



دانشگاه صنعتی امیرکبیر

(پلی تکنیک تهران)

دانشکده مهندسی پزشکی

پایان نامه کارشناسی ارشد مهندسی پزشکی - بیوالکتریک

بازشناخت مقاوم الگوها با استفاده از شبکه‌های عصبی با

جاذب‌های پیوسته

نگارش

حامد دونده

استاد راهنما: دکتر سیدعلی سیدصالحی



دانشگاه صنعتی امیرکبیر
(پلی تکنیک تهران)

بسمه تعالی

فرم اطلاعات پایان نامه
کارشناسی - ارشد و دکترا

تاریخ:
شماره:

معاونت پژوهشی
فرم پروژه تحصیلات تکمیلی ۷

مشخصات دانشجو:

نام و نام خانوادگی: حامد دونده
شماره دانشجویی: ۸۵۱۳۳۰۰۶
دانشجوی آزاد دانشگاه آزاد
دانشکده: مهندسی پزشکی
بورسیه رشته تحصیلی: مهندسی پزشکی گروه: بیوالکترونیک
معادل

مشخصات استاد راهنما:

نام و نام خانوادگی: سیدعلی سیدصالحی
نام و نام خانوادگی:-
درجه و رتبه: دکترا، استادیار
درجه و رتبه:-

مشخصات استاد مشاور:

نام و نام خانوادگی: -
نام و نام خانوادگی:
درجه و رتبه:-
درجه و رتبه:-

عنوان پایان نامه به فارسی: بازساخت مقاوم الگوها با استفاده از شبکه‌های عصبی با جاذب‌های پیوسته

عنوان پایان نامه به انگلیسی: Robust Pattern Recognition Using Continuous Attractor Neural Networks

نوع پروژه: کارشناسی ارشد بنیادی کاربردی
سال تحصیلی: ۸۶-۸۷
توسعه‌ای نظری
دکترای توسعه‌ای

تاریخ شروع: ۸۶/۹/۶ تاریخ خاتمه: ۸۷/۱۱/۲ تعداد واحد: ۶ سازمان تأمین کننده اعتبار: -

واژه‌های کلیدی به فارسی: شبکه‌های عصبی جاذب، جاذب‌های پیوسته، کاهش بُعد غیرخطی دادگان، بازساخت ارقام دست‌نوشته.
واژه‌های کلیدی به انگلیسی: Attractor Neural Networks, Continuous Attractors, Nonlinear Dimension Reduction, Handwritten digit recognition.

مشخصات ظاهری	تعداد صفحات	تصویر <input checked="" type="radio"/> جدول <input checked="" type="radio"/> نمودار <input checked="" type="radio"/> نقشه <input type="radio"/> واژه‌نامه <input type="radio"/>	تعداد مراجع	تعداد صفحات ضمیمه
زبان متن	فارسی <input checked="" type="radio"/> انگلیسی <input type="radio"/>	چکیده	فارسی <input checked="" type="radio"/> انگلیسی <input checked="" type="radio"/>	۰
یادداشت				

نظرها و پیشنهادهای به منظور بهبود فعالیت‌های پژوهشی دانشگاه

استاد:

دانشجو:

امضاء استاد راهنما: تاریخ:

چکیده

به‌کارگیری دینامیک‌های جاذب نقطه‌ای به عنوان حافظه‌های انجمنی به دهه‌ی هشتاد میلادی و معرفی شبکه‌ی هاپفیلد باز می‌گردد. بازیابی حافظه در این سیستم‌ها با استفاده از شبکه‌های بازگشتی صورت می‌گیرد. در کنار این دینامیک‌های جاذب، وجود فعالیت ماندگار در سلول‌های مغز به‌همراه ساختارهای بازگشتی در نواحی قشری مغز، ما را به سمت تکامل دینامیک‌های جدیدتری به نام شبکه‌های عصبی با جاذب‌های پیوسته سوق می‌دهد. در این رساله ضمن تعریف دقیق جاذب‌ها و جاذب‌های پیوسته، سامانه‌ای با استفاده از این مفاهیم برای کاربرد بازشناخت الگو طرح‌ریزی شده‌است.

مفهوم جاذب‌های پیوسته با مفهوم مانیفولدها گره خورده است بنابراین در این رساله این دو مفهوم به صورت توأمان به کار گرفته شده‌اند. بدین منظور ابتدا استخراج مانیفولدها و کاهش بُعد غیرخطی دادگان را معرفی کرده و سپس روشی برای پیاده‌سازی آن با استفاده از شبکه‌های اتوانکودر و روش پیش‌تعلیم ماشین‌های بولتزمان محدود شده، ارائه شده است. کارایی این روش با پیاده‌سازی بر روی یک مجموعه از الگوهای تصویری سطح-خاکستری قابل قبول ارزیابی شده‌است.

سپس با معرفی مدلی جدید بر اساس تک نوروون‌های جاذب، شبکه‌ای تحت عنوان «شبکه‌ی نوروون‌های رقابتی» برای پیاده‌سازی دینامیک جاذب‌ها ارائه شده است. پس از معرفی گام به گام مدل، توانایی‌های مدل طی چند شبیه‌سازی و مقایسه، بررسی شده است. از ویژگی‌های مدل ارائه‌شده عدم وجود جاذب‌های جعلی و همچنین سرعت بالای تعلیم آن است.

