیماً برای تعیین حرکت انتخابی استفاده می‌شود و در بازی اتلو از شبکه طراحی شده برای ارزیابی حالت‌های مختلف بازی در کنار الگوریتم جستجوی Minimax استفاده می‌شود. در هر دو مورد شبکه‌های عصبی به شکل دلخواه و بر اساس تعریف مسأله طراحی می‌شوند. برای یادگیری وزن‌های شبکه‌های عصبی استفاده شده، پس از بررسی الگوریتم‌های تکاملی، از استراتژی تکامل نوع دوم استفاده شد. پس از طراحی شبکه‌های عصبی از الگوریتم هم‌تکاملی رقابتی برای یادگیری وزن‌های مناسب پیمانه‌های مختلف استفاده می‌شود. نتایج بدست آمده با دو شبکه عصبی یکپارچه متناظر مقایسه شده است. نتایج بدست آمده بیانگر آن است که با وجود اینکه تعداد پارامترهای آزاد شبکه‌های عصبی پیمانه‌ای کمتر از شبکه‌های عصبی یکپارچه نظیر است اما کارآیی این شبکه‌ها نسبت به شبکه‌های عصبی یکپارچه بیشتر است. همچنین در شبکه عصبی پیمانه‌ای می‌توان به راحتی از دانش موجود برای افزایش سرعت یادگیری استفاده کرد. دانش استخراج شده توسط این شبکه‌ها نیز قابلیت تفسیر و استفاده مجدد بیشتری دارد.

در این پروژه همچنین چارچوب هم‌تکاملی رقابتی جدیدی پیشنهاد شده است. یکی از مشکلات مدل هم‌تکاملی رقابتی موجود، یادگیری نقش‌های متفاوت دخالت کننده در فرآیند تکامل در قالب یک فرد است. این امر سبب می‌شود، یادگیری سریع یکی از نقش‌ها باعث غلبه آن نقش بر نقش یا نقش‌های مقابل و عدم تکامل افراد جمعیت تکاملی شود. در چارچوب پیشنهادی به ازاء هر یک از نقش‌هایی که قرار است با استفاده از الگوریتم هم‌تکاملی یاد گرفته شود، جمعیت مجزایی در نظر گرفته می‌شود. در هر تولید نسل تعدادی از افراد هر جمعیت انتخاب و به مخزن فرد مربوطه افزوده می‌شوند. برای ارزیابی جمعیت‌های مختلف در کنار هر جمعیت تکامل یابنده جمعیت ارزیابی نیز تشکیل می‌شود. اعضای این جمعیت از افراد موجود در مخزن فرد انتخاب می‌شوند. سطح شایستگی افراد موجود در هر جمعیت ارزیاب بر اساس جمعیت رقیب افزایش داده می‌شود. به این ترتیب رشد سریع یک جمعیت نمی‌تواند مانع تکامل جمعیت‌ها شود. همچنین با حذف افراد ناکارآمد از جمعیت ارزیاب سرعت همگرایی الگوریتم به جواب بهینه نسبت به الگوریتم‌های متداول به مراتب افزایش می‌یابد. ارزیابی الگوریتم پیشنهادی در بازی‌های OX و اتلو نشان‌دهنده کارآیی بالای این الگوریتم است.

فهرست

فهرست اشکال VII
فهرست جداول IX
۱- مقدمه ۱
۲- مباحث مقدماتی ۵
۲-۱ الگوریتم‌های تکاملی ۵
۲-۱-۱ روش‌های ارائه ۷
۲-۱-۲ روش‌های انتخاب ۷
۲-۱-۳ عملگرهای ژنتیکی ۱۵
۲-۱-۳-۱ ترکیب ۱۵
۲-۱-۳-۲ جهش ۱۹
۲-۱-۴ استراتژی‌های تکامل ۲۲
۲-۱-۴-۱ ارائه ۲۳
۲-۱-۴-۲ ترکیب ۲۳
۲-۱-۴-۳ جهش ۲۳
۲-۱-۴-۴ قانون یک پنجم موفقیت ۲۴
۲-۱-۴-۵ استراتژی تکامل نوع اول ۲۴
۲-۱-۴-۶ استراتژی تکامل نوع دوم ۲۴
۲-۱-۴-۷ استراتژی تکامل نوع سوم ۲۵
۲-۱-۴-۸ انتخاب والدین ۲۵
۲-۱-۴-۹ انتخاب بازماندگان ۲۵
۲-۱-۵ جمع‌بندی ۲۶
۲-۲ شبکه‌های عصبی تکاملی ۲۶
۲-۲-۱ مقدمه ۲۶
۲-۲-۲ تکامل وزن‌های اتصالات ۲۶
۲-۲-۳ تکامل معماری ۳۰
۲-۲-۴ تکامل قوانین یادگیری ۳۵
۲-۲-۵ جمعبندی و نتیجه‌گیری ۳۷
۲-۳ شبکه‌های عصبی پیمانه‌ای ۳۸
۲-۳-۱ مقدمه ۳۸
۲-۳-۲ مفهوم پیمانه‌ای بودن ۳۹
۲-۳-۳ شبکه‌های عصبی مصنوعی پیمانه‌ای ۴۰
۲-۳-۴ مزایای شبکه‌های عصبی پیمانه‌ای ۴۱
۲-۳-۵ انواع شبکه‌های عصبی پیمانه‌ای ۴۴
۲-۳-۶ جمع‌بندی ۴۹
۲-۴ جمع‌بندی ۴۹
۳- بررسی پیشینه کار ۵۱
۳-۱ یادگیری بازی‌ها با روش‌های غیرتکاملی ۵۱

۳-۲ تکامل شبکه‌های عصبی یکپارچه و پیمانه‌ای ۵۴
۳-۲-۱ استفاده از الگوریتم‌های ژنتیکی برای یادگیری ساختار شبکه عصبی ۵۴
۳-۲-۲ استفاده از L-سیستم‌ها و الگوریتم‌های ژنتیکی برای یافتن معماری مناسب شبکه‌های عصبی ۵۶
۳-۲-۳ تجزیه خودکار مسأله با استفاده از شبکه‌های پیمانه‌ای هم‌تکامل ۵۸
۳-۳ یادگیری بازی‌ها با استفاده از شبکه‌های عصبی تکاملی یکپارچه ۶۰
۳-۳-۱ شبکه‌های عصبی تکاملی مورد استفاده در یادگیری بازی‌ها ۶۰
۳-۳-۲ الگوریتم تکاملی به همراه شبکه‌های عصبی برای یادگیری بازی چکرز ۶۳
۳-۳-۳ استفاده از شبکه‌های عصبی تکاملی برای یادگیری بازی اتلو[111] ۶۵
۳-۴ یادگیری بازی‌ها با استفاده از شبکه‌های عصبی پیمانه‌ای ۶۷
۳-۵ جمع‌بندی ۶۸
۴- بررسی الگوریتم و چارچوب هم‌تکاملی مورد استفاده ۶۹
۴-۱ بررسی نحوه تطبیق پارامتر σ در استراتژی‌های تکامل ۶۹
۴-۱-۱ تابع آزمایشی ۶۹
۴-۱-۲ تابع فاصله: خیلی دور، خیلی نزدیک ۷۰
۴-۱-۳ قانون یک پنجم موفقیت ۷۱
۴-۱-۴ استراتژی تکامل تدریجی نوع اول ۷۲
۴-۱-۵ استراتژی تکامل تدریجی نوع دوم ۷۴
۴-۱-۶ استراتژی تکامل تدریجی نوع سوم ۷۵
۴-۱-۷ نتیجه‌گیری ۷۶
۴-۲ چارچوب هم‌تکاملی ۷۷
۴-۲-۱ چارچوب هم‌تکاملی فعلی ۷۸
۴-۲-۲ معرفی بازی OX ۷۸
۴-۲-۳ مشکلات یادگیری بازی OX با استفاده از چارچوب هم‌تکاملی فعلی ۷۹
۴-۲-۴ چارچوب هم‌تکاملی رقابتی پیشنهادی ۸۲
۴-۲-۵ نتایج عملی ۸۵
۴-۲-۶ بحث و نتیجه‌گیری ۸۵
۴-۳ پارامترهای الگوریتم ۸۶
۴-۴ جمع‌بندی ۸۷
۵- استفاده از شبکه‌های عصبی پیمانه‌ای در یادگیری بازی ۸۸
۵-۱ معماری شبکه‌های عصبی ۸۹
۵-۱-۱ شبکه عصبی یکپارچه ۹۰
۵-۱-۲ شبکه عصبی پیمانه‌ای پیشنهادی ۹۰
۵-۲ مقایسه شبکه عصبی یکپارچه و پیمانه‌ای ۹۲
۵-۲-۱ سرعت یادگیری ۹۳
۵-۲-۲ یادگیری M1 .....۹۴
۵-۲-۳ استفاده از توابع فعالسازی مختلف ۹۵
۵-۲-۴ استفاده از دانش موجود در فرآیند یادگیری ۹۵
۵-۳ بحث و نتیجه‌گیری ۹۶
۶- یادگیری مسائل پیچیده‌تر ۹۷

