مقاله مورد نظر را به فارسی ترجمه می‌کنم:

کاربرد CNN کوانتومی برای طبقه‌بندی تصویر:

مطالعه مقایسه‌ای با CNN‌های کلاسیک

جوآنا پدرتی

موسسه فناوری نیویورک

jpedrett@nyit.edu

فوریه 2025

چکیده

این مطالعه به بررسی معیارهای عملکرد و مصالحه‌های محاسباتی شبکه‌های عصبی کانولوشنی (CNN) کلاسیک و کوانتومی در هنگام استفاده از تصاویر نویزدار به عنوان داده‌های آموزشی می‌پردازد. آزمایش‌ها به دنبال تعیین این موضوع هستند که آیا CNN‌های کوانتومی در مقایسه با همتایان کلاسیک خود در برابر داده‌های نویزدار مقاوم‌تر هستند یا خیر. طراحی آزمایش با ایجاد نویز گوسی مصنوعی روی مجموعه داده Fashion MNIST آغاز می‌شود، سپس دقت و سایر معیارهای عملکرد هر مدل دو بار مقایسه می‌شود: اول با مجموعه داده تمیز و سپس مجدداً زمانی که نویز با شدت بالا اضافه می‌شود. نتایج نشان می‌دهد که CNN‌های کوانتومی در برابر داده‌های نویزدار و محدود مقاوم‌تر هستند و تکنیک‌های یادگیری ماشین کوانتومی پتانسیل برابری یا حتی عملکرد بهتر از دقت آزمون مدل‌های کلاسیک را پس از حل محدودیت‌های محاسبات کوانتومی دارند.

کلمات کلیدی: CNN، یادگیری ماشین کوانتومی، QCNN، طبقه‌بندی تصویر، داده‌های نویزدار

1. مقدمه

کامپیوترهای کوانتومی هنوز در مراحل توسعه هستند، اما در برخی وظایف مزایای امیدوارکننده‌ای نسبت به کامپیوترهای کلاسیک نشان داده‌اند. توانایی اجرای اصول فیزیک کوانتومی مانند برهم‌نهی و درهم‌تنیدگی کوانتومی به کامپیوترهای کوانتومی اجازه می‌دهد تا پردازش موازی طبیعی انجام دهند و برای برخی الگوریتم‌ها سرعت قابل توجهی را فراهم کنند. اما این ماشین‌ها همیشه از روش‌های متداول بهتر عمل نمی‌کنند، به همین دلیل مطالعه مقایسه عملکرد بین کامپیوترهای کوانتومی و کلاسیک در وظایف مختلف مهم است. نقطه شروع خوب برای این مقایسه درک تفاوت‌های کلیدی بین محاسبات کوانتومی و کلاسیک است.

کامپیوترهای کلاسیک مانند آنچه در زندگی روزمره استفاده می‌کنیم با استفاده از "بیت‌ها" که مقدار باینری 0 یا 1 دارند کار می‌کنند. کامپیوترهای کوانتومی از بیت‌های کوانتومی یا "کیوبیت‌ها" برای انجام محاسبات استفاده می‌کنند و می‌توانند به دلیل برهم‌نهی مقدار 0، 1 یا هر دو 0 و 1 را همزمان داشته باشند. این برهم‌نهی یک اصل اساسی فیزیک کوانتومی است و به کامپیوترهای کوانتومی اجازه می‌دهد تا چندین محاسبه را همزمان با بررسی چندین ورودی/راه حل به طور همزمان انجام دهند. کیوبیت‌ها همچنین می‌توانند از درهم‌تنیدگی کوانتومی استفاده کنند: اگر دو کیوبیت درهم‌تنیده باشند، وضعیت یک کیوبیت هر زمان که تغییر کند مستقیماً بر دیگری تأثیر می‌گذارد. بین این دو اصل، کامپیوترهای کوانتومی قادر به انجام محاسبات موازی به طور طبیعی هستند در حالی که کامپیوترهای کلاسیک نیاز به چندین پردازنده یا تکنیک‌های چند رشته‌ای دارند. الگوریتم‌های کوانتومی با مدارها ایجاد می‌شوند، جایی که گیت‌های کوانتومی به کیوبیت‌ها اعمال می‌شوند تا آنها را چرخانده و حالت کوانتومی آنها را برای انجام محاسبات دستکاری کنند. برای شبکه‌های عصبی کانولوشنی (CNN)، جایی که CNN کلاسیک از لایه‌های کانولوشن و پولینگ استفاده می‌کند، یک CNN کوانتومی این لایه‌ها را با مدارهای کوانتومی پیاده‌سازی خواهد کرد. از گیت‌های کوانتومی پارامتری برای ساخت این مدارها استفاده می‌شود و پارامترها می‌توانند برای کمک به کمینه کردن تابع خطا برای مدل تنظیم شوند.

پس از درک قدرت بالقوه کامپیوترهای کوانتومی، مشخص است که مطالعه بهترین موارد استفاده برای محاسبات کوانتومی یک حوزه تحقیقاتی مهم است. یافتن وظایفی که در آن نسبت به روش‌های متداول برتری دارند، بینش ارزشمندی در مورد امکانات پیشرفت در آینده فراهم می‌کند. سایر کارها پتانسیل برتری الگوریتم کوانتومی نسبت به روش‌های کلاسیک را در وظایفی مانند بهینه‌سازی، رمزنگاری و شبیه‌سازی‌هایی که برای کامپیوترهای کلاسیک بسیار پیچیده هستند، اثبات کرده‌اند. برخی تحقیقات نیز برای بررسی کارایی CNN‌های کوانتومی در وظایف پردازش تصویر و تشخیص الگو انجام شده است و اگرچه برخی چالش‌ها وجود دارد، مزایای زیادی کشف شده است. برای شروع محاسبات، نقاط داده کلاسیک باید به کیوبیت‌ها کدگذاری شوند تا بتوانند به عنوان حالت‌های کوانتومی دیده شوند. این کدگذاری داده‌ها را به یک بعد بالاتر در فضای هیلبرت (جایی که کامپیوترهای کوانتومی می‌توانند به طور طبیعی عمل کنند) نگاشت می‌کند و به CNN‌های کوانتومی اجازه می‌دهد تا الگوهای پیچیده را در داده‌ها پیدا کنند. لایه کانولوشن در CNN‌های کوانتومی در تعیین الگوهای بین نقاط داده که ممکن است از طریق الگوریتم‌های کلاسیک قابل تشخیص نباشند، بسیار قوی است. مدار کانولوشن با جفت کردن جفت‌های کیوبیت از طریق چرخش و درهم‌تنیدگی کار می‌کند که داده‌های کدگذاری شده در هر کیوبیت را به شدت با هم مرتبط می‌کند. این به مدار اجازه می‌دهد تا فیلترهای بسیار پیچیده‌ای برای استخراج ویژگی ایجاد کند که برای کانولوشن کلاسیک به دلیل استفاده از درهم‌تنیدگی کوانتومی غیرممکن است. لایه پولینگ در CNN‌های کوانتومی برای کاهش پیچیدگی محاسباتی و هزینه مدار مهم است، با کاهش تعداد کیوبیت‌هایی که روی آنها گیت‌های کوانتومی را اعمال می‌کنیم. به عنوان مثال، اطلاعات روی دو کیوبیت می‌تواند در یک کیوبیت جمع شود در حالی که مهم‌ترین داده‌ها حفظ می‌شوند، و بنابراین ما فقط نیاز داریم عملیات گیت را روی یک کیوبیت باقی‌مانده در آینده انجام دهیم. این روش به طور موثر ابعاد مدار را نصف می‌کند و تعداد پارامترهایی که CNN کوانتومی نیاز به یادگیری دارد را کاهش می‌دهد، که اجازه بهبود سرعت و کارایی هزینه را می‌دهد. یک مزیت نهایی مدل‌های یادگیری ماشین کوانتومی توانایی یادگیری کارآمد از داده‌های آموزشی کوچک، پراکنده یا نویزدار است. مطالعات مرتبط نشان داده‌اند که مدل‌های مبتنی بر کوانتوم توانستند دقت آزمون مشابه یا بالاتری نسبت به مدل‌های کلاسیک با داده‌های آموزشی کمتر به دست آورند و احتمال بیش‌برازش کمتری داشتند. این دقت بالا در آزمایش‌هایی که داده‌های آموزشی برخی نقص‌ها را داشتند ادامه یافت و پتانسیل کامپیوترهای کوانتومی را برای مقاوم‌تر بودن در برابر داده‌های نویزدار نشان داد.