در انتها با ترکیب شبکه‌ی جاذب با شبکه‌ی اتوانکودر برای کاهش بُعد غیرخطی دادگان، سامانه‌ی نهایی برای وظیفه‌ی بازشناسی الگو بر روی پایگاه داده‌ی ارقام دست‌نوشته‌ی USPS پیاده‌سازی شده است. نتیجه‌ی نهایی بازشناسی برای این پایگاه داده 96.94% بدست آمد که با آخرین نتایج بدست آمده از روش‌های مشابه قابل رقابت است.

کلیدواژه‌ها: شبکه‌های عصبی جاذب، جاذب‌های پیوسته، کاهش بُعد غیرخطی دادگان، بازشناخت ارقام دست‌نوشته.

تقديم به

خانواده ام.

*"I have not failed. I've just found 10,000 ways that won't work."
--- Thomas Edison*

« فهرست مطالب »

۲.....	۱ مقدمه
۲.....	۱.۱ مقدمه
۴.....	۱.۲ مروری بر سوابق
۶.....	۱.۳ تعریف مساله و سازمان‌دهی رساله
۷.....	۱.۴ تعاریف اولیه
۷.....	۱.۴.۱ جاذب
۸.....	۱.۴.۲ گوناگونی جاذب‌ها
۱۲.....	۱.۴.۳ آنالیز مولفه‌های اساسی
۱۳.....	۱.۴.۴ مانیفولدها و ادراک مفاهیم
۱۸.....	۲ استخراج مانیفولدها با استفاده از شبکه‌های اتوانکودر
۱۸.....	۲.۱ شبکه‌ی اتوانکودر
۲۰.....	۲.۱.۱ پیش‌تعلیم شبکه‌های اتوانکودر با استفاده از <i>RBM</i> ها
۲۳.....	۲.۲ دادگان مصنوعی
۲۷.....	۲.۳ پایگاه داده‌ی چهره‌ی <i>UMist</i>
۳۲.....	۲.۴ نظریه‌ی فضای چهره
۳۴.....	۲.۵ بررسی شبکه‌ی اتوانکودر به صورت بازگشتی
۳۹.....	۲.۶ جمع‌بندی
۴۱.....	۳ شبکه‌ی نورون‌های جاذب رقابتی
۴۱.....	۳.۱ تک نورون جاذب
۴۶.....	۳.۲ شبکه‌ی رقابتی نورون‌های جاذب

۴۹.....	۳.۳	بررسی عملکرد مدل
۵۰.....	۳.۴	آزمایش بر روی الگوهای سطح خاکستری
۵۴.....	۳.۵	مقایسه‌ی با شبکه‌ی <i>NDRAM</i> در قبال مقاومت نسبت به نویز
۵۴.....	۳.۵.۱	شبکه‌ی <i>NDRAM</i>
۵۶.....	۳.۵.۲	مقایسه‌ی عملکرد دو شبکه‌در بازیابی الگوهای نویزی
۵۷.....	۳.۶	جمع‌بندی
۵۹.....	۴	بازشناسی ارقام دست‌نوشته با استفاده از اتوانکودر و شبکه‌ی جاذب
۵۹.....	۴.۱	معرفی پایگاه داده‌ی <i>USPS</i>
۶۰.....	۴.۲	کاهش بعد دادگان
۶۴.....	۴.۳	الگوریتم خوشه‌بندی <i>K-Means</i>
۶۶.....	۴.۴	بازشناسی الگو با ترکیب شبکه‌ی اتوانکودر و شبکه‌ی جاذب‌های رقابتی
۶۸.....	۴.۵	تعیین بهینه‌ی تعداد خوشه‌ها برای کلاس‌های مختلف
۷۰.....	۴.۶	مقایسه‌ی میزان بازشناسی شبکه‌ی جاذب رقابتی با شبکه‌های <i>MLP</i> و <i>GRNN</i>
۷۰.....	۴.۶.۱	شبکه‌ی <i>GRNN</i>
۷۲.....	۴.۷	تکمیل مدل
۷۴.....	۴.۸	جمع‌بندی
۷۶.....	۵	جمع‌بندی و پیشنهادات
۷۶.....	۵.۱	جمع‌بندی
۷۹.....	۵.۲	پیشنهادات

« فهرست شکل ها »

