بسم اللّه الرحمن الرحيم

دانشگاه صنعتی امیرکبیر

دانشکده مهندسی کامپیوتر و فناوری اطلاعات

پایان‌نامه کارشناسی ارشد

مدلهایی ترکیبی برای بهینه سازی بر پایه اتوماتای یادگیر سلولی و محاسبات تکاملی و کاربردهای آنها

نگارش:
محمد شیبانی

استاد راهنما:
دکتر محمدرضا میبدی

بهمن ۱۳۸۵

پایان‌نامه **مدلهایی ترکیبی برای بهینه سازی بر پایه اتوماتای یادگیر سلولی و محاسبات تکاملی و کاربردهای آنها** در تاریخ **۸۵/۱۱/۰۲** مورد پذیرش هیأت محترم داوران با رتبه و نمره قرار گرفت.

استاد راهنما و رئیس هیأت داوران: دکتر محمدرضا میبدی

داور داخلی: دکتر محمد رحمتی

داور خارجی: دکتر حمید بیگی (دانشگاه صنعتی شریف)

تقدیم به پدر، مادر و همسرم

تقدیر و تشکر

از اولین مراحل انجام این پروژه، زحمات بی‌دریغ استاد ارجمند جناب آقای دکتر میبدی سبب شد تا اتمام آن میسر گردد. در اینجا لازم می‌دانم از کمک‌های علمی و معنوی ایشان کمال تشکر را ابراز دارم.

چکیده

در این پایان نامه چند مدل ترکیبی بهینه سازی مورد مطالعه قرار گرفته اند.در قسمت اول پایان نامه، مدل محاسبات تکاملی بر پایه اتوماتای یادگیر سلولی که ترکیبی از اتوماتای یادگیر سلولی و الگوریتم ژنتیک است مطالعه شده است و توانایی آن در حل مسایل پیچیده با فضای حالت بزرگ بررسی شده است. در قسمت دوم مدلی جدید از حرکت دسته جمعی ذرات با نام PSOLA معرفی شده است. در این مدل یک اتوماتون یادگیر مسوولیت تنظیم رفتار ذرات و برقراری تعادل بین جستجوی سراسری و جستجوی محلی در حرکت دسته جمعی ذرات را بر عهده دارد. سپس بر پایه مدل PSOLA، مدل ترکیبی جدیدی به نام CLAPSO ارائه شده است که ترکیبی از اتوماتای یادگیر سلولی و مدل حرکت دسته جمعی ذرات می باشد. هر سلول در مدل CLAPSO دربرگیرنده یک PSOLA است و اتوماتون یادگیر هر سلول از تجربیات شخصی خود و نیز از تجربیات اتوماتای سلولهای همسایه بهره میگیرد. نتایج آزمایشات صورت گرفته بر روی مسایل استاندارد نشان داده اند که مدلهای ارائه شده عملکرد بهتری نسبت به مدل استاندارد حرکت دسته جمعی ذرات داشته اند.

کلمات کلیدی: CLAPSO، PSOLA، حرکت دسته جمعی ذرات، اتوماتای یادگیر سلولی، اتوماتای یادگیر، محسبات تکاملی بر اساس اتوماتای یادگیر سلولی

فهرست مطالب

۱ مقدمه ۱

۱-۱ مقدمه ۲
۱-۲ اتوماتای سلولی ۳
۱-۳ اتوماتای یادگیر ۳
۱-۴ اتوماتای یادگیر سلولی ۵
۱-۴-۱ کاربردهای اتوماتای یادگیر سلولی ۶
۱-۴-۲ بررسی رفتار و طبقه بندی اتوماتای یادگیر سلولی ۹
۱-۴-۳ انواع اتوماتای یادگیر سلولی ۱۶
۱-۴-۳-۱ اتوماتای یادگیر سلولی ناهمگام ۱۶
۱-۴-۳-۱-۱ کاربردهای اتوماتای یادگیر سلولی ناهمگام ۱۷
۱-۴-۳-۲ اتوماتای یادگیر سلولی دارای ورودی (باز) ۱۹
۱-۴-۳-۲-۱ کاربردهای اتوماتای یادگیر سلولی دارای ورودی (باز) ۱۹
۱-۴-۳-۳ اتوماتای یادگیر سلولی با شعاع همسایگی متغیر ۲۰
۱-۴-۳-۳-۱ کاربردهای اتوماتای یادگیر سلولی با شعاع همسایگی متغیر ۲۰
۱-۴-۳-۴ اتوماتای یادگیر سلولی با متغیر سراسری ۲۰
۱-۴-۳-۴-۱ کاربردهای اتوماتای یادگیر سلولی با متغیر سراسری ۲۰
۱-۵ الگوریتمهای ژنتیک ۲۱
۱-۵-۱ روشهای انتخاب ۲۱
۱-۵-۲ روشهای بازترکیبی ۲۳
۱-۵-۳ روشهای جهش ۲۵
۱-۶ حرکت دسته جمعی ذرات ۲۵
۱-۶-۱ مقایسه مفهومی بین الگوریتم ژنتیکی و حرکت دسته جمعی ذرات ۲۷
۱-۶-۲ مدل حرکت دسته جمعی ذرات باینری ۲۸
۱-۷ بهینه سازی توابع ۲۸
۱-۸ خوشه بندی داده ۳۱
۱-۸-۱ خوشه بندی با استفاده از الگوریتم ژنتیک ۳۲
۱-۸-۲ مجموعه داده های مورد استفاده برای خوشه بندی ۳۳
۱-۹ تخمین اوزان شبکه عصبی چند لایه ۳۳
۱-۹-۱ حل مساله تخمین اوزان شبکه عصبی چند لایه با استفاده از الگوریتم حرکت دسته جمعی ذرات ۳۴

۲ محاسبات تکاملی بر پایه اتوماتای یادگیر سلولی ۳۵

۲-۱ مقدمه ۳۶
۲-۲ محاسبات تکاملی با اتوماتای یادگیر سلولی ۳۷
۲-۳ کاربردهای مدل محاسبات تکاملی بر پایه اتوماتای یادگیر سلولی ۴۰
۲-۴ آزمایشات انجام شده ۴۲
۲-۴-۱ خوشه بندی ۴۲
۲-۴-۲ مساله درخت اشتاینر روی گراف ۴۳
۲-۴-۳ بحث و نتیجه گیری ۴۵