۶-۱ الگوریتم جستجوی Minimax ۹۷
۶-۲ بازی اتلو ۹۹
۶-۳ یادگیری بازی با استفاده از شبکه‌های عصبی و الگوریتم Minimax ۱۰۱
۶-۳-۱ شبکه عصبی یکپارچه ۱۰۲
۶-۳-۲ شبکه عصبی پیمانه‌ای پیشنهادی ۱۰۲
۶-۴ بازیکن تفاضلی ۱۰۶
۶-۵ نتایج تجربی ۱۰۷
۶-۶ جمع‌بندی ۱۱۲
۷- نتیجه‌گیری و پیشنهادات ۱۱۳
۷-۱ جمع‌بندی و نتیجه گیری ۱۱۳
۷-۲ پیشنهادات ۱۱۶
۷-۲-۱ کاربردها ۱۱۶
۷-۲-۲ بهبودها ۱۱۷
مراجع ۱۱۸

فهرست اشکال

شکل ۲-۱ بازه‌های انتساب داده شده به هر یک از افراد جمعیت جدول ۲-۱ در روش انتخاب چرخ رولت. ۹

شکل ۲-۲- افراد انتخاب شده در روش انتخاب نمونه‌برداری جهانی اتفاقی، برای افراد جدول ۲-۱. ۹

شکل ۲-۳ شکل‌های همسایگی حلقه و نیم حلقه با طول‌های مختلف. ۱۳

شکل ۲-۴ همسایگی‌های دوبعدی ستاره (سمت چپ) و بعلاوه (سمت راست) کامل و نیمه. ۱۳

شکل ۲-۵ مثالی از روش ترکیب یک نقطه‌ای. ۱۶

شکل ۲-۶ مثالی از روش ترکیب n-نقطه‌ای. ۱۷

شکل ۲-۷ مثالی از روش ترکیب یکنواخت. ۱۷

شکل ۲-۸ مثالی از روش ترکیب حسابی کلی. ۱۸

شکل ۲-۹ مثالی از روش ترکیب حسابی تکی. ۱۸

شکل ۲-۱۰ مثالی از روش ترکیب حسابی ساده. ۱۸

شکل ۲-۱۱ مثالی از روش ترکیب مرتبه یک. ۱۹

شکل ۲-۱۲ مثالی از روش ترکیب PMX. ۲۰

شکل ۲-۱۳ مثالی از روش جهش تغییر بیت با احتمال ثابت. ۲۱

شکل ۲-۱۴ مثالهایی از روش‌های مختلف جهش مورد ستفاده در ارائه جایگشتی. ۲۲

شکل ۲-۱۵ سیکل نوعیِ تکامل وزن‌ها در شبکه‌های عصبی. ۲۷

شکل ۲-۱۶ دو شبکه عصبی یکسان با برچسب‌گذاری متفاوت گره‌های لایه مخفی. ۲۸

شکل ۲-۱۷ سیکل تکامل معماری شبکه عصبی ۳۱

شکل ۲-۱۸ سیکل نوعی تکامل قوانین یادگیری ۳۶

شکل ۲-۱۹ چارچوب کلی برای EANNها. ۳۸

شکل ۲-۲۰ راه حل پیمانه‌ای برای مساله بیت توازن چهاربیتی ۴۱

شکل ۲-۲۱ پیمانه‌ای بودن ورودی ۴۵

شکل ۲-۲۲ پیمانه‌ای بودن خروجی. ۴۶

شکل ۲-۲۳ ساختار سلسله‌مراتبی. ۴۶

شکل ۲-۲۴ معماری خط لوله‌ای. ۴۷

شکل ۲-۲۵ ساختار پایه ترکیب شبکه‌های خبره. ۴۷

شکل ۳-۱ شبکه عصبی مورد استفاده در TD-Gammon. ۵۲

شکل ۳-۲ معماری شبکه عصبی پیمانه‌ای ساختاری. ۵۵

شکل ۳-۳ نمونه‌ای از قوانین تولید در یک L-سیستم. ۵۷

شکل ۳-۴ شبکه‌های عصبی معادل رشته‌هایC[CC]0[CC1] → [CD]0[CD]0C → B0B0B → A.. ۵۷

شکل ۳-۵ شبکه عصبی تولید شده برای مسأله TC. ۵۸

شکل ۳-۶ نحوه ساخت مسأله. ۵۹

شکل ۳-۷ چهار شبکه RBF دو سطحی که هر یک بیانگر روش خاصی برای حل مسأله است. ۶۰

شکل ۳-۸ شبکه عصبی MLP مورد استفاده برای ارائه استراتژیهای بازی OX. ۶۱

شکل ۳-۹ امتیاز میانگین بهترین شبکه در جمعیت بر حسب تولید نسل ۶۲

شکل ۳-۱۰ نمایی از صفحه بازی چکرز در ابتدای بازی. ۶۴

شکل ۳-۱۱ معماری شبکه عصبی مورد استفاده در [109] برای یادگیری بازی چکرز. ۶۵

شکل ۳-۱۲ شبکه پیمانه‌ای DDD. ۶۷
شکل ۴-۱ شکل تابع فاصله در حالت یک بعدی و دو بعدی. ۶۹
شکل ۴-۲ نحوه همگرایی الگوریتم تکاملی به مینیمم محلی در صورت استفاده از جهش گاسی با طول گام ثابت ۷۰
جدول ۴-۱ تأثیر مقادیر مختلف σ در همگرایی به مینیمم محلی در تولیدنسل‌های اولیه. ۷۱
شکل ۴-۳ نتایج الگوریتم یک پنجم موفقیت در حالتی که مقدار σ اولیه 1.0 انتخاب شده است. ۷۲
شکل ۴-۴ نتایج الگوریتم یک پنجم موفقیت در حالتی که مقدار σ اولیه 100.0 انتخاب شده است. ۷۲
شکل ۴-۵ همگرایی استراتژی تکامل تدریجی نوع اول (۱+۱) به مینیمم محلی. ۷۳
شکل ۴-۶ همگرایی استراتژی تکامل تدریجی نوع اول (۷+۱) به مینیمم محلی. ۷۳
شکل ۴-۷ همگرایی استراتژی تکامل تدریجی نوع اول (۷+۱) به مینیمم محلی با شروع از نقطه (0,1000). ۷۴
شکل ۴-۸ همگرایی استراتژی تکامل تدریجی نوع دوم(۷+۱) به مینیمم محلی با شروع از نقطه (0,1000). ۷۵
شکل ۴-۹ تابع مورد استفاده برای بررسی استراتژی تکامل تدریجی نوع سوم. ۷۶
شکل ۴-۱۰ همگرایی استراتژی تکامل تدریجی نوع سوم (۷+۱) به مینیمم محلی با شروع از نقطه (10000,10000). ۷۷
شکل ۴-۱۱ نمایی از صفحه بازی OX و حرکات متوالی آن که منجر به برد بازیکن اول (X) شده است. ۷۹
شکل ۴-۱۲ نتیجه استفاده از یادگیری الگوریتم هم‌تکاملی ارائه شده در [108] برای یادگیری بازی OX. ۸۰
شکل ۲-۱۳ چارچوب پیشنهادی برای یادگیری هم‌تکاملی رقابتی. ۸۶
شکل ۲-۱۴ یادگیری بازی OX با استفاده از چارچوب پیشنهادی شکل ۲-۱۳.. ..... ۸۶
شکل ۵-۱ شبکه عصبی یکپارچه مورد استفاده برای یادگیری بازی OX. ۹۰
شکل ۵-۲ معماری شبکه پیمانه‌ای پیشنهادی برای یادگیری بازی OX. ۹۱
شکل ۵-۳ ساختار داخلی پیمانه‌های استفاده شده در شبکه عصبی پیمانه‌ای شکل ۵-۲. ..... ۹۲
شکل ۵-۴ وضعیت‌های مختلف صفحه بازی OX که با دوران صفحه ایجاد می‌شوند. ۹۲
شکل ۵-۵ میانگین شایستگی بهترین فرد جمعیت در هر تولید نسل. ۹۴
شکل ۵-۶ مقادیر نسب داده شده به هر یک از وضعیت‌های بازی توسط پیمانه M1 در تولید نسل‌های ۲ و ۲۰. ..... ۹۵
شکل ۶-۱ نمونه یک درخت بازی tic-tac-toe و نحوه ارزیابی وضعیت‌های پایانی و میانی صفحه بازی..... ۹۸
شکل ۶-۲ شبه‌کد الگوریتم Minimax با هرس آلفا و بتا ۹۹
شکل ۶-۳ وضعیت اولیه بازی اتلو و خانه‌های مجاز برای حرکت بازیکن سیاه ۱۰۰
شکل ۶-۴ معماری شبکه عصبی مورد استفاده برای یادگیری بازی اتلو در ۱۰۳
شکل ۶-۵ وضعیت صفحه بازی OX به شکل یک بردار. ۱۰۳
شکل ۶-۶ شکل ۶-۶ معماری شبکه عصبی پیمانه‌ای پیشنهادی برای یادگیری بازی اتلو.. ..... ۱۰۳
شکل ۶-۷ نمونه‌هایی از یادگیری ناموفق بازی اتلو توسط الگوریتم هم‌تکاملی پیشنهادی [111]. ۱۰۹
شکل ۶-۸ یادگیری بازی اتلو با استفاده از الگوریتم هم‌تکاملی ارائه شده در فصل۴.. ..... ۱۱۰
شکل ۶-۹ امتیاز کسب شده توسط بهترین افراد دو جمعیت تکامل یابنده در هر تولید نسل. ۱۱۰
شکل ۶-۱۰ شکل ۶-۱۰ امتیاز کسب شده توسط جمعیت تکاملی در مقابل بازیکن تفاضلی. ۱۱۱
شکل ۶-۱۱ نمونه‌ای از بازی‌های انجام شده میان بازیکن تکاملی و بازیکن تفاضلی. ۱۱۲