- شکل ۱-۱ جاذب نقطه‌ای A در یک فضای حالت دلخواه نشان داده شده است. نقطه‌ی سیاه موقعیت فعلی سیستم را نشان می‌دهد و فلش‌های خاکستری تراژکتوری‌های آینده‌ی برای رسیدن به نقطه‌ی A است [۱۲]. ۹
- شکل ۱-۲ (A) یک خط جاذب و (B) یک خط جاذب تقریبی. باید دقت کرد که درجه‌ی منحنی متناسب است با زمانی که سیستم صرف می‌کند تا منحنی را ببیند. به عنوان مثال یک توپ برای حرکت در یک شیب کند و کم عمق در مقایسه با شیب زیاد، زمان بیشتری صرف می‌کند [۱۲]. ۱۰
- شکل ۳-۱ جاذب‌های گسسته‌ی نقطه ثابت (B) جاذب‌های پیوسته‌ی نقطه ثابت. در این جا جاذب‌های پیوسته توسط یک خط بیان شده است. باید توجه کرد که شکل فوق تصویری ساده برای بیان ایده است، عملاً جاذب‌های پیوسته در یک فضای فاز N بعدی مانیفولدهای N-1 بعدی می‌سازند. علاوه بر آن می‌توان بیش از یک مانیفولد جاذب پیوسته داشت؛ در این حالت فضای فاز به مجموعه‌ای از زیرفضاها تقسیم می‌شود که هر کدام یک مانیفولد جاذب پیوسته در مرکز دارد [۱۷]. ۱۰
- شکل ۴-۱ یک جاذب حلقوی. این جاذب مانند جاذب خطی است که ابتدا و انتهای آن به یکدیگر متصل شده‌اند. این جاذب یک مدل طبیعی برای سیستم جهت سر در هیپوکامپ است [۱۲]. ۱۱
- شکل ۵-۱ نمایش مانیفولدها برای دریافت و ادراک تصاویر، تصویر تشکیل شده در شبکه مجموعه‌ای است از سیگنال‌های ارسالی از سلول‌های فوتوریستور [۲۸]. ۱۴
- شکل ۱-۲ یک شبکه‌ی اتوانکودر با یک نورن در لایه‌ی گلوگاه [۲۱]. ۱۹
- شکل ۲-۲ شبکه‌ی ماشین بولتزمن محدود شده (دو لایه) با لایه‌های پنهان و مرئی ۲۱
- شکل ۳-۲ پیش‌تعلیم شامل یادگیری پشته‌ای ماشین‌های بولتزمن محدود شده (RBM ها) است که هر کدام یک لایه‌ی استخراج ویژگی دارند. ویژگی‌های یادگیری شده توسط هر RBM به RBM بعدی به عنوان دادگان تعلیم داده می‌شود. پس از پیش‌تعلیم RBM ها باز شده و اتوانکودر را می‌سازند. اتوانکودر بوسیله‌ی پس انتشار خطا تا زمان رسیدن به خطای دلخواه تعلیم می‌بیند [۲۲]. ۲۲
- شکل ۴-۲ A: اعمال PCA بر روی دادگان B: اعمال شبکه‌ی اتوانکودر با ساختار 1000-500-250-2-250-250 1000 بر روی دادگان [۲۲]. ۲۳
- شکل ۵-۲ سه دسته الگو به سایز 16x16 برای تعلیم به شبکه ۲۴
- شکل ۶-۲ تابع خطای تعلیم شبکه‌ی خودانجمنی ۲۵

- شکل ۷-۲ - نگاهت دادگان در فضای سه بعدی، برای تفکیک بهتر دادگان در این فضا، دادگان هر دسته توسط خطوط مستقیم به هم متصل شده اند تا از دو دسته‌ی دیگر مجزا شوند. ۲۵
- شکل ۸-۲ - جایگذاری نمونه‌ها در فضای کاهش بعد یافته. ۲۶
- شکل ۹-۲ - ۲۰۰ تصویر اول دادگان UMIST ۲۷
- شکل ۱۰-۲ - نگاهت دادگان به فضای ویژگی‌ها (فضای کاهش بعد یافته) ۲۸
- شکل ۱۱-۲ - بازسازی الگوها توسط شبکه‌ی اتوانکودر تنها پس از پیش‌تعلیم. ۲۹
- شکل ۱۲-۲ - خطای تعلیم شبکه‌ی اتوانکودر با پس‌انتشار خطای پس‌اط‌پیش‌تعلیم. ۳۰
- شکل ۱۳-۲ - کاهش بعد دادگان به دو بعد. سه سمبل متفاوت به‌کاربرده شده نشانگر تصاویر سه‌شخص متفاوت است. ۳۰
- شکل ۱۴-۲ - نمایش چگونگی نگاهت تصاویر با بعد بالا به فضای دو بعدی ۳۱
- شکل ۱۵-۲ - سه تصویر نزدیک‌تر به مرکز برای هر سه کلاس ۳۳
- شکل ۱۶-۲ - بازسازی تصویر مرکز فضای مختصات ۳۳
- شکل ۱۷-۲ - به‌کارگیری شبکه‌ی اتوانکودر به صورت بازگشتی ۳۴
- شکل ۱۸-۲ - نمودار QUIVER برای شبکه‌ی اتوانکودر در حالت بازگشتی با یک دور چرخش ۳۵
- شکل ۱۹-۲ - بخش مرکزی شکل قبل با زوم در بخش مرکزی نمودار ۳۶
- شکل ۲۰-۲ - نمودار QUIVER برای حرکت جاذب‌گونه‌ی شبکه‌ی بازگشتی پس از ۱۰ دور چرخش ۳۷
- شکل ۲۱-۲ - مربع‌ها نشان‌دهنده‌ی نتایج کاهش بعد دادگان تست هستند که کاملاً با مانیفولدهای ناشی از دادگان تعلیم منطبق‌اند. ۳۸
- شکل ۲۲-۲ - دو ردیف بالا دادگان تست ورودی به شبکه‌ی اتوانکودر هستند و ردیف پایین خروجی شبکه‌ی اتوانکودر برای این دادگان است. ۳۸
- شکل ۱-۳ - نورون منفرد با تابع غیرخطی سیگموئیدی ۴۱
- شکل ۲-۳ - حالات ممکن برای قطع نمودار $Y=X$ و منحنی سیگموئیدی. ۴۲
- شکل ۳-۳ - دینامیک سیستم برای نقطه‌ی تعلیم $X=0.6$ و نقاط شروع $X_0=0.1$ و $X_0=0.9$ و $W=2.376$ و $B=-1.02$ محاسبه شده‌اند. ۴۵
- شکل ۴-۳ - رفتار شبکه با تعلیم $X_0=0.7$ در مقابل سایر ورودی‌ها. ($W=1.63, B=-0.29$) ۴۶