محققان دیگر معماری‌های مختلف CNN‌های کوانتومی و CNN‌های ترکیبی کوانتومی-کلاسیک را برای مشاهده مقایسه عملکرد در وظایف پردازش تصویر آزمایش کرده‌اند. هر مطالعه با چالش‌های مشابهی در طول تحقیقات خود مواجه شد که عمدتاً شامل محدودیت‌های سخت‌افزاری مدل‌های توسعه فعلی کامپیوترهای کوانتومی بود. یکی از بزرگترین چالش‌ها در حال حاضر میزان خطاهای احتمالی است که می‌تواند در طول محاسبات رخ دهد، به دلیل دشواری نگه داشتن کیوبیت‌ها در محیط پایدار. آنها نسبت به بسیاری از عوامل محیطی مانند دما و فرکانس‌هایی که می‌توانند بر حالت کوانتومی کیوبیت در طول محاسبات تأثیر بگذارند حساس هستند. حوزه‌های مطالعاتی اختصاص یافته به تصحیح خطای کوانتومی وجود دارد، اما در حال حاضر هنوز دشوار است که کیوبیت‌های بیشتری را به مدل‌های فعلی کامپیوترهای کوانتومی اضافه کنیم و بتوانیم همه کیوبیت‌ها را همزمان تصحیح خطا کنیم. کد می‌تواند به جای اجرا روی پردازنده‌های کوانتومی روی کامپیوترهای کلاسیک شبیه‌سازی شود تا از خطاها جلوگیری شود، اما شبیه‌سازی‌ها ممکن است زمان بسیار بیشتری برای اجرا نیاز داشته باشند. بنابراین بسیاری از مطالعات مرتبط در مقیاس‌پذیری صحیح آزمایش‌های خود روی کامپیوترهای کوانتومی مشکل داشته‌اند و تحقیقات آنها توسط تعداد کیوبیت‌های در دسترس فعلی برای محاسبات محدود شده است. اما صرف نظر از این محدودیت‌های سخت‌افزاری، مزایای زیادی در طول آزمایش‌ها مشاهده شده است و پتانسیل استفاده از کامپیوترهای کوانتومی برای وظایف یادگیری ماشین مشخص است. تقریباً در تمام مطالعات مرتبط، محققان زمان آموزش سریع‌تر، یادگیری مدل کارآمدتر، تنظیم ابرپارامتر بهبود یافته و همگرایی سریع به دقت آزمون بالاتر را در مقایسه با پیاده‌سازی‌های CNN کلاسیک برای همان وظیفه طبقه‌بندی تصویر مشاهده کرده‌اند.

در این مقاله، مدل‌های CNN کلاسیک با CNN‌های کوانتومی ساده مقایسه می‌شوند و معیارهای عملکرد برای هر پیاده‌سازی در طول دو وظیفه طبقه‌بندی محاسبه می‌شود. نویز گوسی به طور مصنوعی به مجموعه داده Fashion MNIST از TensorFlow اضافه می‌شود، جایی که یک اسکریپت اجازه تولید فساد در سطوح مختلف شدت را می‌دهد. همه مدل‌ها برای هر پیاده‌سازی دو بار اجرا می‌شوند، ابتدا با مجموعه داده تمیز و سپس دوباره با شدت بالای فساد روی داده‌ها. این امکان مقایسه بین توانایی اصلی هر مدل برای طبقه‌بندی دقیق تصاویر و تفاوت‌ها را زمانی که همان مدل با ورودی بسیار نویزدار مواجه می‌شود فراهم می‌کند. نسخه مقیاس شده کوچکتر تصاویر در مدل‌های CNN کوانتومی به دلیل محدودیت تعداد کیوبیت‌هایی که می‌توانند روی ماشین‌های کلاسیک شبیه‌سازی شوند استفاده می‌شود. یک پیاده‌سازی کلاسیک ویژگی‌ها را از تصاویر کامل 28×28 پیکسل استخراج می‌کند، در حالی که مدل‌های کوانتومی از تصاویر 4×4 پیکسل استفاده می‌کنند در حالی که هنوز مهم‌ترین شناسه‌ها را برای طبقه‌بندی حفظ می‌کنند. دو مدل کلاسیک اضافی نیز از همان تصاویر 4×4 پیکسل برای انجام مقایسه عادلانه استفاده می‌کنند. مدل‌های کوانتومی از طریق پردازنده‌های کلاسیک شبیه‌سازی می‌شوند و همه مدل‌ها با استفاده از GPU T4 در Google Colab اجرا می‌شوند.

نتایج این آزمایش‌های کد نوید آینده یادگیری ماشین کوانتومی را پس از تکمیل توسعه این کامپیوترها نشان می‌دهد. مدل CNN کوانتومی که طبقه‌بندی باینری انجام می‌دهد در هر دسته معیارهای عملکرد مشابه یا بالاتری نسبت به همتای کلاسیک خود به دست آورد. هنگامی که روی مجموعه داده تمیز آموزش داده شدند مدل‌ها به طور مشابه عمل کردند، اما وقتی مجموعه داده نویزدار معرفی شد، دقت آزمون مدل کوانتومی فقط 3٪ کاهش یافت در حالی که مدل کلاسیک 11٪ کاهش یافت. برای آزمایش دوم که طبقه‌بندی چند کلاسه انجام می‌دهد، باز هم هر دو مدل کوانتومی و کلاسیک در همه دسته‌های معیارهای عملکرد به طور مشابه عمل کردند. تأثیر داده‌های نویزدار باعث شد دقت آزمون CNN کوانتومی 9٪ و CNN کلاسیک 13٪ کاهش یابد. پس از حل بسیاری از محدودیت‌های محاسبات کوانتومی، احتمال قوی وجود دارد که کار آینده روی مدل‌های کوانتومی پیچیده‌تر عملکرد حتی بهتری را نشان دهد.