فهرست جداول

جدول ۲-۱ یک جمعیت نمونه ۱۱ نفری به همراه مقادیر شایستگی و احتمال انتخاب هر یک در روش انتخاب چرخ رولت. ۸
جدول ۲-۲ احتمال انتخاب شدن هر یک از افراد جمعیت به ازاء مقادیر متفاوت S. ۱۱
جدول ۲-۳ تعداد افراد حاضر در همسایگی در توپولوژی‌ها مختلف و فواصل همسایگی ۱ و ۲. ۱۳
جدول ۲-۴ مقایسه حد برش و تمایل انتخاب در انتخاب برشی. ۱۴
جدول ۲-۵ روش‌های مختلف ترکیب و روش‌های قابل استفاده با آنها. ۱۶
جدول ۲-۶ روش‌های مختلف جهش و روشهای ارائه قابل استفاده در آنها. ۲۰
جدول ۴-۱ تأثیر مقادیر مختلف σ در همگرایی به مینیمم محلی در تولیدنسل‌های اولیه. ۷۱
جدول ۵-۱ پارامترهای الگوریتم هم‌تکاملی مورد استفاده برای یادگیری بازی OX ۹۳
جدول ۶-۱ نتایج مسابقات انجام شده میان بازیکنان تفاضلی با عمق جستجوی مختلف. ۱۰۶

۱- مقدمه

شبکه‌های عصبی مصنوعی[1] که از آنها با عنوان شبکه‌های عصبی نیز یاد می‌شود، سیستم‌های پردازشگر اطلاعاتی هستند که مدل محاسباتی آنها مشابه شبکه‌های عصبی زیستی می‌باشند. هدف اصلی در طراحی ساختار و الگوریتم‌های یادگیری این شبکه‌ها شبیه‌سازی قوانین حاکم بر مغز انسان است. این شبکه‌ها در صورت تعامل با محیط قابلیت یادگیری، یادآوری، تعمیم و تطبیق با محیط را دارا هستند.

بسیاری از مفاهیم مورد استفاده در شبکه‌های عصبی مصنوعی از همتایان زیستی آنها گرفته شده است. هر شبکه عصبی مصنوعی متشکل از تعدادی گره یا نورون است. هر نورون واحد پردازشگر ساده‌ای است که عمل یک نورون زیستی را شبیه‌سازی می‌کند. در عمل رفتار نورون‌های به کار رفته در شبکه‌های عصبی مصنوعی به مراتب ساده‌تر از نورون‌های موجود در شبکه‌های عصبی زیستی است. در شبکه‌های عصبی مصنوعی، هر نورون مجموع وزن‌داری از ورودی‌های خود را محاسبه و خروجی متناسب با این ورودی را تولید می‌کند. نقل و انتقال اطلاعات در میان نورون‌ها از طریق اتصالات شبکه عصبی انجام می‌شود. نحوه محاسبه خروجی شبکه بر مبنای ورودی آن نیز توسط تابع فعالسازی نورون تعیین می‌شود. در عمل انواع مختلفی از شبکه‌های عصبی وجود دارند. تفاوت عمده این شبکه‌ها در ساختار، توابع فعالسازی و الگوریتم‌های یادگیری است. با استفاده از توابع فعالسازی با سطح پیچیدگی مناسب و تعداد نورون کافی، شبکه‌های عصبی قادر به تقریب هر تابعی با هر سطحی از پیچیدگی هستند.

الگوریتم یادگیری شبکه‌های عصبی الگوریتم جستجویی است که هدف آن یافتن توپولوژی بهینه شبکه و مجموعه وزن مناسب آن برای انجام یک کار خاص است. به این ترتیب فرآیند یادگیری شبکه‌های عصبی را می‌توان به صورت جستجو در فضایی متشکل از تمام توپولوژی‌های شبکه و وزن‌های آنها تصور کرد. جستجو در فضای وزن‌های ممکن یک توپولوژی برای یافتن مجموعه وزن مناسب به مراتب ساده‌تر از جستجو در فضای توپولوژی‌های ممکن است. به همین خاطر در طراحی شبکه‌های عصبی معمولاً از توپولوژی‌های شناخته شده استفاده می‌شود و سپس در فرآیند یادگیری وزن‌های مناسب کار دلخواه پیدا می‌شود. روش‌های معمول در یادگیری وزن‌های شبکه عصبی را می‌توان به سه دسته یادگیری بانظارت، یادگیری بدون نظارت و یادگیری تقویتی تقسیم نمود.

از یادگیری بانظارت در مواردی استفاده می‌شود که خروجی مطلوب شبکه عصبی به ازاء تعدادی از ورودی‌های ممکن از قبل مشخص است. در این حالت در هر مرحله یکی از این ورودی‌ها به شبکه اعمال و وزن‌های شبکه بر اساس اختلاف میان خروجی شبکه با خروجی مطلوب بهبود داده می‌شوند. در یادگیری بدون نظارت بدون دریافت بازخوردی از محیط مبنی بر درست یا غلط بودن خروجی شبکه، همبستگی‌ها و الگوهای موجود در داده‌های ورودی توسط شبکه کشف می‌شود. یادگیری تقویتی ترکیبی از دو روش یادگیری بانظارت و بدون نظارت است. در این حالت بعد از اعمال ورودی به شبکه و دریافت خروجی آن، پاسخی به شبکه در مورد کیفیت جواب آن داده می‌شود. الگوریتم یادگیری باید بر اساس این اطلاعات مجموعه وزن مناسب را به گونه‌ای پیدا کند که خروجی تولید شده توسط شبکه در حالات مختلف بازخورد مثبتی از محیط دریافت کند.