شکل ۳-۵ - دینامیک سیستم برای فضای فاز دوبعدی بعد از ۳۰ تکرار. دایره‌های توخالی نشان دهنده‌ی نقطه‌ی شروع است و دایره‌های توپر قرمز رنگ جاذب‌های تعلیمی هستند. نقاط انتهایی نیز با نقاط توپر مشخص شده‌اند. در یک مورد که با خط‌چین مشخص شده است پس از ۳۰ دور، تکرار کافی برای رسیدن به جاذب نهایی وجود نداشته است و الگوی ورودی به هیچی جاذبی ختم نشده است. ۴۹

شکل ۳-۶ - الگوی سطح خاکستری تعلیم داده‌شده به شبکه‌ی جاذب (استفاده از رنگ زمینه‌ی خاکستری در تصویر به این دلیل است که رنگ زمینه‌ی سفید رنگ تصاویر مشخص باشد). ۵۰

شکل ۳-۷ - چرخش تصاویر نویزی در شبکه‌ی جاذب نشان داده شده است. ستون اول تصاویر اصلی است و ستون دوم تصاویر نویزی، سایر ستون‌ها نیز خروجی شبکه طی هشت تکرار را نشان می‌دهد. در سطور مختلف نیز میزان نویز از ۰.۱۰ با گام ۰.۱۵ افزایش یافته است، میزان واریانس نویز کنار هر سطر نوشته شده است. مقدار $A=1.5$ انتخاب شده است. ۵۱

شکل ۳-۸ - نمودار تغییرات همبستگی بین الگوی خروجی و الگوی ورودی به صورت گام به گام. ۵۳

شکل ۳-۹ - ساختار شبکه‌ی NDRAM که از نوع هاپیلدی است [۲۴]. ۵۵

شکل ۳-۱۰ - تابع انتقال برای شبکه‌ی مدل NDRAM با $\Delta=0.4$ [۲۴]. ۵۵

شکل ۳-۱۱ - مقایسه‌ی میزان صحت بازیابی الگوهای نویزی برای دو مدل. ۵۷

شکل ۴-۱ - نمایش تعدادی از دادگان تعلیم (چپ) و دادگان آزمون (راست) از مجموعه دادگان پایگاه داده‌ی ارقام دست‌نوشته‌ی USPS. ۶۰

شکل ۴-۲ - نمودار کاهش خطای تعلیم شبکه‌ی اتوانکودر برای دادگان USPS. ۶۱

شکل ۴-۳ - نمونه‌هایی از دادگان تعلیم و خروجی شبکه اتوانکودر با همین دادگان. ۶۱

شکل ۴-۴ - بالا: میانگین تصاویر ۲۵۶ بعدی برای هر کلاس، پایین: بازسازی میانگین الگوها در فضای کاهش بعد یافته. ۶۲

شکل ۴-۵ - بازسازی مراکز خوشه‌ها در فضای کاهش بعد یافته. ۶۵

شکل ۴-۶ - نحوه‌ی حرکت الگوهای تست در شبکه‌ی جاذب. ستون اول نمونه‌های تست را نشان می‌دهد و سایر ستون‌ها حرکت گام به گام این نمونه‌ها به سمت جاذب‌های تعلیم داده‌شده را نشان می‌دهد. ۶۷

شکل ۴-۷ - بالا: نمودار میزان بازشناسی دادگان تست با تغییر میزان خوشه‌ها، پایین: نمودار میزان زمان مصرف شده برای محاسبه‌ی صحت بازشناسی. ۶۸

شکل ۸-۴ - بازشناسی هر کلاس بر روی دادگان تعلیم متناسب با تعداد خوشه‌ها ۶۹

شکل ۹-۴ - توپولوژی شبکه‌ی GRNN ۷۱

شکل ۱۰-۴ - نگاشت الگوها به الگوهای ناشی از بازسازی مراکز خوشه‌ها به صورت دیگر انجمنی ۷۲

شکل ۱۱-۴ - خطای تعلیم شبکه‌ی اتوانکودر پس از ۵۰۰ دور تعلیم خودانجمنی و ۵۰۰ دور دیگر تعلیم به صورت دیگر انجمنی ۷۳

شکل ۱-۵ - روند کلی پیاده‌سازی سامانه‌ی بازشناسی ارقام دستنوشته، اجرا شده در فصل چهارم از پایان‌نامه. در گام اول کاهش بعد دادگان توسط شبکه‌ی اتوانکودر انجام می‌گردد، در گام دوم مراکز خوشه‌های دادگام کاهش بعد داده‌شده استخراج می‌گردد و نهایتاً در گام سوم این مراکز به صورت جاذب به شبکه‌ی جاذب رقابتی تعلیم داده می‌شود و برای بازشناسی مورد استفاده قرار می‌گیرد. ۷۷

فصل اول

مقدمه

۱ مقدمه

۱.۱ مقدمه

تئوری شبکه‌های عصبی با الهام گرفتن از بیولوژی و علوم شناختی^۱ توسعه یافته است. تحقیقات علوم شناختی با این دریافت عمومی که مغز انسان نسبت به یک رایانه بسیار برتر عمل می‌کند، هم‌نظر است. مغز از لحاظ اعمالی همچون تشخیص الگو، عدم حساسیت و فروپاشی با خطاهای کوچک و سروکار داشتن با ورودی‌های نویزی و داده‌های درهم آمیخته (فیلتر نشده) بسیار بهتر از رایانه عمل می‌کند. همچنین از مهمترین مزیت‌های مغز توانایی آن در یادگیری شرایط جدید با تعمیم دادن براساس تجربیات گذشته است. تئوری شبکه‌های عصبی سعی می‌کند تا مزایای دانش ما از بیولوژی را (که البته همچنان ناقص است) با تقلید از پروسه‌های زیستی به کار گیرد.