۳ مدل PSOLA ۴۷

۳-۱ مقدمه ۴۸
۳-۲ مدل **PASOLA** ۴۹
۳-۳ آزمایشات انجام شده ۵۱
۳-۳-۱ بهینه سازی توابع ۵۱
۳-۳-۲ خوشه بندی ۵۷
۳-۳-۳ تخمین اوزان شبکه عصبی چندلایه ۵۸
۳-۴ بحث و نتیجه گیری ۵۹

۴ مدل CLAPSO ۶۰

۴-۱ مقدمه ۶۱
۴-۲ مدل **CLAPSO** ۶۱
۴-۳ آزمایشات انجام شده ۶۴
۴-۳-۱ بهینه سازی توابع ۶۴
۴-۳-۲ خوشه بندی ۷۴
۴-۳-۳ تخمین اوزان شبکه عصبی چند لایه ۷۶
۴-۴ بحث و نتیجه گیری ۷۷

۵ جمعبندی و پیشنهادها ۷۸

۶ مراجع ۸۱

۷ واژه نامه ها ۸۵

۷-۱ واژه نامه انگلیسی به فارسی..... ۸۶
۷-۲ واژه نامه فارسی به انگلیسی..... ۸۷
۷-۳ اختصارات..... ۸۸

۸ ضمیمه(۱)- طراحی و پیاده سازی نرم افزارهای PSOLA و CLAPSO..... ۸۹

فهرست شکلها

شکل۱-۱ ارتباط بین اتوماتای یادگیر و محیط..... ۴
شکل۱-۲ همسایگی ون نیومن ، مور ، اسمیت و کول..... ۵
شکل۱-۳ قانون ۵۴..... ۶
شکل۱-۴ مقایسه روشهای حذف نویز..... ۷
شکل۱-۵ نمودار کل پاداش دریافتی در اتوماتای یادگیر سلولی خطی با ۵ سلول - (الف) (بالا و چپ) قانون ۱-(بالا و راست) قانون ۲۲- (پایین و چپ) قانون ۲۳-(پایین و راست) قانون ۱۰۴. (ب) (بالا و چپ) قانون ۱۰۵- (بالا و راست) قانون ۱۲۶-(پایین و چپ) قانون ۱۲۷- (پایین و راست) قانون ۱۲۸..... ۱۱
شکل۱-۶ اتوماتای یادگیر سلولی خطی با ۵ سلول (بالا و چپ) نمودار پاداش مورد انتظار برای سلول ۳- (بالا و راست) نمودار مجموع پاداش دریافتی - (پایین و چپ) نمودار مجموع پاداش مورد انتظار - (پایین و راست) نمودار حالت CLA (الف) اتوماتای یادگیرL_{RI} با نرخ یادگیری ۰,۰۱ و قانون ۱ (ب) (الف) اتوماتای یادگیرL_{RI} با نرخ یادگیری ۰,۰۱ و قانون ۱۰۵..... ۱۱
شکل۱-۷ (الف) رفتار عمومی اتوماتای یادگیر سلولی خطی با سه سلول، شعاع همسایگی یک و قانون شماره ۱۲ - در هر سلول یک اتوماتای L_{RI} با نرخ یادگیری ۰,۰۱ قرار دارد. (ب) رفتار عمومی اتوماتای یادگیر سلولی خطی با سه سلول، شعاع همسایگی یک و قانون شماره ۵۵ - در هر سلول یک اتوماتای L_{RI} با نرخ یادگیری ۰,۰۱ قرار دارد. ۱۲
شکل۱-۸ (الف) رفتار عمومی اتوماتای یادگیر سلولی خطی با سه سلول، شعاع همسایگی یک و قانون شماره ۴۷ - در هر سلول یک اتوماتای L_{RP} با نرخ یادگیری ۰,۰۱ قرار دارد. (ب) رفتار عمومی اتوماتای یادگیر سلولی خطی با سه سلول، شعاع همسایگی یک و قانون شماره ۵۸ - در هر سلول یک اتوماتای LRP با نرخ یادگیری ۰,۰۱ قرار دارد. ۱۲
شکل۱-۹ رفتار عمومی اتوماتای یادگیر سلولی خطی با سه سلول، شعاع همسایگی یک و قانون شماره ۱۵۲ - در هر سلول یک اتوماتای L_{RI} با نرخ یادگیری ۰,۰۱ قرار دارد. (ب) رفتار عمومی اتوماتای یادگیر سلولی خطی با سه سلول، شعاع همسایگی یک و قانون شماره ۱۳۸ - در هر سلول یک اتوماتای L_{RI} با نرخ یادگیری ۰,۰۱ قرار دارد. ۱۳
شکل۱-۱۰ رفتار عمومی اتوماتای یادگیر سلولی خطی با سه سلول، شعاع همسایگی یک و قانون شماره ۶۷ - در هر سلول یک اتوماتای L_{RI} با نرخ یادگیری ۰,۰۱ قرار دارد. (ب) رفتار عمومی اتوماتای یادگیر سلولی خطی با سه سلول، شعاع همسایگی یک و قانون شماره ۴۶ - در هر سلول یک اتوماتای L_{RP} با نرخ یادگیری ۰,۰۱ قرار دارد. ۱۳
شکل۱-۱۱ رفتار عمومی اتوماتای یادگیر سلولی خطی با سه سلول، شعاع همسایگی یک و قانون شماره ۶۵ - در هر سلول یک اتوماتای L_{RI} با نرخ یادگیری ۰,۰۱ قرار دارد. (ب) رفتار عمومی اتوماتای یادگیر سلولی خطی با سه سلول، شعاع همسایگی یک و قانون شماره ۲۱۸ - در هر سلول یک اتوماتای L_{RP} با نرخ یادگیری ۰,۰۱ قرار دارد. ۱۴
شکل۱-۱۲ رفتار عمومی اتوماتای یادگیر سلولی خطی با سه سلول، شعاع همسایگی یک و قانون شماره ۵ - در هر سلول یک اتوماتای L_{RP} با نرخ یادگیری ۰,۰۱ قرار دارد. (ب) رفتار عمومی اتوماتای یادگیر سلولی خطی با سه سلول، شعاع همسایگی یک و قانون شماره ۱۰ - در هر سلول یک اتوماتای L_{RI} با نرخ یادگیری ۰,۰۱ قرار دارد. ۱۴
شکل۱-۱۳ ساختار کلی کد الگوریتم حل مساله درخت اشتاینر افقی عمودی با استفاده از اتوماتای یادگیر سلولی۱۸