برخی ویژگی‌های شبکه‌های عصبی همانند قدرت تعمیم‌دهی، مقاومت در برابر خرابی بخشی از داده‌های ورودی، تطبیق، یادگیری و قابلیت موازی‌سازی بالا این شبکه‌ها را به ابزاری توانمند و مطلوب در حل بسیاری از مسائل تبدیل کرده است. اما نباید از نظر دور داشت که این شبکه‌ها نیز همانند هر ابزار دیگری باید در جای مناسب و به شکل مناسب به کار گرفته شوند. این

[1] Artificial Neural Networks

شبکه‌ها در کنار ویژگی‌های مثبتی که ذکر شد معایبی نیز دارند. به عنوان مثال دانش کسب شده توسط این شبکه‌ها غالباً قابل استخراج نیست، در صورت کوچک بودن شبکه، شبکه قادر به یادگیری وظیفه مورد نظر نیست و در صورت بزرگ بودن بیش از حد شبکه برازش بیش از حد رخ می‌دهد، با تغییر اندکی در ورودی‌ها و یا وظیفه مورد انتظار از شبکه وزن‌های محاسبه شده دیگر قابل استفاده نیستند، در صورت آموزش کار جدیدی به شبکه دانش کسب شده در مورد کار قبلی از دست می‌رود، معماری‌های قابل استفاده محدود هستند و در صورت استفاده از معماری جدید باید الگوریتم یادگیری متناسب با آن را ارائه کرد. اخیراً دسته جدیدی از شبکه‌های عصبی مورد استفاده قرار گرفته‌اند که ضمن حفظ مزایای شبکه‌های عصبی متداول که از آنان به عنوان شبکه‌های عصبی یکپارچه[1] یاد می‌شود، برخی معایب این شبکه‌ها را از بین می‌برند. این شبکه‌ها که از آنان به شبکه‌های عصبی پیمانه‌ای[2] یاد می‌شود، از قانون کلی «تقسیم و غلبه»[3] استفاده می‌کنند. بر اساس این قانون به جای آنکه راه حلی برای یک مسأله بزرگ پیدا شود، ابتدا مسأله مورد نظر را به تعدادی مسأله کوچکتر تقسیم و سپس برای هر یک از این مسائل راه‌حلی پیدا شود. در انتها راه‌حل‌های مسائل کوچکتر با یکدیگر ترکیب و مسأله مورد نظر حل می‌شود. در طراحی شبکه‌های عصبی پیمانه‌ای نیز به جای استفاده از یک شبکه یکپارچه بزرگ، در صورت امکان، کار مورد نظر به بخش‌ها و یا کارهای کوچکتری تقسیم شده و برای هر یک از بخش‌های مورد نظر شبکه عصبی جداگانه‌ای درنظر گرفته می‌شود. شبکه‌های عصبی پیمانه‌ای دسته خاصی از سیستم‌های پیمانه‌ای هستند که در آنها کار انتساب داده شده به هر بخش توسط یک شبکه عصبی انجام می‌شود.

گفتیم که هدف اصلی در تحقیقاتی که در زمینه شبکه‌های عصبی صورت می‌گیرد، درک نحوه کار سیستم عصبی زیستی و شبیه‌سازی آن است. سیستم عصبی زیستی متشکل از تعداد بسیار زیادی نورون است که با استفاده از اتصالات فراوانی به یکدیگر متصل شده‌اند. تحقیقات اخیر نشان می‌دهد شبکه عصبی انسان بر خلاف آنچه قبلاً تصور می‌شد به صورت یک ساختار یکپارچه عمل نمی‌کند، بلکه در عوض از بخش‌های مجزایی تشکیل شده است که ضمن ارتباط با یکدیگر هر یک کار مخصوصی انجام می‌دهند. به عنوان مثال گاهی اوقات یک ضایعه مغزی بخشی از فعالیت‌های مغز را مختل می‌کند در حالی که بقیه فعالیت‌های مغز بی‌عیب باقی می‌مانند. این امر نشان دهنده آن است که اصولاً شبکه‌های عصبی پیمانه‌ای نسبت به شبکه‌های عصبی یکپارچه دارای همخوانی بیشتری با همتایان زیستی خود هستند.

از جمله مزایای شبکه‌های عصبی پیمانه‌ای نسبت به شبکه‌های عصبی یکپارچه کاهش پیچیدگی مدل، قابلیت اطمینان بیشتر، مقیاس‌پذیری بهتر، سرعت یادگیری بیشتر، ظرفیت یادگیری بالاتر، قابل تفسیر بودن دانش کسب شده است. مزایای بالقوه ین شبکه‌ها نسبت به شبکه‌های عصبی یکپارچه انگیزه‌ای شد تا در این پروژه با بکارگیری این شبکه‌ها به جای شبکه‌های عصبی یکپارچه برخی از این مزایا را در عمل مورد بررسی قرار دهیم.

یکی از مزایای مهم دیگر شبکه‌های پیمانه‌ای نسبت به شبکه‌های یکپارچه امکان استفاده از دانش اولیه موجود در مورد مسأله در طراحی شبکه عصبی است. تلاش برای ارائه روش‌های یادگیری و حل مسأله‌ای که خاص کاربرد ویژه‌ای نباشند بسیاری از محققان فعال در زمینه یادگیری را بر آن داشته که تا حد ممکن از دانش اولیه موجود در مورد روش حل مسأله استفاده نکنند و به این ترتیب توانایی استخراج دانش توسط روش پیشنهادی خود و امکان استفاده از این روش در مسائل دیگر را نشان دهند. این امر در مواردی باعث شده است که افرادی با وجود استفاده از دانش موجود در حل مسأله با روش‌های مختلف سعی در توجیه آن نمایند. یکی دیگر از انگیزه‌های کار انجام شده در این پروژه تمایز قائل شدن میان دو دسته دانش موجود در حل مسأله است: دانش موجود در مورد نحوه حل مسأله و دانش موجود در مورد خود مسأله. به عنوان مثال در مورد یک بازی صفحه‌ای دانستن این مطلب که یکی از خانه‌های صفحه از اهمیت بیشتری برخوردار است دانشی در مورد روش حل مسأله (یافتن استراتژی مناسب بازی) است، اما دانستن این موضوع که خانه‌های صفحه بازی دارای تقارن نسبت به خط وسط صفحه هستند دانشی در مورد خود

[1] Monolithic
[2] Modular Neural Networks
[3] Devide and conquer

مسأله است. در حالی که استفاده از دسته اول دانش اولیه دارای معایب زیادی است که در این پروژه به آنها اشاره خواهد شد، استفاده از دسته دوم دانش اولیه موجود در مورد مسأله هیچ تأثیر منفی بر جواب‌های بدست آمده نداشته و در عین حال می‌تواند سرعت همگرایی الگوریتم یادگیری را افزایش دهد. چنانچه اشاره شد، با استفاده از شبکه‌های عصبی پیمانه‌ای به راحتی می‌توان از این دانش اولیه در طراحی شبکه عصبی پیمانه‌ای مورد نظر استفاده کرد.

بعد از آنکه معماری شبکه عصبی پیمانه‌ای بر اساس تعریف و ویژگی‌های مسأله هدف مشخص شد باید یک الگوریتم یادگیری متناسب با معماری طراحی شده نیز ارائه شود. پیشتر به سه نمونه از روش‌های یادگیری شبکه‌های عصبی اشاره کردیم. توانایی الگوریتم‌های تکامل تدریجی در مسائل بهینه‌سازی بسیاری را بر آن داشت تا به جای روش‌های مذکور از این الگوریتم‌ها برای تعیین پارامترهای بهینه شبکه‌های عصبی استفاده کنند. ساختار پایه این الگوریتم‌ها برگرفته از چرخه تکامل موجود در طبیعت است و توانایی خود در حل مسائل بهینه‌سازی را به خوبی اثبات کرده‌اند. از این الگوریتم‌ها برای یادگیری پارامترهای مختلف شبکه‌های عصبی نظیر ساختار اتصالات، تعیین توابع فعالسازی، تعداد لایه‌ها و نورون‌های شبکه عصبی، وزن اتصالات و حتی یادگیری الگوریتم‌های یادگیری شبکه‌های عصبی استفاده شده است. نتایج بدست آمده نشان می‌دهند که حتی گاهی اوقات الگوریتم‌های تکامل تدریجی نسبت به روش‌های یادگیری که پیشتر ذکر شد بهتر عمل می‌کنند. در عمل از الگوریتم‌های یادگیری معمول همانند الگوریتم انتشار خطا به عقب فقط برای یادگیری وزن‌ها و تنها برای معماری‌های خاص می‌توان استفاده کرد. در حالیکه از الگوریتم‌های تکامل تدریجی برای یادگیری کلیه پارامترهای شبکه‌های عصبی می‌توان استفاده نمود. در این پروژه از الگوریتم‌های تکامل تدریجی برای یافتن مجموعه وزن‌های بهینه شبکه‌های عصبی پیمانه‌ای طراحی شده استفاده می‌کنیم. واژه تکامل تدریجی که در این پروژه زیاد از آن استفاده می‌شود، معادل کلمه Evolution است. در ادامه این پایان‌نامه معمولاً از لفظ تکامل به جای تکامل تدریجی استفاده خواهد شد، اما در کلیه موارد منظور تکامل تدریجی است.