مغز انسان، حافظه (اطلاعات) مفید را با برخوردها و تجاربش با محیط فرا می‌گیرد. برای دستیابی به این داده‌ها در شرایط جدید باید به آن‌ها دسترسی داشت. دسترسی به حافظه در مغز به صورت آدرس‌دهی-محتوایی (یا انجمنی) است. در این حالت برای یک حالت اولیه داده‌شده، مغز با استفاده از برخی از ضوابط حافظه‌ای که بیشتر از همه "کشنده/جذاب" باشد را بر می‌گزیند. به‌طور شهودی می‌توان

^۱ Cognitive Science

عمل بازیابی حافظه را همچون "جریانی" از یک حالت با اطلاعات جزئی به یک حالت نهایی شامل تمام اطلاعات دانست. مثلا عبارت "سیب، گلابی، موز، میز" منجر به عبارت "سیب، گلابی، موز، میوه" خواهد شد. این عبارت یک حافظه با چهار بخش از اطلاعات است که سه بخش اول آن صحیح و بخش آخر آن نادرست است که به سرعت به حافظه‌ی صحیح منجر می‌شود.

حافظه‌ای که شامل مجموعه‌ی کامل اطلاعات است جاذب نامیده می‌شود و ناحیه‌ای که اطراف جاذب را دربرگرفته است "بستر جذب" نامیده می‌شود. ورودی‌هایی که در این ناحیه قرار داشته باشند به صورت اجتناب ناپذیری به مقصد استراحت نهایی در انتهای بستر، جاذب، هدایت خواهند شد. این روش بسیار مفید است و برخلاف رایانه به نام (یا آدرس) دقیق فایل برای بازیابی یک حافظه‌ی مشخص نیاز ندارد. اگر ورودی (شرط اولیه) به اندازه‌ی کافی نزدیک باشد، به سرعت به پاسخ صحیح منجر خواهد شد.

به‌طور کلی استفاده و نام‌گذاری شبکه‌های جاذب چه از لحاظ کیفی و چه کمی برای توصیف سیستم‌هایی که در طول زمان تکامل می‌یابند بسیار مفید است. به‌طور خاص برای پذیرفتن این روش در سیستم‌های عصبی دلایل خوبی وجود دارد. دلیل عمده‌ی آن نیز وجود "فعالیت ماندگار"^۲ است که مدت‌هاست در مغز مشاهده شده‌است. فعالیت ماندگار به آتش کردن پایداری گفته می‌شود که عموماً توسط برخی تحریک‌های خارجی ایجاد می‌شود اما بعد از قطع شدن تحریک، همچنان ادامه می‌یابد. هب^۳ [۱] برای اولین بار پیشنهاد فعالیت ماندگار برای حافظه‌ی کوتاه مدت را ارائه کرد. با این حال بعد از حدود ۴۰ سال بود که امیت^۴ در سال ۱۹۸۹، به دنبال تحقیقاتی که هاپفیلد بر روی جاذب‌های شبکه‌های عصبی مصنوعی انجام داده بود [۲]، پیشنهاد کرد که فعالیت ماندگار را می‌توان با دینامیک‌های جاذب در شبکه‌های بازگشتی بیولوژیکی یکی دانست [۳]. اگر پیشنهاد امیت را بپذیریم، باید دینامیک‌های جاذب را در همه جای سیستم عصبی حاضر بدانیم چرا که (۱) بازگشت‌های محلی^۵ یک ویژگی عمومی در

^۲ *persistent activity*

^۳ *Hebb*

^۴ *Amit*

^۵ *local recurrence*

مدارهای قشری^۶ هستند [۴] و [۲] فعالیت ماندگار در بخش‌های متنوعی از نواحی قشری و زیرقشری^۷ ثبت شده است. نواحی قشری با فعالیت ماندگار شامل بخش‌های موتوری، پیش موتوری، جداری پسین، جلومغزی، پیشانی، هیپوکامپ و قشری اینفروتیمپورال^۸ هستند. نواحی زیر قشری نیز شامل پایه‌ی گانگلیا، کلیکولوس فوقانی و ساقه مغز^۹ هستند. علاوه بر آن فعالیت ماندگار در پستانداران و همچنین غیرپستانداران مهره‌دار نیز مشاهده شده است.