شکل۱-۱۴ یک مجموعه ۲۰ تایی از نقاط و درخت حاصل از اجرای الگوریتم مبتنی بر اتوماتای یادگیر سلولی..... ۱۸
شکل۱-۱۵ یک مجموعه ۲۰ تایی از نقاط و درخت حاصل از اجرای الگوریتم مبتنی بر اتوماتای یادگیر سلولی..... ۱۹
شکل۱-۱۶ ساختار یک سلول اتوماتای یادگیر سلولی با متغیر سراسری..... ۲۰
شکل۱-۱۷ بازترکیبی تک نقطه ای..... ۲۳
شکل۱-۱۸ بازترکیبی چند نقطه ای..... ۲۴
شکل۱-۱۹ بازترکیبی یکسان..... ۲۴
شکل۱-۲۰ بازترکیبی محاسباتی تک نقطه ای با عمل میانگین گیری..... ۲۵
شکل۱-۲۱ بازترکیبی محاسباتی ساده با عمل میانگین گیری..... ۲۵
شکل۱-۲۲ بازترکیبی محاسباتی سراسری با عمل میانگین گیری..... ۲۵
شکل۱-۲۳ شبه کد الگوریتم PSO..... ۲۶
شکل۱-۲۴ تابع آکلی برای n=2..... ۲۹
شکل۱-۲۵ تابع روزنبراک برای n=2..... ۲۹
شکل۱-۲۶ تابع رستریجین برای n=2..... ۳۰
شکل۱-۲۷ تابع اسفیر برای n=2..... ۳۰
شکل۱-۲۸ تابع آکلی برای n=30..... ۳۱
شکل۲-۱ عملکرد کلی مدل محاسبات تکاملی بر پایه اتوماتای یادگیر سلولی..... ۳۹
شکل۲-۲ ساختار داخلی یک سلول از مدل محاسبات تکاملی بر پایه اتوماتای یادگیر سلولی..... ۳۹
شکل۲-۳ شمای کلی یک نمونه از مدل محاسبات تکاملی بر پایه اتوماتای یادگیر سلولی..... ۴۰
شکل۲-۴ دو نمونه از مجموعه داده های تستی استفاده شده در [۳۲]، برای خوشه بندی..... ۴۱
شکل۲-۵ نمودار مجموع مقادیر تناسب-تعداد سلول ، برای مجموعه داده شکل۲-۴-الف..... ۴۱
شکل۲-۶ نمودار سه بعدی از رابطه تابع تناسب، گام و تعداد سلولها برای مجموعه داده شکل۲-۴ الف..... ۴۲
شکل۳-۱ شبه کد الگوریتم PSOLA..... ۵۰
شکل۳-۲ نمودار تغییرات احتمال انتخاب عمل "ادامه مسیر فعلی" در بهترین اجراهای $PSOLA\text{-}L_{RP}$ و $PSOLA\text{-}L_{RI}$ برای تابع اسفیر با بعد الف)۱۰ ب)۲۰ ج)۳۰..... ۵۳
شکل۳-۳ نمودار تغییرات احتمال انتخاب عمل "ادامه مسیر فعلی" در بهترین اجراهای $PSOLA\text{-}L_{RP}$ و $PSOLA\text{-}L_{RI}$ برای تابع آکلی با بعد الف)۱۰ ب)۲۰ ج)۳۰..... ۵۴
شکل۳-۴ نمودار تغییرات احتمال انتخاب عمل "ادامه مسیر فعلی" در بهترین اجراهای $PSOLA\text{-}L_{RP}$ و $PSOLA\text{-}L_{RI}$ برای تابع روزنبراک با بعد الف)۱۰ ب)۲۰ ج)۳۰..... ۵۵
شکل۳-۵ نمودار تغییرات احتمال انتخاب عمل "ادامه مسیر فعلی" در بهترین اجراهای $PSOLA\text{-}L_{RP}$ و $PSOLA\text{-}L_{RI}$ برای تابع رستریجین با بعد الف)۱۰ ب)۲۰ ج)۳۰..... ۵۶
شکل۴-۱ شمای یک CLA-PSO با دو سلول..... ۶۱
شکل۴-۲ شبه کد الگوریتم PSO-LA..... ۶۳
شکل۴-۳ نمودار تغییرات احتمال انتخاب عمل ادامه مسیر قبلی در بهترین اجرای CLAPSO با استفاده از اتوماتای یادگیر نوع LRI بر روی تابع آکلی با بعد الف) ۱۰ ب) ۲۰ ج) ۳۰..... ۶۶
شکل۴-۴ نمودار تغییرات احتمال انتخاب عمل ادامه مسیر قبلی در بهترین اجرای CLAPSO با استفاده از اتوماتای یادگیر نوع LRP بر روی تابع آکلی با بعد الف) ۱۰ ب) ۲۰ ج) ۳۰..... ۶۷
شکل۴-۵ نمودار تغییرات احتمال انتخاب عمل ادامه مسیر قبلی در بهترین اجرای CLAPSO با استفاده از اتوماتای یادگیر نوع LRI بر روی تابع اسفیر با بعد الف) ۱۰ ب) ۲۰ ج) ۳۰..... ۶۸