به این ترتیب هدف انجام این پروژه و چارچوب کلی کار انجام شده تا حدودی مشخص شد. در این پروژه از یادگیری بازی‌های صفحه‌ای به عنوان مسأله هدف استفاده شده است. در هر مورد با توجه به خصوصیات بازی شبکه عصبی پیمانه‌ای طراحی و از الگوریتم‌های تکامل تدریجی برای یادگیری بازی با بکارگیری شبکه مورد نظر استفاده می‌شود. برای اینکه از هیچ دانش اولیه‌ای در زمینه بازی استفاده نشود از روش هم‌تکاملی استفاده می‌شود. در الگوریتم‌های هم‌تکاملی به جای استفاده از یک عامل خارجی برای ارزیابی موجودات تکامل یابنده از رقابت این موجودات در برابر یکدیگر برای تعیین میزان شایستگی آنان استفاده می‌شود.

کلیه الگوریتم‌های مورد استفاده در این پروژه اعم از الگوریتم‌های تکامل، شبیه‌سازی بازی‌ها، عملگرهای ژنتیکی و شبیه‌سازی شبکه‌های عصبی توسط نگارنده این پایان‌نامه پیاده‌سازی شده است و از هیچ ابزار از پیش نوشته شده‌ای استفاده نشده است. این کار برای نظارت دقیق بر کلیه پارامترهای مورد استفاده در الگوریتم‌ها برای جلوگیری از تأثیر پارامترهای ناشناخته بر جواب‌های بدست آمده است. همچنین برای پیاده‌سازی از محیط نرم‌افزار MATLAB استفاده شده است. علت انتخاب این محیط سادگی کار با ماتریس‌ها و امکانات گرافیکی مناسب برای بررسی گرافیکی نتایج است.

در ادامه این پایان‌نامه در فصل دوم با برخی مقدمات نظری کار آشنا خواهیم شد. در این فصل ابتدا الگوریتم‌های تکاملی، سپس شبکه‌های عصبی تکاملی و در انتها شبکه‌های عصبی پیمانه‌ای معرفی خواهند شد. به دلیل حجم زیاد مقدمات مورد نیاز برای این پروژه، در این فصل به ذکر مباحث ساده‌ای همانند تعریف شبکه عصبی و یا بیان ساختار شبکه‌های عصبی ساده پرداخته نشده است.

در فصل سوم به بررسی برخی کارهای انجام شده در زمینه موضوع پایان‌نامه پرداخته می‌شود. از آنجا که کارهایی که از روشی مشابه روش مورد استفاده در این پایان‌نامه برای یادگیری استفاده کرده باشند بسیار کم است، کارهای انجام داده شده در زمینه بخش‌های مختلف مرتبط با موضوع پایان‌نامه در چند بخش مجزا مورد بررسی قرار می‌گیرند. به این منظور کارهایی با موضوعاتی نظیر یادگیری بازی‌ها با روش‌های غیرتکاملی، تکامل شبکه‌های عصبی، استفاده از شبکه‌های عصبی پیمانه‌ای در یادگیری بازی‌ها و استفاده از شبکه‌های عصبی تکاملی در یادگیری بازی‌ها در این بخش به صورت دقیق بررسی می‌شوند.

در فصل چهارم چارچوب تکاملی استفاده شده مورد بررسی قرار می‌گیرد. با توجه به مزیت استراتژی‌های تکامل تدریجی در بهینه‌سازی در فضای اعداد حقیقی، از میان الگوریتم‌های تکاملی مختلف از این استراتژی‌ها به عنوان الگوریتم تکاملی در این پروژه استفاده می‌شود. اما این استراتژی‌ها خود دارای شکل‌های مختلفی هستند. با بررسی سرعت و دقت همگرایی شکل‌های مختلف این استراتژی‌ها در فصل چهارم استراتژی مطلوب برای کار انتخاب می‌شود. در ادامه این فصل به بررسی چارچوب هم‌تکاملی موجود پرداخته شده و با توجه به نقایص آن چارچوب جدیدی به این منظور ارائه و نتایج آن با چارچوب قبلی مقایسه می‌شود.

در فصل پنجم از مدل تکاملی ارائه شده در فصل چهار برای یادگیری بازی OX استفاده می‌شود. در این فصل با توجه به ویژگی‌های بازی OX شبکه عصبی پیمانه‌ای برای یادگیری این بازی پیشنهاد می‌شود. همچنین از شبکه عصبی یکپارچه معرفی شده در یکی از کارهای بررسی شده در این پایان‌نامه برای یادگیری این بازی استفاده خواهد شد. نتایج تجربی حاصل از بکارگیری دو شبکه با یکدیگر مقایسه و با توجه به این نتایج به برخی مزایای استفاده از شبکه‌های عصبی پیمانه‌ای نسبت به شبکه‌های عصبی یکپارچه اشاره می‌شود.

در فصل ششم به یک نمونه عملی از کاربرد روش پیشنهادی برای یادگیری یک بازی پیچیده نظیر اتلو خواهیم پرداخت. در این فصل از الگوریتم جستجوی Minimax به همراه یک شبکه عصبی پیمانه‌ای برای انجام بازی استفاده می‌کنیم. از شبکه عصبی طراحی شده برای ارزیابی وضعیت‌های صفحه بازی استفاده می‌شود.

در فصل هفتم خلاصه‌ای از کارهای ارائه شده در این پایان‌نامه بیان و نتیجه‌گیری کلی از کار انجام شده صورت می‌گیرد. همچنین به برخی کاربردهای ممکن این روش و کارهایی که جهت بهبود این روش می‌توان انجام داد، اشاره می‌شود.

۲- مباحث مقدماتی

برای طراحی شبکه‌های عصبی پیمانه‌ای هم‌تکاملی نیازمند آشنایی با برخی مباحث مقدمانی هستیم. به همین منظور در این بخش ابتدا به بررسی الگوریتم‌های تکاملی خواهیم پرداخت. سپس شبکه‌های عصبی تکاملی و در انتها شبکه‌های عصبی پیمانه‌ای معرفی خواهند شد.

۲-۱ الگوریتم‌های تکاملی

الگوریتم‌های تکاملی عنوانی کلی برای دسته‌ای از روش‌های حل مسأله به کمک کامپیوتر هستند که مدل محاسباتی مورد استفاده در آنها تا حد زیادی مبتنی بر مکانیسم‌های شناخته شده تکامل است. انواع اصلی این الگوریتم‌ها عبارتند از[1]:

- الگوریتم ژنتیکی[۱]
- استراتژی‌های تکامل[۲]
- برنامه‌نویسی تکاملی[۳]
- برنامه‌نویسی ژنتیکی[۴]
- سیستم‌های دسته‌بندی کننده[۵]

چنانچه در ادامه این بخش خواهیم دید تقریباً تمام الگوریتم‌های فوق دارای حلقه تکامل و بخش‌های اصلی یکسانی هستند. بطوریکه گاهی اوقات نمی‌توان پیاده‌سازی خاصی از یک الگوریتم تکاملی را تنها به یکی از دسته‌های فوق منتسب کرد. لذا در این بخش ابتدا به بررسی بخش‌های اصلی چرخهٔ تکامل می‌پردازیم و سپس استراتژی‌های تکامل را که در ادامه این پایان‌نامه بیشتر مورد استفاده قرار می‌گیرند به طور دقیقتر بررسی خواهیم کرد.