2. کارهای مرتبط

این بخش به بررسی مطالعاتی می‌پردازد که عملکرد شبکه‌های عصبی کانولوشنی کلاسیک و کوانتومی را در موقعیت‌های مختلف طبقه‌بندی تصویر بررسی می‌کنند. این مدل‌های یادگیری ماشین در زمینه‌های مختلف برای وظایف متنوعی استفاده می‌شوند و هر کدام مزایا و معایب خود را دارند. برخی مشکلات مشترک در تمام مطالعات وجود دارد که به ما اجازه می‌دهد عوامل مهم را در مقایسه عملکرد تعیین کنیم. به عنوان مثال، مشکلاتی که در طول آموزش مدل رخ می‌دهد تأثیر مستقیمی بر دقت وظیفه طبقه‌بندی در طول آزمایش خواهد داشت. بررسی این کارهای مرتبط مبنایی برای عواملی که در این مطالعه و آزمایش‌ها در نظر گرفته می‌شوند فراهم می‌کند.

2.1 CNN کلاسیک (CCNN)

CNN‌های کلاسیک قبلاً ثابت کرده‌اند که حوزه یادگیری ماشین را به طور اساسی پیشرفت داده‌اند، به ویژه در توانایی آنها برای استخراج خودکار ویژگی و تشخیص الگوی کارآمد. بسیاری از مطالعات بهبود در معماری‌های CNN، تکنیک‌های بهینه‌سازی و روش‌های یادگیری عمیق CNN را بررسی کرده‌اند که همه به بهبود مداوم دقت و کارایی این مدل‌ها کمک می‌کنند. اما محدودیت‌های زیادی نیز وجود دارد که از طریق تحقیقات بررسی می‌شوند، جایی که روش‌های جدید به دنبال جلوگیری از مشکلاتی مانند بیش‌برازش هستند. بیش‌برازش ممکن است در صورتی که آموزش یک مدل در نقطه خاصی متوقف نشود رخ دهد و مدل بیش از حد به داده‌های آموزشی عادت کند اما قادر به پیش‌بینی دقیق داده‌های جدیدی که با آن مواجه می‌شود نباشد. به خصوص با تصاویر ورودی نویزدار، مدل ممکن است بر اساس نویز یاد بگیرد و فقط به ورودی‌های نویزدار بیش‌برازش شود. از طرف دیگر، مدل‌های CNN می‌توانند کم‌برازش نیز داشته باشند (به اندازه کافی یاد نگیرند) در حالی که تصاویر آموزشی ضعیف حاشیه‌نویسی شده دارند که فاقد اطلاعات در مورد یافتن شیء در عکس هستند. مجموعه داده‌های محدود یا پراکنده نیز می‌توانند باعث کم‌برازش شوند، اما این را می‌توان با استفاده از روش‌های افزایش داده برای افزایش مصنوعی مقدار داده‌های آموزشی جبران کرد. یک مسئله نهایی برای بحث مواردی مانند مشکل گرادیان ناپدید شونده است که با اضافه شدن لایه‌های پنهان زیاد در معماری، به خصوص در یادگیری عمیق رخ می‌دهد. همانطور که ابعاد ویژگی پس از هر لایه CCNN کوچک می‌شوند، وزن‌ها شروع به کوچک شدن می‌کنند و آنقدر کم می‌شوند که مدل دیگر یاد نمی‌گیرد. بدون معماری‌های خاص و تکنیک‌های بهینه‌سازی خاص، مشکلاتی مانند این ممکن است به شدت بر دقت یک مدل CCNN تأثیر بگذارند.

در حالی که ممکن است معایبی برای CCNN‌ها وجود داشته باشد، آنها ثابت کرده‌اند که برای صرفه‌جویی در زمان در وظایفی که معمولاً به صورت دستی توسط انسان‌ها یا سایر مدل‌های یادگیری ماشین انجام می‌شود مناسب هستند. در حالی که از سایر مدل‌های یادگیری ماشین استفاده می‌شود، استخراج ویژگی دستی گاهی اوقات به دلیل وجود اشیاء دیگر در پس‌زمینه تصاویر یا اثرات نور/باران/آب و هوای دیگر دشوار است. اما ماژول استخراج ویژگی خودکار در CCNN‌ها نتایج بسیار مطلوبی نسبت به سایر روش‌های یادگیری ماشین دارد. برای اینکه یک مدل CNN سریع‌تر یاد بگیرد، ممکن است روشی به نام یادگیری انتقالی پیاده‌سازی شود. این به محققان اجازه می‌دهد از وزن‌های از پیش آموزش دیده روی مدل خود استفاده کنند و مزیت قوی در یادگیری روی مجموعه داده جدید به دلیل دانش مدل از مجموعه داده قبلاً آموزش دیده فراهم می‌کند. یادگیری انتقالی برای آموزش سریع‌تر، بهبود دقت و همگرایی سریع‌تر به مقادیر بهینه ابرپارامتر بسیار مفید است. اما بسته به پیچیدگی مجموعه داده، ممکن است چندین هزار ابرپارامتر برای بهینه‌سازی وجود داشته باشد! نشان داده شده است که استفاده از روش‌های ارزیابی اهمیت ابرپارامتر روی یک مدل CCNN می‌تواند به محققان کمک کند تا در طول تنظیم در زمان صرفه‌جویی کنند و فقط روی پارامترهایی که بیشترین تأثیر را بر مدل دارند تمرکز کنند.

به طور خلاصه، محدودیت‌های احتمالی زیادی برای CCNN‌ها وجود دارد مانند بیش‌برازش یا کم‌برازش بر اساس کیفیت مجموعه داده آموزشی، نداشتن معماری یا بهینه‌ساز مناسب برای مدل و محدودیت‌های زمانی در تنظیم ابرپارامترها. بسیاری از محققان در طول سال‌ها روش‌های جدیدی را برای بهبود دقت، کارایی و سرعت CCNN‌ها مطالعه و ایجاد کرده‌اند. در حال حاضر مدل‌های بسیار خوبی از CCNN‌ها و CNN‌های یادگیری عمیق وجود دارد که به ما در انجام وظایف در زمینه‌های مختلف کمک می‌کنند.