شکل۴-۶ نمودار تغییرات احتمال انتخاب عمل ادامه مسیر قبلی در بهترین اجرای CLAPSO با استفاده از اتوماتای یادگیر نوع LRP بر روی تابع اسفیر با بعد الف) ۱۰ ب) ۲۰ ج) ۳۰..... ۶۹
شکل۴-۷ نمودار تغییرات احتمال انتخاب عمل ادامه مسیر قبلی در بهترین اجرای CLAPSO با استفاده از اتوماتای یادگیر نوع LRI بر روی تابع رستریجین با بعد الف) ۱۰ ب) ۲۰ ج) ۳۰..... ۷۰
شکل۴-۸ نمودار تغییرات احتمال انتخاب عمل ادامه مسیر قبلی در بهترین اجرای CLAPSO با استفاده از اتوماتای یادگیر نوع LRP بر روی تابع رستریجین با بعد الف) ۱۰ ب) ۲۰ ج) ۳۰..... ۷۱
شکل۴-۹ نمودار تغییرات احتمال انتخاب عمل ادامه مسیر قبلی در بهترین اجرای CLAPSO با استفاده از اتوماتای یادگیر نوع LRI بر روی تابع روزنبراک با بعد الف) ۱۰ ب) ۲۰ ج) ۳۰..... ۷۲
شکل۴-۱۰ نمودار تغییرات احتمال انتخاب عمل ادامه مسیر قبلی در بهترین اجرای CLAPSO با استفاده از اتوماتای یادگیر نوع LRP بر روی تابع روزنبراک با بعد الف) ۱۰ ب) ۲۰ ج) ۳۰..... ۷۳
شکل۴-۱۱ نمودار تعداد سلول- دقت عملکرد الگوریتم روی داده های تست ۷۷

فهرست جدولها

جدول۱-۱ نتایج آزمایشات واضح سازی تصویر ۸
جدول۱-۲ نتایج آزمایشات واضح سازی تصویر برای تصاویر با نویز ۸
جدول۱-۳ دسته بندی اتوماتای یادگیر سلولی با الگوریتم یادگیری L_{RI} براساس قوانین مختلف ۱۵
جدول۱-۴ نتایج آزمایش الگوریتم درخت اشتاینر افقی عمودی بر روی دو مجموعه نقاط تستی ۱۹
جدول۱-۵ فرمول توابع آکلی، روزنبراک، رستریجین و اسفیر ۲۸
جدول۱-۶ اطلاعات مجموعه داده های استفاده شده برای آزمون الگوریتمهای خوشه بندی ۳۳
جدول۲-۱ نتایج خوشه بندی چهار مجموعه داده استاندارد با استفاده ازالگوریتم ژنتیک و CLAEC ۴۳
جدول۲-۲ نتایج آزمایشات الگوریتم ارائه شده بر روی داده های بیزلی ۴۵
جدول۳-۱ نتایج مقایسه دو الگوریتم PSO و PSO-LA برای تابع آکلی** ۵۱
جدول۳-۲ نتایج مقایسه دو الگوریتم PSO و PSO-LA برای تابع روزنبراک ۵۱
جدول۳-۳ نتایج مقایسه دو الگوریتم PSO و PSO-LA برای تابع رستریجین ۵۲
جدول۳-۴ نتایج مقایسه دو الگوریتم PSO و PSO-LA برای تابع اسفیر ۵۲
جدول۳-۵ نتایج خوشه بندی چهار مجموعه داده استاندارد با استفاده ازPSOLA و PSO ۵۸
جدول۳-۶ نتایج حل مساله تخمین اوزان شبکه عصبی چند لایه به کمک PSO و PSOLA ۵۹
جدول۴-۱ نتایج مقایسه دو الگوریتم PSO و CLA-PSO برای تابع آکلی ۶۴
جدول۴-۲ نتایج مقایسه دو الگوریتم PSO و CLA-PSO برای تابع روزنبراک ۶۴
جدول۴-۳ نتایج مقایسه دو الگوریتم PSO و CLA-PSO برای تابع رستریجین ۶۵
جدول۴-۴ نتایج مقایسه دو الگوریتم PSO و CLA-PSO برای تابع اسفیر ۶۵
جدول۴-۵ نتایج خوشه بندی چهار مجموعه داده استاندارد با استفاده ازCLAPSO و PSO ۷۵
جدول۴-۶ نتایج حل مساله تخمین اوزان شبکه عصبی چند لایه به کمک PSO، PSOLA و CLAPSO ۷۶

فصل اول

مقدمه

۱-۱ مقدمه

اتوماتای یادگیر سلولی[1] [۴]، مدلی است که از اجزاء ساده‌ای به نام سلول تشکیل شده است و رفتار هر سلول تابعی از رفتار سلولهای همسایه و نیز تجربیات گذشته‌اش میباشد. اجزاء ساده تشکیل دهنده این مدل، از طریق تعامل با یکدیگر می‌توانند رفتار پیچیده‌ای از خود نشان دهند. هر اتوماتای یادگیر سلولی، از یک اتوماتای سلولی تشکیل شده‌است که هر سلول آن به یک یا چند اتوماتای یادگیر مجهز می‌باشد که وضعیت این سلول را مشخص می‌سازد. همانند اتوماتای سلولی، قانون محلی در محیط حاکم است و این قانون تعیین می‌کند که آیا عمل انتخاب شده توسط یک اتوماتا در یک سلول باید پاداش داده شود و یا جریمه شود. عمل دادن پاداش و یا جریمه منجر به بروز درآوردن ساختار اتوماتای یادگیر سلولی برای رسیدن به یک هدف مشخص می‌گردد.

مطالعه رفتار اتوماتا هنگامیکه قوانین متفاوتی بر محیط حاکم باشد و نیز الگوریتمهای گوناگون یادگیری بکار گرفته شوند، به درک بهتر رفتار گذرا و پایدار اتوماتا و نیز شناخت بهتر قوانین منجر میشود. در این مطالعه اتوماتای یادگیر سلولی به عنوان یک ماشین یادگیر تقویتی توزیع شده در نظر گرفته میشود که هدفش دریافت بیشترین پاداش است. این مطالعه نهایتا یک طبقه بندی برای اتوماتای یادگیر سلولی ایجاد میکند.

از زمان ارائه اتوماتای یادگیر سلولی، بسته به مسایلی که این مدل در آنها به کار گرفته شده است و نیازهای آن مسایل، انواع متفاوتی از اتوماتای یادگیر سلولی مطرح شده اند که اتوماتای سلولی ناهمگام، اتوماتای سلولی دارای ورودی، اتوماتای سلولی دارای متغیر سراسری و مدل محاسبات تکاملی بر پایه اتوماتای یادگیر سلولی[2] از آن جمله مهمترین این انواع میباشند.