در اینجا بهتر است با برخی از اصطلاحات زیست‌شناسی که در الگوریتم‌های تکاملی به آنها اشاره می‌شود آشنا شویم[2]. هر ارگانیسم زنده[۶] از تعدادی سلول[۷] تشکیل شده است. هر یک از این سلول‌ها دربرگیرنده یک یا چند کروموزوم[۸] است. کروموزوم‌ها رشته‌ای از DNAها بوده و هر ارگانیسم کروموزوم DNA خاص خود را دارد. هر کروموزوم به تعدادی ژن[۹] تقسیم می‌شود و هر ژن پروتئین خاصی را کد می‌کند. در حالت خیلی کلی می‌توان گفت که هر ژن بیانگر یکی از خصیصه‌های[۱۰] موجود زنده است. به عنوان مثال یکی از ژن‌ها می‌تواند رنگ چشم شخص را مشخص کند. مقادیر ممکن برای هر ژن، آلل[۱۱] نامیده می‌شوند. به عنوان مثال آبی، قهوه‌ای و سیاه می‌توانند آلل‌های ژن تعیین کننده رنگ چشم باشند. مکان قرار گرفتن هر ژن در کروموزوم را locus آن ژن می‌گویند.

بسیاری از ارگانیسم‌ها دارای چندین کروموزوم در هر سلول خود می‌باشند. مجموعه کلیه کروموزوم‌های یک ارگانیسم که

---

[1] Genetic Algorithm
[2] Evolution strategy
[3] Evolutionary programming
[4] Genetic programming
[5] Classifier systems
[6] Living organism
[7] Cell
[8] Chromosome
[9] Gene
[10] trait
[11] Allel

بیانگر ویژگی‌های ژنتیکی آن ارگانیسم است را ژنوم[1] آن ارگانیسم می‌نامند. به مجموعه خاصی از مقادیر ژن‌ها در یک ژنوم، ژنوتیپ[2] گفته می‌شود. مجموعه خصوصیات فیزیکی و ذهنی یک موجود همانند رنگ چشم، قد و میزان هوش را فنوتیپ[3] موجود می‌گویند. نوع ژنوم هر موجود مشخص کننده مشخصات ظاهری[4] موجود می‌باشد.

ارگانیسم‌هایی که کروموزوم‌های آنها جفت باشد دیپلوئید و ارگانیسم‌هایی که کروموزوم‌های آنها جفت نباشد، هاپلوئید نامیده می‌شوند. بسیاری از موجودات، همانند انسان‌ها، که تولید مثل جنسی دارند دیپلوئید هستند. در فرآیند تولید مثل جنسی، بازترکیبی یا تقاطع رخ می‌دهد. در این فرآیند در هر یک از والدین یگ گامت[5] تولید می‌شود. گامت یک کروموزوم تنها است. دو گامت از دو والد با یکدیگر جفت می‌شوند تا یک کروموزوم جفت دیپلوئیدی تولید کنند. فرزندان ممکن است در خلال تولید مثل دچار جهش شوند. در جهش تعدادی از مقادیر DNA تغییر می‌یابند. شایستگی یک ارگانیسم به صورت احتمال زنده ماندن آن ارگانیسم تا زمانی که تولید مثل کند و یا به صورت تابعی از تعداد فرزندانی که تولید می‌کند بیان می‌شود.

در الگوریتم‌های تکاملی هر کروموزوم بیانگر یک راه حل احتمالی برای یک مسأله است. روشی که از آن برای ارائه جواب‌ها یا همان کروموزم‌ها استفاده می‌شود را روش ارائه یا بازنمائی[6] می‌نامند. به عنوان مثال برای ارائه کروموزوم‌ها می‌توان از رشته‌ای از اعداد باینری یا صحیح استفاده کرد. به هر بخش کروموزوم که بخش خاصی از جواب مورد نظر را کد کند، یک ژن گفته می‌شود. در حالت باینری ژن می‌تواند یک بیت تنها و یا مجموعه‌ای از بیت‌ها که همراه هم ویژگی خاصی از جواب را مشخص می‌کنند باشد. به عنوان مثال اگر در یک مسأله به دنبال یافتن مقدار بهینه‌ای برای دو پارامتر الف و ب باشیم، بخشی از جواب که پارامتر الف را مشخص می‌کند، یک ژن و بخشی که پارامتر ب را مشخص می‌کند بیانگر ژن دیگر کروموزوم است. آلل‌ها مقادیر مجاز برای این ژن‌ها می‌باشند. به عنوان مثال اگر یک ژن از یک بیت تشکیل شده باشد، آلل‌های آن مقادیر ۰ و ۱ هستند. اصطلاح بازترکیبی بیان عامی برای تولید مثل است. در این فرآیند با استفاده از مقادیر ژن‌های دو یا چند والد یک یا چند فرزند جدید تولید می‌شوند. مقادیر ژن‌های هر یک از فرزندان با توجه به مقادیر ژن‌های والدین محاسبه می‌شود. حالت خاصی که تنها از دو والد استفاده می‌شود را تقاطع یا ترکیب نیز می‌نامند. جهش نیز معمولاً به شکل تغییر تصادفی مقادیر تعدادی از ژن‌ها صورت می‌گیرد. برای ارزیابی هر یک از موجودات از تابعی به نام تابع ارزیابی شایستگی استفاده می‌شود. این تابع با دریافت یک کروموزوم مقداری عددی که بیانگر شایستگی آن کروموزوم است را برمی‌گرداند. به کل جواب‌هایی که در الگوریتم تکاملی نگهداری می‌شوند، جمعیت تکاملی و افراد انتخاب شده برای تولید نسل، والدین نامیده می‌شوند.

الگوریتم‌های تکاملی را در ساده‌ترین حالت می‌توان همانند جعبه سیاهی در نظر گرفت که ورودی آنها شکل جواب (روش ارائه)، تابع ارزیابی شایستگی و پارامترهای الگوریتم تکاملی و خروجی آنها جواب یا جواب‌های یافته شده برای مسأله با توجه به تابع ارزیابی شایستگی است. ساختار کلی الگوریتم‌های تکاملی به شکل زیر است[3]:

۱) مقدار دهی اولیه جمعیت
۲) تکرار گام‌های الف تا ج تا زمانی که شرط پایانی برقرار شود.
الف) انتخاب یک مجموعه از افراد جمعیت به عنوان والدین.
ب) اعمال عملگرهای جهش و بازترکیبی بر روی والدین و تولید فرزندان.
ج) انتخاب جمعیت جدید از میان جمعیت حاضر و فرزندان تولید شده.

در ادامه این بخش هر یک از ورودی‌ها و اجزاء الگوریتم‌های تکاملی به دقت مورد بررسی قرار خواهد گرفت.

---

[1] Genome
[2] Genotype
[3] Phenotype
[4] Phenotype
[5] Gamete
[6] Representation

۲-۱-۱ روش‌های ارائه

اولین بخش الگوریتم‌های تکاملی که باید در مورد آن تصمیم‌گیری شود روش ارائه است. در این بخش معلوم می‌شود که جواب نهایی ارائه شده توسط الگوریتم‌های تکاملی به چه شکل خواهد بود. در عمل از هر روش ارائه‌ای می‌توان استفاده کرد. اما این روش ارائه باید برای کسی که از الگوریتم تکاملی استفاده می‌کند معنادار باشد و بتوان تابع شایستگی را بر اساس آن تعریف نمود. روش‌های ارائه مختلفی برای کاربردهای مختلف ارائه شده است. اما الگوریتم‌های استاندارد همانند الگوریتم ژنتیکی استاندارد و یا استراتژی‌های تکامل روش‌های ارائه خاص خود را دارند. چنانچه در ادامه اشاره خواهیم کرد، روش‌های ارائه مورد استفاده در الگوریتم تکاملی مستقل از روش ارائه هستند اما عملگرهای ژنتیکی همانند جهش و ترکیب بر اساس روش ارائه تعریف می‌شوند و در صورت استفاده از روش ارائه دلخواه باید عملگرهای ژنتیکی مربوط به آن را نیز تعریف کرد. برخی از روش‌های ارائه متداول که عملگرهای ژنتیکی زیادی نیز برای آنها ارائه شده است عبارتند از:

- باینری
- کد گری[۱]
- عدد صحیح
- عدد حقیقی
- مجموعه مقادیر متناهی
- جایگشتی

۲-۱-۲ روش‌های انتخاب

انتخاب از اجزای اصلی الگوریتم‌های تکاملی و شامل انتخاب والدین و انتخاب بازماندگان است. گاهی اوقات از روش‌های انتخاب نیز به عنوان عملگرهای ژنتیکی یاد می‌شود. در انتخاب والدین تعدادی از افراد موجود در نسل حاضر برای تولید نسل انتخاب می‌شوند. این انتخاب معمولاً بر اساس میزان شایستگی افراد صورت می‌گیرد. در مرحله انتخاب بازماندگان تعدادی از افراد نسل حاضر و فرزندان تولید شده به عنوان افراد نسل بعد (بازماندگان) انتخاب و جایگزین نسل فعلی می‌شوند.