۱.۲ مروری بر سوابق

سوابق موجود در زمینه‌ی به‌کارگیری مفهوم جاذب‌ها و مخصوصاً جاذب‌های پیوسته در مدل‌های شبکه‌های عصبی را می‌توان به دو دسته‌ی عمده تقسیم‌بندی کرد. دسته‌ی اول با هدف مدل‌سازی فعالیت مندرج دائمی در مغز به سمت جاذب‌های پیوسته حرکت می‌کند. از جمله عمده‌ی تحقیقات انجام شده در این زمینه می‌توان به مدل‌سازی تجمیع مسیر^{۱۰} در هیپوکامپ و یا حافظه‌ی کوتاه مدت اشاره کرد [۵-۸]. دسته‌ی دوم سوابقی است که سعی می‌کنند با مدل‌های مصنوعی از جاذب‌های پیوسته برای کاربردهایی همچون بازشناخت الگو [۹] و یا به‌سازی تصاویر رنگی استفاده می‌کنند [۱۰]. شمار سوابق در دسته‌ی دوم بسیار کمتر از دسته‌ی اول است و به کارگیری جاذب‌های پیوسته برای بازشناسی الگو و به‌طور کلی پردازش غیر خطی سیگنال‌ها و سمبل‌ها را هنوز می‌توان در ابتدای راه دانست. در ادامه مروری دقیق‌تر بر این سوابق خواهیم داشت.

Trappenberg در فصلی از کتاب «آخرین پیشرفت‌ها در رایانش با الهام از بیولوژی»^{۱۱} [۱۱] جمع‌بندی نسبتاً کاملی از کاربرد شبکه‌های عصبی با جاذب‌های پیوسته (^{۱۲}*CANN* ها) در مدل‌سازی برخی پدیده‌های زیستی انجام داده است. او چنین جمع‌بندی می‌کند که: «شبکه‌های عصبی با جاذب‌های

⁶ *cortical circuits*

⁷ *subcortical*

⁸ *motor, premotor, posterior parietal, prefrontal, frontal, hippocampal, and inferotemporal*

⁹ *basal ganglia, midbrain, superior colliculus, and brainstem*

¹⁰ *Path Integration*

¹¹ *Recent Developments in Biologically Inspired Computing*

¹² *Continuous Attractor Neural Networks*

پیوسته در علوم اعصاب و متون مربوط به آن نزدیک به ۳۰ سال است که مورد بحث است و همچنان شواهد بیشتری از وجود این مکانیزم‌ها در مغز ارائه می‌شود. بنابراین چنین مکانیزم‌هایی می‌تواند برای پردازش اطلاعات در سیستم‌های گسترده مفید باشد. شبکه‌های با جاذب‌های پیوسته همکاری و رقابت بین تحریک‌های ورودی را پیاده‌سازی می‌کنند و دینامیک‌های شبکه، ورودی‌های اولیه را به یکی از تعداد زیادی حالت جاذب، برمبنای برخی از ویژگی‌های غالب ورودی هدایت می‌کند. چنین شبکه‌هایی را می‌توان برای مدل‌سازی رقابت به روش‌های مختلفی به‌کاربرد. این ویژگی تا حد زیادی به مکانیزم همه-برای-برنده شبیه است، با این حال این شبکه‌ها قادرند مکانیزم‌های بسیار پیچیده‌تری از صرفاً جستجو برای بزرگترین مولفه در یک بردار را پیاده‌سازی کنند. کاربرد اخیر *CANN*‌ها در دیکدکردن جمعیتی یک مثال خوب از توانایی این شبکه‌هاست. بنابراین *CANN*‌ها با کارایی خوبی قادرند تخمین‌زننده‌های حداکثر شباهت و کاربردهای مشابهی را که به تدریج در حال توسعه هستند، پیاده‌سازی نمایند. تحقیقات بیشتر برای به‌کارگیری این شبکه‌ها در مسائل مشابه، تلاشی مفید و پرفایده خواهد بود.» با اینحال وی در این فصل-کتاب گامی فراتر از مدل‌سازی‌های نسبتاً ساده و اولیه برای *CANN*‌ها بر نمی‌دارد.

Eliasmith در [۱۲] با استفاده از چارچوبی که در [۱۳] با همکاری *Anderson* ارائه داده است، به تفصیل به مبحث پیاده‌سازی انواع شبکه‌های جاذب از نوع اسپایکی می‌پردازد. مدل ارائه شده توسط وی با وجود جامعیت و مدل‌سازی پدیده‌هایی همچون حافظه‌ی کاری و حرکات ریتمیک، همچنان از سطح مدل‌سازی فراتر نرفته و به حیطه‌ی پردازش سیگنال که مدنظر ماست وارد نمی‌شود. از دیگر مواردی که در حیطه‌ی مدل‌سازی و بررسی زیستی به بررسی جاذب‌ها و جاذب‌های پیوسته پرداخته‌اند می‌توان به رساله‌ی دکترای^{۱۳} [۱۴] نیز اشاره کرد.

اما از دسته‌ی دوم سوابق که به پردازش اطلاعات می‌پردازند و مدنظر ما نیز هستند می‌توان *Seung* را آغازگر و پیشنهاد دهنده‌ی به‌کارگیری جاذب‌های پیوسته در پردازش سیگنال‌ها و سمبل‌ها، بخصوص بازشناخت الگو دانست. *Seung* ابتدا در [۱۵] و [۱۶] به معرفی جاذب‌ها و جاذب‌های پیوسته پرداخت و سپس در [۹] روشی برای تعلیم شبکه‌های بازگشتی با جاذب‌های پیوسته را معرفی کرد. وی

¹³ *Continuous attractor models of persistent activity: heterogeneity, robustness, and irregular firing*

تعلیم با روش تکمیل الگو برای گسترش بستر جذب هر الگو را پیشنهاد می‌کند، گسترش بستر جذب‌ها باعث می‌شود تا جاذب‌های جعلی حذف شده و تنها جاذب‌های واقعی شکل بگیرند. با این حال *Seung* مدل‌اش را تنها برای یک کلاس از الگوها پیاده کرده است و گامی در جهت تکمیل مدل ارائه شده برای یادگیری تمام کلاس‌های یک پایگاه داده‌ی واقعی برنداشته است، ضمن آنکه تلاشی برای اثبات آنکه جاذب‌های شکل‌گرفته از نوع پیوسته هستند نکرده و تنها از روی برخی شواهد نه چندان روشن استدلال می‌کند که جاذب‌ها از نوع پیوسته هستند.