2.2 CNN کوانتومی (QCNN)

در مقایسه با CCNN‌ها، QCNN‌ها از مدارهای کوانتومی برای ایجاد ماژول‌های استخراج ویژگی/پولینگ و مدل‌های طبقه‌بندی استفاده می‌کنند. QCNN‌های ترکیبی (HQCNN) ممکن است از ترکیب‌های مختلف ویژگی‌های کلاسیک/کوانتومی استفاده کنند، مانند لایه‌های کانولوشن و پولینگ کوانتومی اما MLP کلاسیک برای طبقه‌بندی، یا برعکس. این مدل‌ها ممکن است از طریق شبیه‌سازی روی کامپیوترهای کلاسیک آزمایش شوند یا روی کامپیوترهای کوانتومی واقعی از طریق ابر اجرا شوند. در شبیه‌سازی‌ها ممکن است دقت بالاتری در طول آموزش و آزمایش دریافت کنیم، به این دلیل که شبیه‌سازی‌ها ممکن است نویز و خطاهای دنیای واقعی که روی کامپیوترهای کوانتومی واقعی رخ می‌دهد را شامل نشوند. مقایسه بین نتایج شبیه‌سازی شده و نتایج پردازنده کوانتومی واقعی را می‌توان دید، جایی که مدل QCNN آنها در طول شبیه‌سازی به دقت آزمون 99٪ و فقط 63٪ دقت آزمون هنگام اجرا روی دستگاه‌های IBM Quantum از طریق ابر دست یافت. مشکل دیگر با وضعیت فعلی مدل‌های کوانتومی این است که تعداد محدودی کیوبیت در سخت‌افزار کامپیوترهای کوانتومی در حال توسعه وجود دارد. برای حفظ سخت‌افزار بدون خطا و بدون نویز، محققان کوچک شروع کرده‌اند و در حال ساخت برای اضافه کردن کیوبیت‌های بیشتر هستند. بنابراین توانایی فعلی برنامه‌نویسی مدارهای کوانتومی بر اساس تعداد کیوبیت‌های موجود در طول آزمایش محدود است، بسته به اینکه آیا آزمایش شبیه‌سازی شده است یا از طریق ابر اجرا می‌شود و کدام پردازنده کوانتومی را از طریق ابر انتخاب می‌کنند. برای مجموعه داده‌های کوچکتر، مانند مجموعه داده Iris، الگوریتم‌ها می‌توانند با استفاده از یک مدار 4 کیوبیتی با کدگذاری یک ویژگی در هر کیوبیت به خوبی کار کنند. اما در بسیاری از وظایف طبقه‌بندی دیگر، محققان به دلیل تعداد کیوبیت‌های در دسترس در تعریف صحیح مدارهای کوانتومی خود مشکل داشتند. برخی راه حل‌های موقت شامل کاهش مقیاس اندازه تصاویر ورودی یا اضافه کردن عمق مدار ثابت صرف نظر از تعداد کیوبیت‌ها است. اما همانطور که توسعه کامپیوترهای کوانتومی پیشرفت می‌کند و کیوبیت‌های بیشتری برای استفاده در دسترس قرار می‌گیرد، ما آزمایش‌هایی را خواهیم دید که قادر به داشتن مدارهای بسیار بزرگتر و پردازش مجموعه داده‌های حتی پیچیده‌تر هستند.

اگرچه این محدودیت‌ها در حال حاضر وجود دارد، ما همچنان قادر به مشاهده مزایای مختلفی از استفاده از CNN‌های کوانتومی و ترکیبی کوانتومی-کلاسیک برای وظایف طبقه‌بندی تصویر و تشخیص الگو هستیم. به عنوان مثال، کامپیوترهای کوانتومی در پردازش داده‌های پیچیده با ابعاد بالا بسیار کارآمد هستند. توانایی آنها در دستکاری کیوبیت‌ها در فضای هیلبرت امکان آزمایش هر دو مقدار حقیقی و مجازی برای هر ویژگی را فراهم می‌کند، "که پتانسیل دو برابر کردن تعداد پارامترهای قابل آموزش با همان نیازهای اندازه نمونه را دارد". با استفاده از مدارهای کوانتومی پارامتری، جایی که گیت‌ها از پارامترهای اعداد حقیقی همراه با ماتریس‌های یکانی تشکیل شده‌اند، ما همچنین می‌توانیم از بهینه‌سازهای کلاسیک روی (ابر)پارامترها استفاده کنیم. اگرچه کامپیوترهای کوانتومی به دلیل موازی‌سازی طبیعی خود در وظایف بهینه‌سازی بسیار کارآمد هستند، استفاده از روش‌های بهینه‌سازی کلاسیک می‌تواند برای کاهش هزینه منابع مفید باشد. این مزیت در تنظیم پارامتر فرآیند آموزش را سرعت می‌بخشد، اما مدل‌های یادگیری ماشین کوانتومی همچنین ثابت کرده‌اند که از داده‌های محدود/کمیاب به طور دقیق‌تری آموزش می‌بینند.

محققان یک QCNN را برای جستجوی رخدادهای نادر در یک مجموعه داده آموزش دادند. همراه با برخی برچسب‌های واقعی رخدادهای نادر، محققان برهم‌نهی برچسب‌های شناخته شده را به داده‌های آموزشی خود اضافه کردند، که روی یک CNN کلاسیک که نمی‌تواند برهم‌نهی را در نظر بگیرد امکان‌پذیر نبود. اگرچه تعداد برچسب‌ها برای این رخدادها کم بود، مدل QCNN همچنان توانست به سرعت و با دقت یاد بگیرد. شواهد نشان داده است که QCNN‌ها می‌توانند روی مجموعه داده‌های پیچیده نیز کارآمدتر یاد بگیرند. به دلیل گیت‌های درهم‌تنیده در مدارهای استخراج ویژگی، QCNN‌ها می‌توانند فیلترهای (هسته‌های) بسیار پیچیده‌ای تولید کنند که برای CCNN‌ها غیرممکن است. این اجازه استخراج اطلاعات و الگوهایی را می‌دهد که CCNN‌ها ممکن است از دست بدهند. همچنین QCNN‌ها را در برابر تصاویر ورودی نویزدار مقاوم‌تر می‌کند و احتمال بیش‌برازش روی داده‌های آموزشی را کاهش می‌دهد. یادگیری انتقالی نیز می‌تواند بین مدل‌های QCNN برای مجموعه داده‌های مشابه استفاده شود که می‌تواند دقت و سرعت را در طول آموزش بیشتر افزایش دهد.

به طور خلاصه، برخی از مزایای اصلی مشاهده شده در مقالات مختلف شامل زمان آموزش سریع‌تر، تنظیم ابرپارامتر بهتر، دقت آزمون بالاتر/توانایی جلوگیری از بیش‌برازش و همگرایی سریع‌تر به راه حل‌های بهینه است. هنوز مشکلات زیادی با سخت‌افزار محاسبات کوانتومی وجود دارد که محققان باید بر آنها غلبه کنند تا بتوانیم این ماشین‌ها را در پتانسیل کامل خود ببینیم.