به طور کلی روش‌های انتخاب را می‌توان به سه دسته عمده تقسیم کرد[3]:

- روش‌های انتخاب مبتنی بر شایستگی[۲]
- روش‌های انتخاب مبتنی بر رتبه[۳]
- روش‌های انتخاب تورنمنت[۴]

البته برخی از روش‌ها نیز وجود دارد که در آنها از ترکیب روش‌های فوق استفاده شده و یا شکل خاصی از انتخاب هستند. مثلاً در روش انتخاب قطعی[۵] همه افراد جمعیت انتخاب می‌شوند و اصولاً انتخابی صورت نمی‌گیرد.

در کلیه روش‌های انتخاب به هر یک از افراد جمعیت احتمالی برای انتخاب شدن انتساب داده شود. این احتمال‌ها باید به گونه‌ای باشند که افراد شایسته‌تر احتمال انتخاب شدن بیشتری داشته باشند. از طرف دیگر انتخاب افراد شایسته‌تر نباید قطعی باشد تا امکان فرار از اکسترمم‌های محلی وجود داشته باشد. پس از انتساب احتمال‌های انتخاب، با استفاده از توزیع یکنواخت به تعداد افراد مورد نیاز برای جمعیتِ والدین اعداد تصادفی، تولید می‌شود. احتمال انتخاب شدن هر فرد متناسب با احتمال نسبت داده شده به آن فرد است.

در ادامه این بخش ابتدا به بررسی برخی معیارهای ارزیابی روش‌های انتخاب می‌پردازیم و سپس به بررسی سه دسته روش‌های انتخاب معرفی شده خواهیم پرداخت. غالب روش‌های انتخاب مورد بررسی در این بخش دارای تعریف استاندارد و برگرفته از [3] می‌باشند.

---

[1] Gray code
[2] Fitness proportion
[3] Rank Based
[4] Tournament
[5] Deterministic

۲-۱-۲-۱ معیارهای ارزیابی روش‌های انتخاب

برخی معیارهای ارزیابی مستقل از مسأله هدف روش‌های انتخاب عبارتند از[3]:

فشار انتخاب[1]: احتمال انتخاب بهترین فرد جامعه در مقایسه با میانگین احتمال انتخاب تمام موجودات.

بایاس[2]: قدرمطلق اختلاف میان شایستگی نرمال شده یک فرد و امیدریاضی احتمال تولید مثل آن. هر چه مقدار بایاس یک روش انتخاب کمتر باشد، بهتر است.

انتشار[3]: محدوده مقادیر ممکن برای تعداد فرزندان تولید شده توسط یک فرد.

از دست رفتن تنوع[4]: نسبت افرادی از جمعیت که در مرحله انتخاب والدین انتخاب نشده‌اند.

تمایل انتخاب[5]: امید ریاضی متوسط شایستگی جمعیت بعد از اعمال روش انتخاب به توزیع نرمال گاسی.

واریانس انتخاب[6]: امید ریاضی واریانس توزیع شایستگی بعد از اعمال روش انتخاب به توزیع نرمال گاسی.

۲-۱-۲-۲ روش‌های انتخاب مبتنی بر شایستگی

در روش‌های انتخاب مبتنی بر شایستگی احتمال نسبت داده شده به هر فرد متناسب با میزان شایستگی آن فرد می‌باشد. از جمله روش‌های انتخاب مبتنی بر شایستگی می‌توان به چرخ رولت، بولتزمن و نمونه‌برداری جهانی اتفاقی اشاره کرد.

۲-۱-۲-۲-۱ چرخ رولت

یکی از ساده‌ترین روش‌های انتخاب که از آن به عنوان نمونه‌برداری تصادفی با جایگزینی نیز یاد می‌شود، روش انتخاب چرخ رولت[7] است. در این روش احتمال انتخاب نسبت داده شده به هر فرد برابر با شایستگی نرمالیزه شده آن می‌باشد.

$$P_i = \frac{f_i}{\sum_j f_j}$$

در این روش افراد شایسته‌تر احتمال انتخاب بیشتری دارند. برای پیاده‌سازی این روش، افراد به بازه‌های پیوسته‌ای از یک خط نسبت داده می‌شوند بطوریکه طول بخش نسبت داده شده به هر شخص برابر با احتمال نرمالیزه شده آن است. به تعداد والدین مورد نیاز عدد تصادفی تولید می‌شود. اعداد تصادفی تولید شده در بازه مربوط به هر فردی که قرار بگیرند آن فرد انتخاب می‌شود. در جدول ۲-۱ یازده عضو یک جمعیت به همراه میزان شایستگی و میزان شایستگی نرمال شده آنها نشان داده شده‌اند.

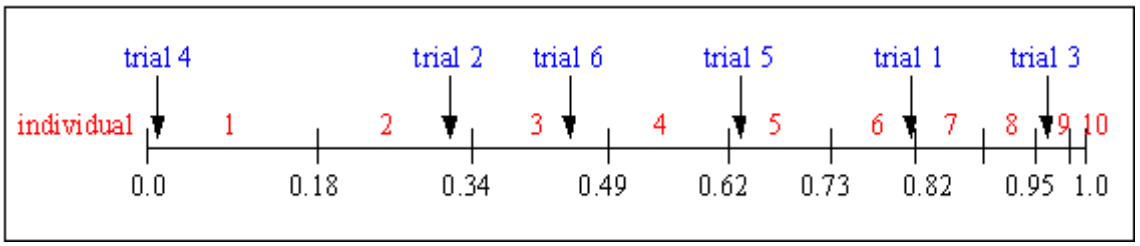
جدول ۲-۱ یک جمعیت نمونه ۱۱ نفری به همراه مقادیر شایستگی و احتمال انتخاب هر یک در روش انتخاب چرخ رولت.

شماره فرد	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11
میزان شایستگی	2.0	1.8	1.6	1.4	1.2	1.0	0.8	0.6	0.4	0.2	0.0
احتمال انتخاب شدن	0.18	0.16	0.15	0.13	0.11	0.09	0.07	0.06	0.03	0.02	0.0

به عنوان مثال برای انتخاب ۶ والد، ۶ عدد تصادفی در بازه [0,1] تولید می‌کنیم. نمونه‌ای از این اعداد به شکل زیر است:
0.81, 0.32, 0.96, 0.01, 0.65, 0.42

[1] Selective pressure
[2] Bias
[3] Spread
[4] Loss of diversity
[5] Selection intensity
[6] Selection variance
[7] Roulette wheel

در نتیجه والدین انتخاب شده با توجه به شکل ۲-۱ افراد با شماره‌های ۱، ۲، ۳، ۵، ۶ و ۹ هستند.



شکل ۲-۱ بازه‌های انتساب داده شده به هر یک از افراد جمعیت جدول ۲-۱ در روش انتخاب چرخ رولت.

۲-۱-۲-۲-۲ بولتزمن

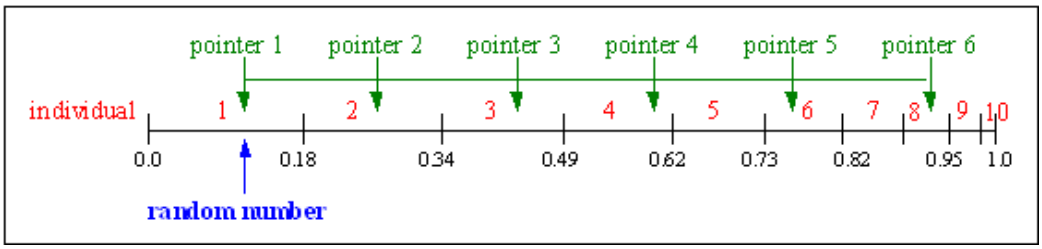
روش انتخاب بولتزمن[1] نیز همانند روش چرخ رولت عمل می‌کند. تنها تفاوت آنها در احتمال‌های نسبت داده شده به افراد جمعیت است. در این روش احتمال نسبت داده شده به هر فرد از رابطه زیر به دست می‌آید:

$$P_i = \frac{e^{fi/T}}{\sum e^{fi/T}}$$

که در آن T مقداری ثابت است که به عنوان پارامتر کنترلی این روش انتخاب عمل می‌کند و f_i شایستگی عنصر i جمعیت است.