تحقیق ارائه شده توسط *Tsuboshita* و *Okamoto* را عملاً می‌توان تنها موردی دانست که به‌طور واقعی از جاذب‌های پیوسته برای پردازش اطلاعات استفاده شده است [۱۷]. آن‌ها براساس مدل‌های زیستی‌ای که تا کنون برای فعالیت مندرج دائمی ارائه شده‌است، مدلی ابتدایی با تعلیم براساس قانون یادگیری کواریانس [۳] ارائه می‌دهند و سپس از این مدل برای کاربرد استخراج کلمات کلیدی از متون استفاده می‌کنند. با آنکه نشان داده شده است که مدل ارائه شده دارای دینامیک با جاذب پیوسته است اما ضعف مدل در آن است که تنها قادر به یادگیری الگوهای باینری است و نمی‌توان برای الگوهای سطح خاکستری از آن استفاده کرد. توسعه‌ی این مدل نیازمند توسعه‌ی مدل‌های مکانیسم‌های سلولی برای فعالیت نوروئی مندرج دائمی است.

علاوه بر موارد فوق تلاش‌هایی نیز برای ارائه‌ی مدل‌هایی ریاضی برای جاذب‌های پیوسته صورت گرفته است. منجمله [۱۸] که مدلی براساس یک معادله‌ی دیفرانسیلی-انتگرالی برای مدلی با دینامیک جاذب‌های پیوسته پیشنهاد می‌دهد. مدل پیشنهاد شده بسیار پیچیده بوده و به‌کارگیری عملی آن برای دادگان واقعی ممکن نیست.

۱.۳ تعریف مساله و سازمان‌دهی رساله

با توجه به سوابقی که در بخش قبل مرور کردیم، می‌توانیم چنین جمع‌بندی کنیم که با آنکه مفهوم جاذب، مفهوم جدیدی نبوده و از مدت‌ها قبل به عنوان یک کاندید برای چگونگی عملکرد حافظه در مغز انسان مطرح بوده است، اما به کارگیری عملی آن و گسترش آن به مفهوم جاذب‌های پیوسته هنوز

در ابتدای راه بوده و نیازمند تحقیقات نظری و کاربردی مفصل‌تری برای تبیین شدن است. در این رساله برآنیم تا ضمن تعریف دقیق جاذب‌ها و جاذب‌های پیوسته سامانه‌ای با استفاده از این مفاهیم برای کاربرد بازشناخت الگو طرح‌ریزی کنیم. در ادامه‌ی همین فصل و در زیربخش تعاریف اولیه، به این تعاریف خواهیم پرداخت.

مفهوم جاذب‌های پیوسته با مفهوم مانیفولدها گره خورده است. در واقع ما این دو مفهوم را به صورت توامان به کار خواهیم گرفت، بنابراین لازم است تا ابتدا استخراج مانیفولدها و کاهش بُعد غیرخطی دادگان را معرفی کرده و سپس روشی برای پیاده‌سازی آن ارائه دهیم. مانیفولدها و ادراک مفاهیم در زیر بخش تعاریف اولیه معرفی شده‌اند و در مورد چگونگی پیاده‌سازی کاهش بُعد غیرخطی دادگان و استخراج مانیفولدها در فصل دوم مفصلاً بحث خواهیم کرد.

پس از تبیین مفاهیم اولیه و معرفی روشی مفید و موثر برای کاهش بُعد غیرخطی دادگان و استخراج مانیفولدهای دادگان، لازم است تا روشی برای پیاده‌سازی عملکرد جاذب‌ها ارائه شود. برای این کار مدل جدید بر اساس تک نورون‌های جاذب در فصل سوم تحت عنوان «شبکه‌ی نورون‌های رقابتی» ارائه خواهد شد. در این فصل پس از معرفی گام به گام مدل، توانایی‌های مدل طی چند شبیه‌سازی و مقایسه بررسی خواهد شد. در فصل چهارم با ادغام شبکه‌های معرفی شده در دو فصل قبلی به معرفی روشی برای بازشناخت الگوهای ارقام دست‌نوشته می‌پردازیم. مدل ارائه شده طی چند مرحله تکمیل شده و عملکرد آن مورد ارزیابی قرار خواهد گرفت. در فصل پنجم نیز به جمع‌بندی مطالب و ارائه‌ی پیشنهادات خواهیم پرداخت.

۱.۴ تعاریف اولیه

۱.۴.۱ جاذب

یک جاذب^۴، مجموعه‌ی پاسخی است که یک سیستم دینامیکی پس از مدت زمان طولانی تولید می‌کند. به بیان کلی یک مجموعه‌ی جاذب برای یک سیستم دینامیک، زیرمجموعه‌ی بسته A از فضای فاز

¹⁴ Attractor

است که با انتخاب‌های زیادی برای نقطه‌ی شروع، سیستم به A تکامل خواهد یافت. یک تراژکتوری سیستم دینامیک برای جاذب لزومی ندارد که هیچ شرط خاصی را ارضا کند جز آن‌که در جاذب باقی بماند. تراژکتوری می‌تواند تناوبی، آشوبی و یا از انواع دیگر باشد.