اتوماتای یادگیر سلولی ناهمگام، شکلی از اتوماتای یادگیر سلولی است که در آن عملیات بروزرسانی سلولها به صورت همگام و همزمان برای تمامی سلولها صورت نمیگیرد. بلکه اتوماتا به صورت ناهمگام بروزرسانی میشود. در حالت کلی در یک اتوماتای یادگیر سلولی اگر همه سلولها با هم تغییر کنند, آن را همزمان گویند و اگر در هر لحظه وضعیت یک سلول بروز شود, آن را سریال و اگر حالت سلولها به صورت تصادفی یکنواخت تغییر کنند, آن را غیر همزمان می‌نامند.

در اتوماتای یادگیر سلولی دارای ورودی, علاوه بر اینکه وضعیت جاری هر سلول و همسایه‌های آن بر انتخاب عمل جدید تأثیر می‌گذارد, یک عامل خارجی نیز که به عنوان ورودی اتوماتا می‌باشد, در انجام این انتخاب مؤثر خواهدبود. میزان این تأثیر می‌تواند در کاربردهای مختلف, متفاوت باشد.

در اتوماتای یادگیر سلولی با متغیر سراسری, هر سلول برای تصمیم‌گیری در مورد پاداش دادن و یا جریمه کردن عمل خود, علاوه بر در نظر گرفتن وضعیت اتوماتاهای اطراف خود, از پاسخ محیط سراسری حاکم بر کل شبکه نیز استفاده می‌کند. این ساختار برای کاربردهایی که علاوه بر اطلاعات محلی سلولهای همسایه، یک معیار

1 Cellular Learning Automata (CLA)
2 Cellular Learning Automata-Evolutionary Computing

سراسری نیز مورد نظر باشد, بسیار مناسب می‌باشد. هریک از این انواع اتوماتا، در مسایلی که بکار گرفته شده اند و نتایج موفقی نیز داشته اند.

در ادامه این فصل، اتوماتای سلولی، اتوماتای یادگیر و اتوماتای یادگیر سلولی استاندارد و سایر انواع آن معرفی شده اند و به ویژگیها و برخی از کاربردهای هر یک نیز به اختصار اشاره شده است. همچنین دو بخش به معرفی و ذکر ویژگیهای مدل حرکت دسته جمعی ذرات و الگوریتمهای ژنتیک اختصاص داده شده است. در بخشهای پایانی این فصل نیز، مسایلی که در فصلهای آینده حل شده اند و نیز مجموعه داده های مورد استفاده در فصول آینده توضیح داده شده اند.

۱-۲ اتوماتای سلولی

اتوماتای سلولی [۱][۲] یک مدل ریاضی برای سیستمهایی است که در آنها چندین مؤلفه ساده برای تولید الگوهای پیچیده‌تر با هم همکاری می‌کنند. اتوماتاهای سلولی در حقیقت سیستمهای دینامیکی گسسته‌ای هستند که رفتارشان کاملاً بر اساس ارتباط محلی استوار است. در اتوماتای سلولی یک مجموعه منظم از سلولها وجود دارد که هر کدام می‌توانند با چند مقدار مختلف که تعدادشان متناهی است، مقداردهی شوند. این سلولها به صورت همگام و در زمانهای گسسته بر طبق یک قانون محلی بهنگام‌رسانی می‌شوند. محلی بودن به این معناست که در تعیین مقدار جدید هر سلول، سلولهایی که در همسایگی وی هستند تاثیرگذار هستند و سلولهای دورتر، تاثیری ندارند. شبکه سلولها می‌تواند ابعاد متفاوتی داشته باشند و یک, دو و یا بیشتر بعد داشته باشند. با توجه به تعداد مقادیری که سلولها می‌توانند اختیار کنند, اتوماتای سلولی به دو نوع دودویی و چندمقداره تقسیم می‌شود. انواع متفاوتی از قوانین به روزرسانی سلولها وجود دارند که باعث ایجاد انواع متفاوت اتوماتای سلولی میشوند. به عنوان مثال، قوانین میتوانند به صورت قطعی و یا احتمالی بیان گردند و این دو دسته از قوانین منجر به دو دسته اتوماتای سلولی قطعی و اتوماتای سلولی احتمالی میشوند. ویژگیهای اتوماتای سلولی را به اختصار میتوان به صورت زیر بیان نمود: فضا و زمان به صورت گسسته پیش میروند. اتوماتا همگن است و عمل به روزرسانی به صورت همگام انجام میشود. قوانین بر اساس همسایه های هر سلول تعریف میشوند و میتوانند فرم قطعی و احتمالی داشته باشند.

از مشکلات مهم اتوماتای سلولی تعیین فرم قطعی قوانین است. زیرا در اغلب سیستمها نویز و عدم قطعیت وجود دارند و سیستم را تحت تاثیر قرار میدهند. لذا تعیین قطعی قوانین در این سیستمها کاری منطقی به نظر نمیرسد. البته راهکارهایی نظیر احتمالاتی کردن قوانین نیز ارائه شده است ولی تعیین همین احتمالات نیز در سیستمهای ناشناخته کاری بسیار دشوار است.

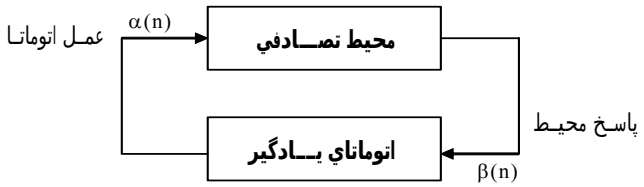
اتوماتای سلولی در مواردی چون شبیه سازی فرایندهای فیزیکی همچون حرکت براونی، حل شدن، شبیه سازی فرایندهای اجتماعی مانند انتشار شایعه ، شبیه سازی پدیده های شیمیایی مانند سرایت آتش و خوردگی فلزات، پردازش تصویر، تولید اعداد تصادفی و رمزنگاری بکار گرفته شده است.