۲-۱-۲-۲-۳ نمونه‌برداری جهانی اتفاقی

روش نمونه‌برداری جهانی اتفاقی[2] دارای بایاس صفر و حداقل انتشار است. در این روش همانند روش چرخ رولت، افراد به بازه‌های پیوسته‌ای از یک خط نسبت داده می‌شوند، بطوریکه طول بخش نسبت داده شده به هر شخص برابر با احتمال نرمالیزه شده آن است. به تعداد افرادی که قرار است انتخاب شوند، نشانگرهایی با فاصله یکسان بر روی یک خط قرار داده می‌شود. در صورتی که تعداد افراد انتخابی N باشد فاصله میان نشانگرها برابر با $1/N$ و محل اولین نشانگر با استفاده از یک عدد تصادفی در بازه $\left[0, \frac{1}{N}\right]$ تعیین می‌گردد. برای مثال قبل، چون تعداد افراد مورد نظر برای انتخاب ۶ نفر است، فاصله میان نشانگرها $\frac{1}{6} = 0.167$ خواهد بود. اگر عدد تصادفی تولید شده در بازه [0,0.167] برابر با 0.1 باشد افراد انتخاب شده به گونه‌ای که در شکل ۲-۲ نشان داده شده است، افراد ۱، ۲، ۳، ۴، ۶ و ۸ خواهند بود.



شکل ۲-۲- افراد انتخاب شده در روش انتخاب نمونه‌برداری جهانی اتفاقی برای افراد جدول ۲-۱.

[1] Boultzman
[2] Stochastic universal sampling

۲-۱-۲-۳ انتخاب مبتنی بر رتبه

در روش‌های انتخاب مبتنی بر رتبه ابتدا کلیه افراد جمعیت بر اساس شایستگی مرتب می‌شوند. در این روش‌ها احتمال انتخاب نسبت داده شده به هر فرد متناسب با رتبه آن فرد می‌باشد. بهترین فرد دارای بیشترین احتمال انتخاب و بدترین فرد دارای کمترین احتمال انتخاب است. در این حالت نیز میزان احتمال انتخاب فرد به شایستگی آن مربوط می‌شود اما تأثیر شایستگی در احتمال انتخاب شدن در این حالت کمتر است. از جمله ویژگی‌های دیگر روش‌های انتخاب مبتنی بر رتبه که در نتیجه همین عدم وابستگی مستقیم احتمال انتخاب اختصاص داده شده به افراد به میزان شایستگی بدست می‌آید، استفاده ساده‌تر از این روش‌های انتخاب در حالتی است که به جای تابع ارزیابی میزان شایستگی تابع ارزیابی هزینه یا خطا در دست باشد. در این حالت‌ها معمولاً با استفاده از برخی روش‌ها میزان هزینه یا خطای بدست آمده را به میزان شایستگی تبدیل می‌کنند. اما در صورت استفاده از روش‌های انتخاب مبتنی بر رتبه یا تورنمنت نیازی به انجام این تبدیل نیست.

از جمله روش‌های انتخاب مبتنی بر رتبه می‌توان موارد زیر را نام برد:

- رتبه‌بندی مستقیم
- رتبه‌بندی خطی (a,b)
- رتبه‌بندی خطی (s,μ)
- رتبه‌بندی غیر خطی و نمایی

۲-۱-۲-۳-۱ رتبه‌بندی مستقیم

در روش‌های مبتنی بر رتبه، ابتدا افراد جمعیت بر اساس میزان شایستگی مرتب می‌شوند. احتمال انتخاب هر فرد متناسب با جایگاه آن نسبت به سایر افراد جمعیت است و نه شایستگی نسبی آن. این روش‌های انتخاب بسیاری از مشکلات روش‌های مبتنی بر شایستگی را ندارند و در عمل بیشتر مورد استفاده قرار می‌گیرند. در ساده‌ترین روش انتخاب مبتنی بر رتبه با عنوان رتبه‌بندی مستقیم، احتمال انتخاب شدن هر فرد مستقیماً با توجه به رتبه آن محاسبه می‌شود. این احتمال برای هر فرد عبارتست از:

$$p_i = \frac{rank(i)}{N*(N+1)/2}$$

که در آن p_i احتمال انتخاب عنصر i و $rank(i)$ رتبه عنصر i است. ضمناً بهترین فرد دارای رتبه N و بدترین فرد دارای رتبه 1 است.

۲-۱-۲-۳-۲ رتبه‌بندی خطی (a,b)

معمولاً از انتخاب مبتنی بر رتبه به شکلی که در بخش قبل گفته شد استفاده نمی‌شود. در عوض سعی می‌شود احتمال‌های نسبت داده شده به مکان‌های مختلف متناسب با نیاز مسأله تنظیم شود. یکی از روش‌های تنظیم این احتمال‌ها استفاده از رتبه‌بندی خطی است. در این روش انتخاب، احتمال نسبت داده شده به هر فرد از رابطه زیر محاسبه می‌شود:

$$p_i = ai + b$$

که در آن a و b باید به گونه‌ای انتخاب شوند که شرط

$$\sum_{i=1}^{N} p_i = 1$$

برقرار باشد.

۲-۱-۲-۳-۳ رتبه‌بندی خطی (s,μ)

در بخش قبل گفته شد که با استفاده از پارامترهای a و b می‌توان احتمال‌های نسبت داده شده به افراد را تنظیم کرد. یکی از پرکاربردترین نمونه‌های انتخاب مبتنی بر رتبه خطی روشی است که در آن می‌توان فشار انتخاب را به صورت مستقیم

انتخاب کرد. اگر تعداد افراد جمعیت N و فشار انتخابی مورد نظر S باشد، احتمال نسبت داده شده به هر فرد از رابطه زیر محاسبه می‌شود:

$$P_i = \frac{(2 - s)}{N} + \frac{2(i - 1)(s - 1)}{N(N-1)}$$

پارامتر S هر عددی در بازه [1.0,2.0] می‌تواند باشد. مثالی از این روش برای N=3 در جدول ۲-۲ نشان داده شده است. همانطور که دیده می‌شود با افزایش S احتمال انتخاب افراد با شایستگی بیشتر افزایش می‌یابد.

جدول ۲-۲ احتمال انتخاب شدن هر یک از افراد جمعیت به ازاء مقادیر متفاوت S در روش انتخاب رتبه‌بندی خطی (s,μ) و روش مبتنی بر شایستگی (FPS)

P_i (s=1.5)	P_i (s=2)	P_i (FPS)	Rank	Fitness	
0.167	0	0.1	1	1	**A**
0.5	0.667	0.5	3	5	**B**
0.333	0.333	0.4	2	4	**C**
1.0	**1.0**	**1.0**		**10**	**Sum**

۲-۱-۲-۳-۴ رتبه‌بندی غیر خطی و نمایی

حداکثر فشار انتخاب قابل حصول در روش انتخاب رتبه‌بندی خطی قبل که با پارامتر S مشخص می‌شد برابر 2.0 است. برای دستیابی به فشارهای انتخاب بالاتر می‌توان از روش انتخاب رتبه‌بندی غیرخطی و نمایی استفاده کرد. در روش رتبه‌بندی غیرخطی احتمال نسبت داده شده به هر فرد از رابطه زیر محاسبه می‌شود:

$$p_i = \frac{X^{i-1}}{\sum_j X^{j-1}}$$

که در آن X به عنوان ریشه چندجمله‌ای زیر محاسبه می‌شود:

$$(S-N)X^{N-1} + S.X^{N-2} + \ldots + S.X + S = 0$$

به این ترتیب می‌توان فشار انتخاب (S) را در بازه [1,N-2] انتخاب نمود.

در روش انتخاب رتبه‌بندی نمایی از رابطه

$$p_i = a.e^{(bi+c)}$$

یا

$$p_i = \frac{1-e^i}{c}$$

استفاده می‌شود. همانند قبل ثوابت a، b و c باید به گونه‌ای تعیین شوند که شرط

$$\sum_{i=1}^{N} p_i = 1$$

برقرار باشد.

۲-۱-۲-۴ انتخاب تورنمنت

در روش انتخاب تورنمنت هر عضو جمعیت برای انتخاب شدن با تعدادی از افراد جمعیت که معمولاً به صورت تصادفی انتخاب می‌شوند، رقابت می‌کند. در این روش نیز معیار رقابت افراد میزان شایستگی آنان است اما تا حدودی معیار تصادفی