- تعریف ریاضی

فرض کنید $f(t, \cdot)$ تابعی است که دینامیک سیستم را بیان می‌کند. اگر s المانی از فضای فاز سیستم باشد، آنگاه s به‌طور کامل حالت سیستم را بیان می‌کند. یک جاذب زیرمجموعه‌ی A از فضای فاز است به‌طوری‌که:

A تحت f ثابت است، یعنی اگر s المانی از A باشد آنگاه $f(t, s)$ نیز برای تمام مقادیر t اینگونه است.

یک همسایگی از A به فرم $B(A)$ وجود دارد که بستر جذب A نامیده می‌شود به‌طوری‌که

$$B(A) = \{s \mid \text{for all neighborhoods } N \text{ of } A \text{ there is a } T \text{ so that for all } t > T f(t, s) \text{ in } N\}$$

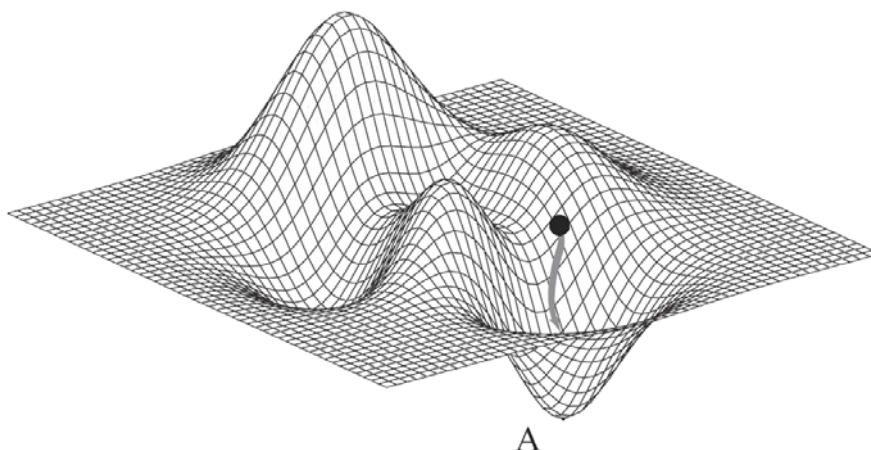
به بیان دیگر $B(A)$ مجموعه‌ی نقاطی است که نهایتاً به A ختم خواهد شد. هیچ زیرمجموعه‌ی دیگری از A که دو شرط فوق را داشته باشد وجود ندارد.

۱.۴.۲ گوناگونی جاذب‌ها

در مجموعه اصطلاحات تئوری سیستم‌های دینامیکی به آن کلاس از شبکه‌ها جاذب می‌گویند که فضای حالت این شبکه‌ها (برای مثال مکان چشم در انتگرال‌گیر عصبی) را می‌توان شامل مجموعه‌ای از نقاط دینامیکی «جذب‌کننده»^{۱۵} دانست. در ساده‌ترین حالت یک نقطه، A جاذب یک سیستم گفته می‌شود زمانی‌که سیستم در هر نقطه در همسایگی A در طی زمان به A نزدیک شود. مثال استاندارد حالتی است که توپی را در یک محوطه‌ی پر از تپه در نظر بگیریم، زمانی که فرورفتگی بزرگی در سطح وجود

¹⁵ attractive

داشته باشد توپ به سمت عمق تورفتگی یا بستر حرکت خواهد کرد. نقطه‌ای که در انتهای بستر/تورفتگی باشد را جاذب نقطه‌ای می‌گویند. (شکل ۱-۱ را ببینید).



شکل ۱-۱ جاذب نقطه‌ای A در یک فضای حالت دلخواه نشان داده شده است. نقطه‌ی سیاه موقعیت فعلی سیستم را نشان می‌دهد و فلش‌های خاکستری تراژکتوری‌های آینده‌ی برای رسیدن به نقطه‌ی A است [۱۲].

تعدادی تعمیم طبیعی برای حالت یک جاذب نقطه‌ای منفرد وجود دارد. اولاً، در یک فضای حالت می‌تواند بیشتر از یک جاذب وجود داشته باشد. اگر این جاذب‌ها را به روش خاصی منظم کنیم می‌توانیم انواع خاص دیگری از جاذب‌ها را بسازیم. برای مثال اگر نقاط را به صورت یک خط در فضای جاذب‌ها قرار دهیم، یک خط جاذب داریم که در آن هر نقطه یک نقطه‌ی جاذب پایدار است. بنابراین سیستم در هر نقطه‌ای از خط که سریع‌تر به آن برسد خواهد ایستاد (شکل ۱-۲ a را ببینید). این ساختار در واقع نمایشگر رفتار انتگرال‌گیر عصبی است، زمانی که انتگرال‌گیر به یک موقعیت مکانی چشمی از حالات ممکن موجود می‌رسد همان‌جا می‌ماند [۱۲]. باید توجه داشت که خط جاذب در مدل انتگرال‌گیر عصبی ایده‌آل نبوده و تقریبی است، به همین دلیل با گذشت زمان جابجا می‌شود. بدین ترتیب مدل شامل تعداد زیادی و نه بی‌نهایت، نقطه است که در طول یک خط در فضای حالت عصبی در کنار یکدیگر قرار گرفته‌اند (شکل ۱-۲ b را ببینید).