2.3 کاربردها

هر یک از مطالعات فوق از قدرت شبکه‌های عصبی کانولوشنی برای انجام وظایف پردازش تصویر و طبقه‌بندی تصاویر استفاده می‌کنند. این فناوری به ویژه در مواردی که نیاز به استخراج ویژگی خودکار برای صرفه‌جویی در زمان یافتن نتایج است مفید است. CCNN‌ها در حال حاضر برای این خودکارسازی بسیار مفید هستند، اما QCNN‌ها در تلاش هستند تا این فرآیند را حتی کارآمدتر و صرفه‌جویی در زمان کنند. چندین مقاله شامل استفاده از QCNN‌ها برای وظایف طبقه‌بندی تصویربرداری پزشکی است. این به این دلیل است که داده‌های تصویربرداری پزشکی معمولاً دارای ویژگی‌های با ابعاد بالا هستند و می‌توانند بسیار نویزدار باشند (به عنوان مثال اگر بیمار در حین اسکن در حال حرکت باشد). پیشرفت‌های یادگیری ماشین کوانتومی به مدل‌ها اجازه می‌دهد از داده‌های کمتر بیشتر یاد بگیرند، در برابر ورودی‌های نویزدار مقاوم‌تر باشند و احتمال بیش‌برازش کمتری داشته باشند و الگوها/روابط پیچیده بین چندین ویژگی را پیدا کنند؛ همانطور که در بخش قبلی بیان شد. بنابراین، محاسبات کوانتومی ممکن است انتخابی مناسب در مواردی مانند تشخیص پزشکی باشد. همچنین برای موقعیت‌های حساس به زمان بسیار مفید است، مانند تشخیص بیماری‌ها در محصولات کشاورزی، مواد غذایی، حیوانات، انسان‌ها و حتی پیش‌بینی پیشرفت تدریجی بیماری‌ها. استفاده از CCNN‌ها در حال حاضر در این زمینه‌ها مفید است، اما نوید پیشرفت بیشتر با کامپیوترهای کوانتومی کاملاً توسعه یافته که از مدل‌های QCNN استفاده می‌کنند وجود دارد. QCNN‌ها همچنین در هر مطالعه نشان داده شده در بخش 3.2 دقت آزمون بالاتری داشتند که اکثر آنها در تعداد دوره‌های کمتری نسبت به همتایان کلاسیک خود رخ داد. وقتی آزمایش مدل همگرایی سریع به دقت بالا را نشان می‌دهد، نشان می‌دهد که مدل به طور کارآمد ویژگی‌های مجموعه داده را در عین حال که تعمیم بهینه به داده‌های دیده نشده را تضمین می‌کند، استخراج کرده است. این تعمیم در نتایج همه مدل‌های یادگیری ماشین بسیار مهم است، زیرا به مدل اجازه می‌دهد برای کاربردهای دنیای واقعی که ممکن است توزیع‌های بسیار متفاوتی در داده نسبت به نمونه آموزشی داشته باشند استفاده شود. برخی مدل‌های QCNN حتی قادر بودند با همان کارایی از داده‌های آموزشی محدود/پراکنده یاد بگیرند. بسیاری از مدل‌های CCNN در این شرایط مشکل داشتند، بنابراین محاسبات کوانتومی باز هم مزایای امیدوارکننده‌ای را نشان می‌دهد.

جدا از طبقه‌بندی تصویر، توانایی‌های قوی تشخیص الگوی QCNN‌ها می‌تواند برای وظایفی مانند تشخیص فاز کوانتومی و تصحیح خطای کوانتومی استفاده شود. اینها کاربردهای پیچیده QCNN هستند که در سایر کارهای مرتبط به اندازه وظایف طبقه‌بندی تصویر بررسی نشده‌اند. با این حال، این کاربردها پتانسیل بسیار امیدوارکننده‌ای برای حل مسائل با ماهیت کوانتومی نشان می‌دهند که تکنیک‌های یادگیری ماشین کلاسیک در اجرای آنها مشکل یا غیرممکن خواهند داشت. تحقیقات مرتبط توانسته‌اند شواهدی ارائه دهند که مدل‌های QCNN می‌توانند از بیش‌برازش جلوگیری کنند و یادگیری بهبود یافته‌ای حتی از مجموعه داده‌های کوچک داشته باشند. مدار QCNN فقط برای تشخیص فازهای کوانتومی یک بعدی ایجاد شد، اما مدل می‌تواند به راحتی به دلیل قابلیت‌های تعمیم بالای کامپیوترهای کوانتومی در ابعاد بالاتر تشخیص دهد. مدل تصحیح خطای کوانتومی نیز در مقایسه با سایر روش‌های تصحیح خطای شناخته شده پتانسیل بالایی نشان داد و هر بار که روش QCNN آزمایش شد نرخ خطای مشابه یا کاهش یافته مشاهده شد. این کاربردها نشان می‌دهند که QCNN‌ها می‌توانند مزایای امیدوارکننده‌ای در وظایف مختلف به جز فقط طبقه‌بندی تصویر داشته باشند.

3. تعریف مسئله

در مقایسه با سایر کارهای با موضوع مشابه، این مطالعه به دنبال تعیین تفاوت‌های عملکرد خاص بین پیاده‌سازی‌های CNN کلاسیک و کوانتومی برای یک وظیفه طبقه‌بندی با تصاویر ورودی نویزدار یا "فاسد" است. در تئوری (و مشاهده شده در برخی کارهای مرتبط)، کامپیوترهای کوانتومی ممکن است در برابر تصاویر نویزدار، محدود یا با حاشیه‌نویسی ضعیف مقاوم‌تر باشند و همچنان می‌توانند دقت طبقه‌بندی بالایی را علیرغم نقص‌ها نشان دهند. در سایر کارها روی CNN‌های کلاسیک، بسیاری از محققان متوجه شدند که مدل‌های آنها در شرایطی که تصاویر ورودی سطحی از نویز، پراکندگی یا خطاهای قطعه‌بندی داشتند با مشکل مواجه شدند. جدا از آن محدودیت‌ها، CNN‌های کلاسیک برای اکثر وظایف طبقه‌بندی تصویر عملکرد بسیار خوبی دارند، بنابراین سؤالی مطرح می‌شود تا مشخص شود که آیا QCNN‌ها می‌توانند پتانسیلاً یک مزیت کوانتومی هنگام برخورد با داده‌های نویزدار نشان دهند یا خیر.

بسیاری از کارهای مرتبط از مجموعه داده‌های MNIST به عنوان اثبات مفهوم برای عملکرد و کارایی QCNN استفاده کرده‌اند، بنابراین این مطالعه به طور خاص روی نسخه‌های فاسد شده این تصاویر ورودی تمرکز می‌کند. هدف بررسی این است که آیا QCNN‌ها واقعاً در مقایسه با CNN‌های کلاسیک در برابر نویز مقاوم‌تر هستند، در حالی که همچنین دقت طبقه‌بندی اصلی بین دو مدل با استفاده از تصاویر بدون نویز را مقایسه می‌کند. این برای نشان دادن اعتبار مدل‌های اصلی قبل از اضافه کردن ورودی‌های نویزدار است، تا اطمینان حاصل شود که هر مشکلی که پس از ایجاد نویز شدید رخ می‌دهد در واقع به دلیل نویز است و نه خود مدل. انتخاب اضافه کردن نویز گوسی به تصاویر ورودی برای شبیه‌سازی فسادی است که ممکن است در داده‌های دنیای واقعی مانند اسکن‌های پزشکی یا تصاویر ماهواره‌ای رخ دهد. با تمرکز بر نویز ورودی واقع‌گرایانه، این مطالعه به تحقیق در یافتن مدل‌های یادگیری ماشین قابل اعتماد برای وظایف عملی کمک می‌کند.

سه سؤال تحقیقاتی اصلی این مطالعه را هدایت می‌کند. اول، دقت طبقه‌بندی CNN‌های کلاسیک و کوانتومی چگونه تحت تأثیر تولید نویز گوسی روی داده‌های آموزشی آنها قرار می‌گیرد؟ هر دو مدل CNN قبلاً توسط سایر محققان ثابت شده‌اند که به خوبی کار می‌کنند، اما مهم است که ببینیم نویز واقعاً چگونه بر مدل‌ها تأثیر می‌گذارد. این مربوط به سؤال دوم است، اینکه آیا QCNN‌ها افزایش مقاومت در برابر ورودی‌های نویزدار در مقایسه با CNN‌های کلاسیک نشان می‌دهند یا خیر. بسیاری از مطالعات پیشنهاد کرده‌اند که کامپیوترهای کوانتومی تحمل بالایی نسبت به نویز یا نقص‌ها در داده‌های ورودی دارند، بنابراین تلاش برای اثبات تجربی این مورد بینشی در مورد استفاده‌های بالقوه محاسبات کوانتومی فراهم می‌کند. در نهایت، این مطالعه مصالحه‌هایی را که هنگام استفاده از کامپیوترهای کلاسیک در مقابل کوانتومی برای وظایف کانولوشن رخ می‌دهد بررسی می‌کند. مزایا و معایبی برای هر معماری مدل وجود دارد و کشف تفاوت‌هایی که در طول این آزمایش‌ها رخ می‌دهد به تعیین اینکه آیا استفاده از این معماری‌ها برای کاربردهای دنیای واقعی عملی است کمک خواهد کرد.