۱-۳ اتوماتای یادگیر[3]

اتوماتای یادگیر[۳]، ماشینی است که میتواند تعدادی متناهی عمل را انجام دهد. هر عمل انتخاب شده توسط یک محیط احتمالی ارزیابی میشود و نتیجه ارزیابی در قالب سیگنالی مثبت یا منفی به اتوماتا داده میشود و اتوماتا از این پاسخ در انتخاب عمل بعدی تاثیر میگیرد. هدف نهایی این است که اتوماتا یاد بگیرد تا از بین اعمال خود

4 Learning Automata

بهترين عمل را انتخاب كند. بهترين عمل، عملی است كه احتمال دريافت پاداش از محيط را به حداكثر برساند. كاركرد اتوماتای يادگير در تعامل با محيط، در شكل۱-۱ مشاهده ميشود.



شكل۱-۱ ارتباط بين اتوماتای يادگير و محيط

محيط را می‌توان توسط سه تايی $E \equiv \{\alpha, \beta, c\}$ نشان داد كه در آن $\alpha \equiv \{\alpha_1, \alpha_2, ..., \alpha_r\}$ مجموعه ورودیها، $\beta \equiv \{\beta_1, \beta_2, ..., \beta_m\}$ مجموعه خروجيها و $c \equiv \{c_1, c_2, ..., c_r\}$ مجموعه احتمالهای جريمه می‌باشد. هرگاه β مجموعه دو عضوی باشد، محيط از نوع P می‌باشد. در چنين محيطی $\beta_1 = 1$ به عنوان جريمه و $\beta_2 = 0$ به عنوان پاداش در نظر گرفته می‌شود. در محيط از نوع Q، $\beta(n)$ می‌تواند به طور گسسته يک مقدار از مقادير محدود در فاصله [۰,۱] و در محيط از نوع S، $\beta(n)$ متغير تصادفی در فاصله [۰,۱] است. c_i احتمال اينكه عمل α_i نتيجه نامطلوب[4] داشته باشد می‌باشد. در محيط ايستا[5] مقادير c_i بدون تغيير می‌مانند، حال آنكه در محيط غير ايستا[6] اين مقادير در طی زمان تغيير می‌كنند.

اتوماتای يادگير با ساختار ثابت توسط پنج‌تايی $\{\alpha, \beta, F, G, \phi\}$ نشان داده می‌شود كه در آن $\alpha \equiv \{\alpha_1, \alpha_2, \Lambda, \alpha_r\}$ مجموعه عملهای اتوماتا، $\beta \equiv \{\beta_1, \beta_2, \Lambda, \beta_m\}$ مجموعه ورودیهای اتوماتا، $\phi \equiv \{\phi_1, \phi_2, \Lambda, \phi_s\}$ مجموعه وضعيتهای داخلی اتوماتا، $F: \phi \times \beta \to \phi$ تابع توليد وضعيت جديد اتوماتا و $G: \phi \to \alpha$ تابع خروجی می‌باشد كه وضعيت كنونی اتوماتا را به خروجی بعدی می‌نگارد.

اتوماتای يادگير با ساختار متغير را ميتوان توسط چهارتايی $\{\alpha, \beta, p, T\}$ نشان داد كه $\alpha = \{\alpha_1, ..., \alpha_r\}$ مجموعه عملهای اتوماتا، $\beta = \{\beta_1, ..., \beta_m\}$ مجموعه ورودیهای اتوماتا، $p = \{p_1, .., p_r\}$ بردار احتمال انتخاب هريک از عملها و $p(n+1) = T[\alpha(n), \beta(n), p(n)]$ الگوريتم يادگيری می باشد. الگوريتم زيريک نمونه از الگوريتمهای يادگيری خطی است. فرض كنيد عمل α_i در مرحله nام انتخاب شود.

- پاسخ مطلوب

$$p_i(n+1) = p_i(n) + a[1 - p_i(n)]$$
$$p_j(n+1) = (1-a)p_j(n) \qquad \forall j \quad j \neq i \qquad (۱-۱)$$

- پاسخ نامطلوب

$$p_i(n+1) = (1-b)p_i(n)$$
$$p_j(n+1) = (b/r-1) + (1-b)p_j(n) \quad \forall j \quad j \neq i \qquad (۲-۱)$$

در روابط (۱-۱) و (۱-۲) ، a پارامتر پاداش و b پارامتر جريمه می باشند. با توجه به مقادير a و b سه حالت زير را می توان در نظر گرفت. زمانيكه a و b با هم برابر باشند، الگوريتم را L_{RP} می ناميم، زمانيكه b از a خيلی كوچكتر باشد، الگوريتم را $L_{R\varepsilon P}$ می ناميم. و زمانيكه b مساوی صفر باشد الگوريتم را L_{RI} مينااميم[۵].

5 Unfavorable
6 Stationary
7 Non-Stationary

۱-۴ اتوماتای یادگیر سلولی

بسیاری از مسایل را نمیتوان با استفاده از یک اتوماتون یادگیر تکی حل کرد بلکه قدرت اصلی اتوماتای یادگیر زمانی آشکار میشود که آنها به صورت دسته جمعی بکار روند. با توجه به این مساله و ضعفهای عنوان شده برای اتوماتای سلولی، در [۴۵] با ترکیب این دو مدل، مدل جدیدی با نام اتوماتای یادگیر سلولی ایجاد گردید. در زیر تعریف فرمال اتوماتای یادگیر سلولی ارائه شده است.

تعریف ۱ (اتوماتای یادگیر سلولی): اتوماتای یادگیر سلولی d بعدی یک چندتایی $CLA = (Z^d, \phi, A, N, F)$ است به طوریکه:

Z^d یک شبکه از d تایی های مرتب از اعداد صحیح می باشد. این شبکه می تواند یک شبکه متناهی، نیمه متناهی یا متناهی باشد.