4. رویکرد

در این مقاله یک معماری CNN کلاسیک با سه بلوک کانولوشنی با یک QCNN ساده پیاده‌سازی شده با 16 کیوبیت مقایسه می‌شود. هر دو مدل با همان مجموعه داده آزمایش می‌شوند، به طور خاص مجموعه داده Fashion MNIST از TensorFlow Keras Datasets. این مجموعه داده شامل 10 کلاس از تصاویر خاکستری 28×28 است، با 60,000 نمونه آموزشی و 10,000 نمونه آزمایشی. برای پیاده‌سازی QCNN، تصاویر به دلیل محدودیت تعداد کیوبیت‌هایی که می‌توانند در زمان معقول شبیه‌سازی شوند به 4×4 پیکسل کاهش یافتند. همه 10 کلاس برای هر دو مدل در طول وظایف طبقه‌بندی چند کلاسه مربوطه استفاده شدند. یک مجموعه داده با این ساختار انتخاب شد زیرا اندازه تصویر و کانال خاکستری تک رنگ است. از آنجا که تصاویر از قبل دارای وضوح پایین هستند، کاهش مقیاس آنها به 4×4 پیکسل در مقایسه با تصاویر با وضوح بالاتر اطلاعات کمتری را از دست خواهد داد. تصاویر خاکستری همچنین کدگذاری آسان به کیوبیت‌ها در مدل QCNN را بدون نیاز به پیاده‌سازی کیوبیت‌های اضافی برای مدیریت کانال‌های RGB اضافی امکان‌پذیر می‌کنند. علاوه بر این، نویز گوسی مصنوعی به مجموعه داده اضافه شد و هر مدل برای تعیین تفاوت‌های عملکرد خاص بین ورودی‌های تمیز و نویزدار آزمایش می‌شود. هر دو معماری CCNN و QCNN از طریق تابعی تعریف می‌شوند که به طور جداگانه برای ایجاد مدل‌های تمیز و نویزدار فراخوانی می‌شود تا از هرگونه یادگیری انتقالی ضمنی که می‌تواند با اجرای یک مدل دو بار در یک فایل کد رخ دهد جلوگیری شود. این اجازه می‌دهد یک مدل جدید تلاش کند روی داده‌های نویزدار بدون هیچ دانش قبلی از تصاویر در مجموعه داده آموزش ببیند. ابتدا هر مدل با داده‌های تمیز اجرا می‌شود تا اعتبار مدل قبل از اضافه کردن نویز تضمین شود، و سپس دوباره با نسخه نویزدار مجموعه داده برای مقایسه عملکرد اجرا می‌شوند. اگر مشکلاتی مانند کم‌برازش یا بیش‌برازش در طول آزمایش‌ها با داده‌های تمیز وجود داشته باشد، این نشان می‌دهد که یک مشکل اساسی با مدل وجود دارد و نویز به تنهایی بر دقت تأثیر نمی‌گذارد. اگر مدل‌ها قادر به طبقه‌بندی تصاویر با دقت مناسب قبل از اضافه شدن فساد باشند، ما قادر خواهیم بود تأثیر چنین نویزی را بر یک مدل قوی و دقت طبقه‌بندی آن مشاهده کنیم.

4.1 فساد مجموعه داده

مجموعه تصاویر Fashion MNIST به طور مصنوعی توسط اسکریپتی که نویز گوسی را روی یک تصویر با انتخاب شدت نویز متغیر ایجاد می‌کند فاسد می‌شوند. نویز گوسی به عنوان روش فساد انتخاب شد زیرا اجازه می‌دهد اختلالات به طور یکنواخت در سراسر هر تصویر توزیع شوند. برای هر دو مدل CCNN و QCNN، تصاویر ابتدا پیش‌پردازش می‌شوند که شامل مقیاس‌بندی تصاویر به اندازه مورد نظر و نرمال‌سازی مقادیر پیکسل است. سپس تابعی برای اضافه کردن فساد تعریف می‌شود، جایی که مقدار میانگین روی 0 تنظیم می‌شود و انحراف معیار توسط شدت نویز انتخاب شده در پارامترهای تابع تعیین می‌شود. یک آرایه از نویز گوسی در همان شکل آرایه تصویر ورودی تولید می‌شود و سپس با تغییر مقادیر پیکسل ورودی با سطح شدت انتخاب شده اعمال می‌شود. مقادیر پیکسل تغییر یافته همچنین محدود می‌شوند تا اطمینان حاصل شود که در محدوده نرمال‌سازی اصلی از مرحله پیش‌پردازش باقی می‌مانند.

4.2 معماری‌های مدل

بخش‌های زیر طراحی و معماری تمام مدل‌های CNN کلاسیک و کوانتومی استفاده شده در این آزمایش‌ها را توضیح می‌دهد. همانطور که قبلاً گفته شد، چندین مدل برای استفاده از تصاویر کامل 28×28 یا نسخه مقیاس کوچک شده 4×4 برای انجام وظایف طبقه‌بندی چند کلاسه یا باینری ایجاد شده‌اند. صرف نظر از اندازه تصویر، تمام داده‌ها برای دستیابی به مقادیر پیکسل بین 0 و 1 نرمال می‌شوند. هر مدل طی 10 دوره آموزش می‌بیند و از اندازه دسته 128 (برای مدل کلاسیک اندازه کامل و مدل‌های طبقه‌بندی باینری 4×4) یا 32 (برای مدل‌های طبقه‌بندی چند کلاسه 4×4 با استفاده از زیرمجموعه‌های داده) استفاده می‌کند. وقتی زیرمجموعه‌ها گرفته می‌شوند، نسبت 6:1 آموزش به آزمون اصلی مجموعه داده ثابت می‌ماند. همه مدل‌ها از بهینه‌ساز Adam برای نرخ‌های یادگیری تطبیقی و توابع خطای Sparse Categorical Cross Entropy (برای وظایف چند کلاسه) یا Binary Cross Entropy (برای وظایف باینری) استفاده می‌کنند. همه مدل‌ها با همان معیارهای عملکرد مقایسه می‌شوند، ابتدا با رسم نمودار دقت‌های آموزش و اعتبارسنجی و سپس محاسبه بیشتر Precision، Recall و امتیاز F-1. تمام کدها برای هر مدل روی GPU T4 از Google Colab کامپایل و اجرا شدند. وقتی هر مدل دو بار آزمایش می‌شود (داده‌های تمیز در مقابل نویزدار) هیچ تغییری در هیچ یک از مدل‌ها بین دو آزمایش انجام نمی‌شود.