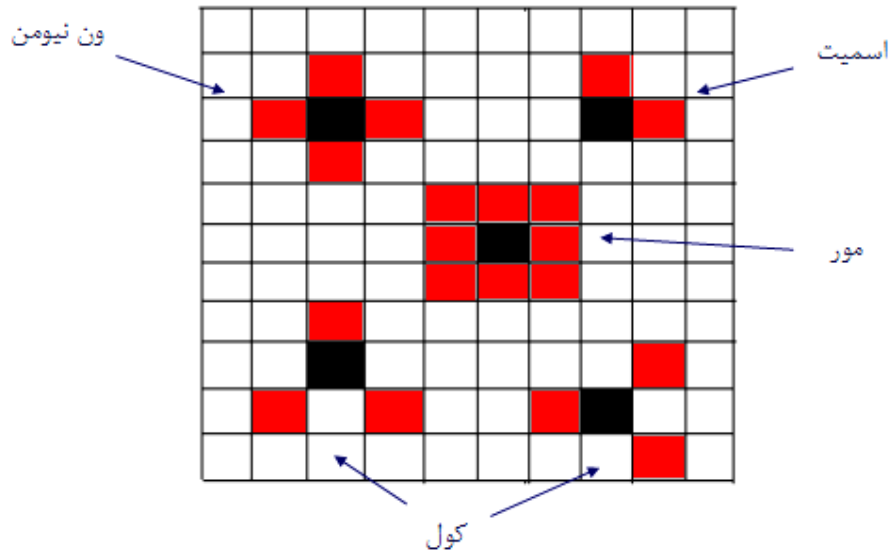
ϕ یک مجموعه متناهی از حالتها می باشد.

A، یک مجموعه از اتوماتاهای یادگیر (LA) است که هر یک از آنها به یک سلول از اتوماتای سلولی نسبت داده می شود.

$N = \{\bar{x}_1, ..., \bar{x}_{\bar{m}}\}$ یک زیر مجموعه متناهی از Z^d می باشد که بردار همسایگی نامیده می شود.

$F : \underline{\phi}^{\bar{m}} \rightarrow \underline{\beta}$ قانون محلی CLA می باشد به طوریکه $\underline{\beta}$ مجموعه مقادیری است که می تواند به عنوان سیگنال تقویتی پذیرفته شود.

در اتوماتای یادگیر سلولی می‌توان از ساختارهای مختلفی برای همسایگی استفاده نمود. در حالت کلی هر مجموعه مرتب از سلولها را می‌توان به عنوان همسایه در نظر گرفت؛ اما معمولترین آنها همسایگی ون نیومن ، مور ، اسمیت و کول می‌باشد که به نزدیکترین همسایگان مشهور می‌باشند. این همسایگی‌ها در شکل۱-۲ [۴۸] نشان داده شده‌اند.



شکل۱-۲ همسایگی ون نیومن ، مور ، اسمیت و کول

عملکرد اتوماتای یادگیر سلولی را می‌توان به شرح زیر بیان کرد. در هر لحظه هر اتوماتای یادگیر در اتوماتای یادگیر سلولی یک عمل از مجموعه اعمال خود را انتخاب می‌کند. این عمل می‌تواند بر اساس مشاهدات قبلی و یا به صورت تصادفی انتخاب شود. عمل انتخاب شده با توجه به اعمال انتخاب شده توسط سلولهای همسایه و قانون حاکم بر اتوماتای یادگیر سلولی پاداش داده و یا جریمه می‌شود. با توجه به اینکه عمل انتخاب شده پاداش گرفته و یا جریمه شده است, اتوماتا رفتار خود را تصحیح کرده و ساختار داخلی اتوماتا بهنگام می‌گردد. معمولاً عمل بروزرسانی

تمام اتوماتاها به صورت همزمان انجام می‌شود. بعد از بروزرسانی، هر اتوماتا در اتوماتای یادگیر سلولی دوباره یک عمل از مجموعه اعمال خود را انتخاب کرده و انجام می‌دهد. فرآیند انتخاب عمل و دادن پاداش و یا جریمه تا زمانی که سیستم به حالت پایدار برسد و یا یک معیار از قبل تعریف شده‌ای برقرار شود, ادامه می‌یابد. عمل بهنگام‌سازی ساختار اتوماتاهای موجود در اتوماتای یادگیر سلولی توسط الگوریتم یادگیری انجام می‌شود.

قوانین در اتوماتای یادگیر سلولی به سه دسته عمومی، کلی‌گرا و کلی‌گرای خارجی تقسیم می‌گردند.

- قانون عمومی[7]: در این قانون مقدار یک سلول در مرحله بعدی، به مقدار تک تک سلولهای همسایه آن سلول وابسته است.

- قانون کلی[8]: در این قانون مقدار یک سلول در مرحله بعدی، به تعداد سلولهای همسایه که در حالتهای مختلف می باشند، وابسته است. در این نوع قانون برخلاف قانون عمومی، توجه ای به مقدار تک تک سلولها نمی شود.

- قانون کلی خارجی[9]: تنها تفاوتی که این قانون با قوانین کلی دارد در این است که در تعیین مقدار بعدی سلول، علاوه بر حالتهای فعلی سلولهای همسایه سلول حالت فعلی خود سلول نیز موثر است.

با فرض اینکه $\underline{\beta} = \{0,1\}$ و در هر سلول یک اتوماتای یادگیر با m عمل $\{0,...,m-1\}$ قرار گرفته باشد، برای توصیف یک قانون خاص می توانیم از روش بازنمایی قانون با استفاده از اعداد ولفرام[10]، که برای بازنمایی قوانین در اتوماتای سلولی استفاده می شود، استفاده کنیم. ابتدا تمام $m^{\underline{m}}$ عضو دامنه قانون را به صورت خطی مرتب می کنیم. سپس دنباله ای از نتایج مربوط به هر کدام را، بازنمایی یک عدد در مبنای m در نظر می گیریم. به این ترتیب عدد ولفرام قانون مورد نظر معادل دهدهی آن است. برای مثال برای یک اتوماتای یادگیر سلولی خطی با $\phi = \{0,1\}$ و $\underline{\beta} = \{0,1\}$، قانون شکل۱-۳ ، قانون شماره ۲(۰۰۱۱۰۱۱۰)=۵۴ است.

۱۱۱	۱۱۰	۱۰۱	۱۰۰	۰۱۱	۰۱۰	۰۰۱	۰۰۰
۰	۰	۱	۱	۰	۱	۱	۰

شکل۱-۳ قانون ۵۴

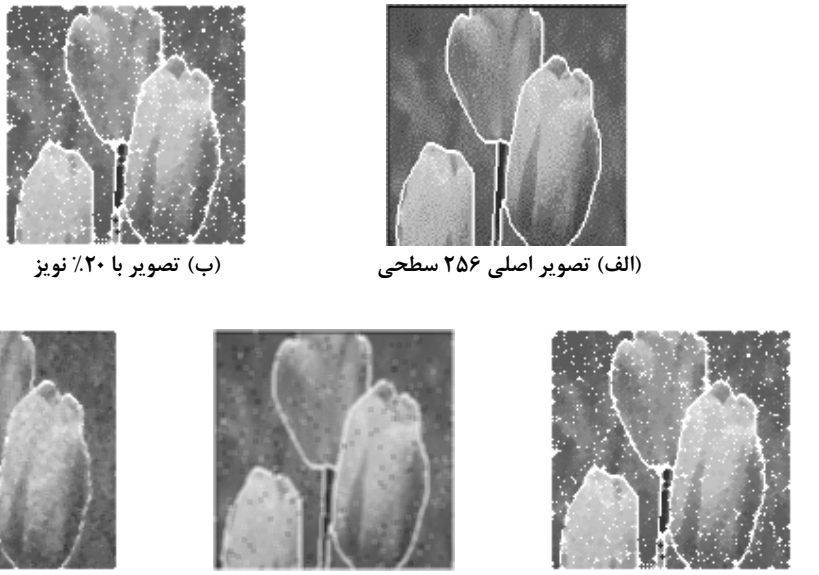
۱-۴-۱ کاربردهای اتوماتای یادگیر سلولی

اتوماتای یادگیر سلولی از زمان ارائه تا کنون در کاربردهای بسیار زیادی بکار گرفته شده است. در این فصل این کاربردها با توضیحاتی مختصر در مورد هر یک آمده است و ارجاعات مورد نیاز، فراهم آمده است.

یکی از کاربردهای اتوماتای یادگیر سلولی استفاده از آن برای پردازش تصاویر از جمله بازیابی [۱۱]، قسمت-بندی [۱۰]، یافتن اسکلت تصاویر[۱۲]، استخراج ویژگیهای تصویر[۵۱] و رفع نویز [۵۲] می‌باشد. در بازیابی تصویر، اتوماتای یادگیر سلولی سعی می‌کند گسستگی‌ها و جاهای خالی را پر کند؛ یعنی نقاط سفید کوچک درون زمینه سیاه را به نقاط سیاه تبدیل کرده و همزمان نقاط سیاه کوچک درون زمینه سفید را حذف کند. چون این دو عمل به صورت همزمان بر روی تصویر انجام می‌شود, لبه‌های تصویر حفظ خواهندشد. این روش در مورد تصاویر سطح خاکستری سعی می‌کند به جای هر پیکسل، پیکسلی را که دارای بیشترین شباهت به همسایه‌های خود است جایگزین کند. این عمل باعث می‌شود تصویر یکنواخت شده و توان نویز تصویر بازیابی‌شده به میزان قابل توجهی کاهش یابد. همچنین خاصیت احتمالی اتوماتای یادگیر سلولی این امکان را فراهم می‌سازد تا مدلهای احتمالی

8 General
[8] Totalistic
[9] Outer totalistic
[10] Wolfram numbers

تصویر را بر آنها منطبق کرده و با استفاده از این مدل نواحی یکنواخت تصویر را استخراج نمود. اتوماتای یادگیر سلولی با خاصیت پردازش موازی و توزیع‌شده خود عملکرد مطلوبی در استخراج ویژگیهای تصویر دارد. از مهمترین خصیصه‌های روشهای پیشنهادی در این زمینه این است که عملیات قسمت‌بندی و استخراج ویژگیها می‌تواند در شرایطی که تصویر نویزی باشد نیز به خوبی عمل کند. از دیگر مشخصه‌های روشهای پیشنهادی, توزیعی بودن آنها است. همچنین این روشها متکی بر عملیات محلی در همسایگی هر پیکسل می‌باشند که پیاده‌سازی آنها را به صورت نرم‌افزاری و یا سخت‌افزاری ساده‌تر می‌سازد. شکل۱-۴ مقایسه ای از روشهای حذف نویز در تصاویر را که در [۵۲] آمده است، نشان میدهد.



(الف) تصویر اصلی ۲۵۶ سطحی (ب) تصویر با ۲۰٪ نویز

(ج) حذف نویز با فیلتر مورفولوژی (د) حذف نویز با فیلتر میانه (ه) حذف نویز با اتوماتای یادگیر سلولی

شکل۱-۴ مقایسه روشهای حذف نویز[۵۲]

از کاربردهای دیگر ارائه شده در زمینه پردازش تصویر، واضح سازی تصویر است. یکی ازعملیات مهم در پردازش تصاویر عمل واضح سازی[11] می باشد. یکی از روشهای واضح سازی مبتنی بر مدل پخش گاز میباشد. یکی از مشکلات این روش تعیین مقدار مناسب برای پارامتر α برای هر پیکسل در تصویر میباشد. معمولا مقدار پارامتر α برای کلیه پیکسلهای تصویر اعم از لبه و یا غیر لبه و همچنین پیکسلهایی با تغییرات هموار و یا غیر هموار، یکسان در نظر گرفته میشود و بهمین دلیل تمام قسمتهای تصویر بطور یکسان واضح سازی میشوند. اگر برای تغییرات ناگهانی فرکانس از مقادیر بالا و در غیر این صورت از مقادیر پایین برای پارامتر α استفاده گردد، این روش دارای کارایی بالاتری خواهد بود. در[۴۹] یک روش واضح سازی که از ترکیب روش واضح سازی مبتنی بر پخش گاز و اتوماتای یادگیر سلولی حاصل شده است پیشنهاد شده است. در این روش ترکیبی، اتوماتای یادگیر سلولی عهده دار تعیین مقادیر مناسب پارامتر α برای پیکسلهای تصویر میباشد. اتوماتای یادگیر در هر سلول اتوماتای یادگیر سلولی مقدار مناسب پارامتر α پیکسل متناظر با آن سلول را تعیین کند. یکی از خصوصیات بارز الگوریتم پیشنهادی در این است که عمل واضح سازی میتواند بر روی تصاویر نویزی نیز انجام گردد و نیازی به حذف نویز قبل از فرایند واضح سازی نمیباشد. به بیان دیگر الگوریتم پیشنهادی در حین واضح سازی، نویز موجود

[11] Image Sharpening