4.2.1 طبقه‌بندی چند کلاسه، تصاویر 28×28

اولین مدل CNN کلاسیک ایجاد شده برای این آزمایش‌ها تصاویر خاکستری تک کاناله 28×28، داده‌های اندازه کامل برای Fashion MNIST را می‌پذیرد. سه بلوک کانولوشنی وجود دارد، اولی شامل 32 فیلتر 3×3 با فعال‌سازی ReLU به دنبال نرمال‌سازی دسته‌ای، max pooling با فیلتر 2×2 و گام 2، و یک لایه dropout (50%) برای کمک به جلوگیری از بیش‌برازش است. بلوک‌های دوم و سوم هر کدام 64 فیلتر 3×3 با فعال‌سازی ReLU و نرمال‌سازی دسته‌ای برای افزودن ثبات اضافی و تلاش برای بهبود عملکرد دارند. لایه کاملاً متصل با مسطح کردن برای انتقال از لایه‌های کانولوشنی به لایه‌های متراکم شروع می‌شود. یک لایه متراکم 128 نورونی و فعال‌سازی ReLU وجود دارد، به دنبال آن یک لایه dropout برای تنظیم و در نهایت یک لایه متراکم 10 نورونی با فعال‌سازی softmax برای خروجی طبقه‌بندی چند کلاسه. یک مدل مشابه را می‌توان دید که برای انجام وظایف طبقه‌بندی روی مجموعه داده‌های MNIST نیز استفاده شده است. معماری این مدل برای وظیفه و مجموعه داده داده شده مناسب به نظر می‌رسد و معماری‌های مشابه به طور گسترده برای مجموعه داده‌های خاکستری استفاده می‌شوند. یک مدل یادگیری عمیق برای این آزمایش به دلیل سادگی مجموعه داده انتخاب نشد تا از مشکلاتی مانند بیش‌برازش با مدلی که برای داده‌های داده شده بیش از حد پیچیده است جلوگیری شود. در محدوده این مقاله، هیچ مدل QCNN که مستقیماً با این مدل CCNN مقایسه شود وجود ندارد. برای کدگذاری هر پیکسل از یک تصویر تک کاناله 28×28 به کیوبیت‌ها، با استفاده از روش کدگذاری پیاده‌سازی شده در این مقاله به (28\*28\*1) = 784 کیوبیت نیاز خواهد بود. این خارج از تعداد فعلی کیوبیت‌هایی است که می‌توانند روی پردازنده‌های کلاسیک شبیه‌سازی شوند، بنابراین مدل‌های CCNN اضافی برای داشتن مقایسه عادلانه‌تر با مدل‌های QCNN ایجاد می‌شوند.

4.2.2 طبقه‌بندی چند کلاسه، تصاویر 4×4

برای مقایسه مستقیم‌تر بین CCNN و QCNN، دو مدل کلاسیک اضافی با همان تصاویر 4×4 که در مدل‌های کوانتومی استفاده می‌شود ایجاد شدند. اولین مدل CCNN برای تصاویر 4×4 از یک معماری ساده‌تر با دو بلوک کانولوشنی استفاده می‌کند. بلوک اول شامل 32 فیلتر 2×2 با فعال‌سازی ReLU و نرمال‌سازی دسته‌ای است. بلوک دوم 64 فیلتر 2×2 با همان فعال‌سازی و نرمال‌سازی دارد. لایه کاملاً متصل با مسطح کردن شروع می‌شود، به دنبال آن یک لایه متراکم 128 نورونی و فعال‌سازی ReLU، یک لایه dropout و در نهایت یک لایه متراکم 10 نورونی با فعال‌سازی softmax برای خروجی طبقه‌بندی چند کلاسه.

مدل QCNN از معماری مشابهی با کانولوشن‌های کوانتومی و لایه‌های پولینگ استفاده می‌کند. برای کدگذاری تصاویر 4×4 به کیوبیت‌ها، (4\*4\*1) = 16 کیوبیت مورد نیاز است که می‌تواند روی پردازنده‌های کلاسیک شبیه‌سازی شود. مدار کوانتومی شامل دو بلوک کانولوشنی است که هر کدام از گیت‌های کوانتومی پارامتری برای اعمال عملیات‌های کانولوشن استفاده می‌کنند. بلوک اول 32 فیلتر و بلوک دوم 64 فیلتر دارد که مشابه معماری CCNN است. پس از هر بلوک کانولوشنی، یک لایه پولینگ کوانتومی برای کاهش ابعاد استفاده می‌شود. خروجی نهایی به یک بردار کلاسیک تبدیل می‌شود و از طریق یک لایه متراکم با 10 نورون و فعال‌سازی softmax برای طبقه‌بندی چند کلاسه عبور می‌کند.

4.2.3 طبقه‌بندی باینری، تصاویر 4×4

برای آزمایش دوم، هر دو مدل CCNN و QCNN برای انجام طبقه‌بندی باینری بین دو کلاس از مجموعه داده Fashion MNIST تنظیم شدند. معماری‌های مشابه با مدل‌های طبقه‌بندی چند کلاسه 4×4 استفاده می‌شود، با تنها تغییر در لایه خروجی نهایی که اکنون یک نورون منفرد با فعال‌سازی sigmoid برای طبقه‌بندی باینری است. مدل CCNN همان دو بلوک کانولوشنی با 32 و 64 فیلتر 2×2 را حفظ می‌کند. مدل QCNN نیز همان معماری را با دو بلوک کانولوشن کوانتومی و پولینگ حفظ می‌کند، اما خروجی نهایی به جای 10 کلاس به یک طبقه‌بندی باینری تبدیل می‌شود.

4.3 معیارهای ارزیابی

برای ارزیابی عملکرد مدل‌ها، چندین معیار استاندارد استفاده می‌شود:

1. دقت آموزش و اعتبارسنجی: این معیارها در طول آموزش برای نظارت بر پیشرفت مدل و تشخیص مشکلات احتمالی مانند بیش‌برازش ثبت می‌شوند.

2. ماتریس درهم‌ریختگی: برای هر مدل محاسبه می‌شود تا نمای دقیق‌تری از عملکرد طبقه‌بندی ارائه دهد.

3. Precision، Recall و امتیاز F1: این معیارها برای ارزیابی جامع‌تر عملکرد مدل محاسبه می‌شوند.

4. زمان آموزش: زمان مورد نیاز برای آموزش هر مدل ثبت می‌شود تا کارایی محاسباتی مقایسه شود.

این معیارها هم برای آزمایش‌های با داده‌های تمیز و هم برای داده‌های نویزدار محاسبه می‌شوند تا تأثیر نویز بر عملکرد مدل‌ها را نشان دهند.

5. نتایج تجربی

این بخش نتایج آزمایش‌های انجام شده روی مدل‌های CCNN و QCNN را با استفاده از داده‌های تمیز و نویزدار ارائه می‌دهد. نتایج به سه دسته اصلی تقسیم می‌شوند: طبقه‌بندی چند کلاسه با تصاویر 28×28، طبقه‌بندی چند کلاسه با تصاویر 4×4، و طبقه‌بندی باینری با تصاویر 4×4.

5.1 طبقه‌بندی چند کلاسه، تصاویر 28×28 (فقط CCNN)

مدل CCNN با تصاویر اندازه کامل به عنوان خط پایه برای مقایسه با نسخه‌های مقیاس کوچک شده عمل می‌کند. با داده‌های تمیز، مدل به دقت آموزش 93.2% و دقت اعتبارسنجی 91.8% دست یافت. نمودار دقت نشان می‌دهد که مدل به خوبی همگرا شد و نشانه‌های قابل توجهی از بیش‌برازش مشاهده نشد.

پس از اضافه کردن نویز گوسی (σ = 0.3)، عملکرد مدل به طور قابل توجهی کاهش یافت:

- دقت آموزش: 71.5%

- دقت اعتبارسنجی: 68.9%

ماتریس درهم‌ریختگی نشان داد که بیشترین خطاها در تمایز بین کلاس‌های مشابه (مثلاً پیراهن و تی‌شرت) رخ داد. این نشان می‌دهد که نویز ویژگی‌های ظریف تمایزدهنده را مخدوش می‌کند.

5.2 طبقه‌بندی چند کلاسه، تصاویر 4×4

5.2.1 CCNN با تصاویر مقیاس کوچک

مدل CCNN با تصاویر 4×4 عملکرد ضعیف‌تری نسبت به نسخه اندازه کامل نشان داد:

- داده‌های تمیز:

\* دقت آموزش: 82.4%

\* دقت اعتبارسنجی: 80.1%

- داده‌های نویزدار (σ = 0.3):

\* دقت آموزش: 58.7%

\* دقت اعتبارسنجی: 55.3%

کاهش عملکرد قابل پیش‌بینی بود زیرا تصاویر مقیاس کوچک شده اطلاعات قابل توجهی را از دست می‌دهند.

5.2.2 QCNN با تصاویر مقیاس کوچک

مدل QCNN عملکرد مشابهی با CCNN در تصاویر تمیز نشان داد، اما مقاومت بیشتری در برابر نویز داشت:

- داده‌های تمیز:

\* دقت آموزش: 83.1%

\* دقت اعتبارسنجی: 81.2%

- داده‌های نویزدار (σ = 0.3):

\* دقت آموزش: 67.8%

\* دقت اعتبارسنجی: 65.4%

نکته قابل توجه این است که QCNN افت کمتری در عملکرد با داده‌های نویزدار نشان داد (حدود 15.8% کاهش در دقت اعتبارسنجی در مقایسه با 24.8% برای CCNN).

5.3 طبقه‌بندی باینری، تصاویر 4×4

برای طبقه‌بندی باینری، دو کلاس متمایز (کفش و تی‌شرت) انتخاب شدند.

5.3.1 CCNN باینری

- داده‌های تمیز:

\* دقت آموزش: 94.5%

\* دقت اعتبارسنجی: 93.2%

\* امتیاز F1: 0.931

- داده‌های نویزدار (σ = 0.3):

\* دقت آموزش: 78.9%

\* دقت اعتبارسنجی: 76.5%

\* امتیاز F1: 0.762

5.3.2 QCNN باینری

- داده‌های تمیز:

\* دقت آموزش: 95.1%

\* دقت اعتبارسنجی: 94.0%

\* امتیاز F1: 0.938

- داده‌های نویزدار (σ = 0.3):

\* دقت آموزش: 85.7%

\* دقت اعتبارسنجی: 83.2%

\* امتیاز F1: 0.829

در طبقه‌بندی باینری، تفاوت در مقاومت نویز حتی مشهودتر بود، با QCNN که افت کمتری در عملکرد نشان داد.

5.4 تحلیل زمان اجرا

زمان آموزش برای هر مدل اندازه‌گیری و مقایسه شد:

CCNN (28×28):

- زمان آموزش متوسط: 45 ثانیه/دوره

CCNN (4×4):

- زمان آموزش متوسط: 12 ثانیه/دوره

QCNN (4×4):

- زمان آموزش متوسط: 180 ثانیه/دوره

همانطور که انتظار می‌رفت، QCNN زمان محاسباتی بیشتری نیاز داشت، عمدتاً به دلیل پیچیدگی شبیه‌سازی مدارهای کوانتومی روی پردازنده‌های کلاسیک.

6. نتیجه‌گیری

این مطالعه مقایسه جامعی بین CNN‌های کلاسیک و کوانتومی در شرایط نویزدار ارائه کرد. یافته‌های کلیدی عبارتند از:

1. مقاومت در برابر نویز:

- QCNN‌ها مقاومت قابل توجهی در برابر نویز نشان دادند، با کاهش کمتر در دقت هنگام مواجهه با داده‌های نویزدار

- این مزیت در هر دو سناریوی طبقه‌بندی چند کلاسه و باینری مشهود بود

- تفاوت در عملکرد به ویژه در طبقه‌بندی باینری قابل توجه بود

2. دقت پایه:

- با داده‌های تمیز، CCNN و QCNN عملکرد مشابهی نشان دادند

- کاهش مقیاس تصاویر به 4×4 تأثیر منفی قابل توجهی بر دقت کلی داشت

- طبقه‌بندی باینری نتایج بهتری نسبت به طبقه‌بندی چند کلاسه برای هر دو نوع مدل نشان داد

3. هزینه‌های محاسباتی:

- QCNN‌ها زمان آموزش طولانی‌تری نسبت به CCNN‌ها نیاز داشتند

- این تفاوت عمدتاً به دلیل محدودیت‌های شبیه‌سازی کوانتومی روی سخت‌افزار کلاسیک است

4. محدودیت‌های عملی:

- محدودیت در تعداد کیوبیت‌ها نیاز به کاهش شدید اندازه تصویر داشت

- این محدودیت تأثیر منفی بر کاربردهای عملی فعلی دارد

چشم‌انداز آینده:

1. با پیشرفت کامپیوترهای کوانتومی و افزایش تعداد کیوبیت‌های در دسترس، QCNN‌ها می‌توانند با تصاویر بزرگتر کار کنند

2. مقاومت ذاتی در برابر نویز می‌تواند QCNN‌ها را برای کاربردهای دنیای واقعی که با داده‌های نویزدار سروکار دارند مناسب کند

3. بهینه‌سازی‌های بیشتر در معماری مدار کوانتومی می‌تواند زمان محاسباتی را کاهش دهد

پیشنهادات برای تحقیقات آینده:

1. بررسی معماری‌های هیبریدی که از مزایای هر دو رویکرد کلاسیک و کوانتومی استفاده می‌کنند

2. توسعه روش‌های کارآمدتر برای کدگذاری داده‌های تصویری در کیوبیت‌ها

3. مطالعه تأثیر انواع مختلف نویز و اختلال

4. بررسی کاربردهای خاص صنعتی که می‌توانند از مقاومت بالاتر QCNN‌ها در برابر نویز بهره‌مند شوند

این مطالعه نشان می‌دهد که در حالی که QCNN‌ها هنوز با محدودیت‌های عملی مواجه هستند، پتانسیل قابل توجهی برای بهبود مقاومت در برابر نویز در وظایف طبقه‌بندی تصویر نشان می‌دهند. با پیشرفت سخت‌افزار کوانتومی، این مزایا می‌توانند در کاربردهای عملی‌تر محقق شوند.