پردازش اطلاعات کوانتومی

نام و نام خانوادگی: مهدی وجهی

۸۱۰۱۰۱۵۵۸

خلاصه مقاله

پروژه پایانی

۱ چکیده

محاسبات کوانتومی به علت پتانسیل بالای فضای هیلبرت با ابعاد بالا به خوبی در مدل های یادگیری عمیق می تواند استفاده شود. اما مواردی مانند محدودیت هایسخت افزار های کنونی، تعداد کیوبیت کم و نویز ها مشکلات کنونی این روش هستند. در روش این مقاله روشی هیبریدی به نام $QCQ-CNN$ استفاده شده که یک لایه کوانتومی برای استخراج ویژگی های غیر خطی تصویر در ابتدا استفاده می کند سپس با استفاده از چند لایه کانولوشنی کلاسیک ویژگی های سطح بالاتر را استخراج می کند و در نهایت با استفاده از یک طبقه بند کوانتومی دسته بندی را انجام می دهد. این روش در مقایسه با سایر روش های کلاسیک و کوانتومی در دیتاست تصاویر تومور مغز به صورت قابل توجه بهتر است.

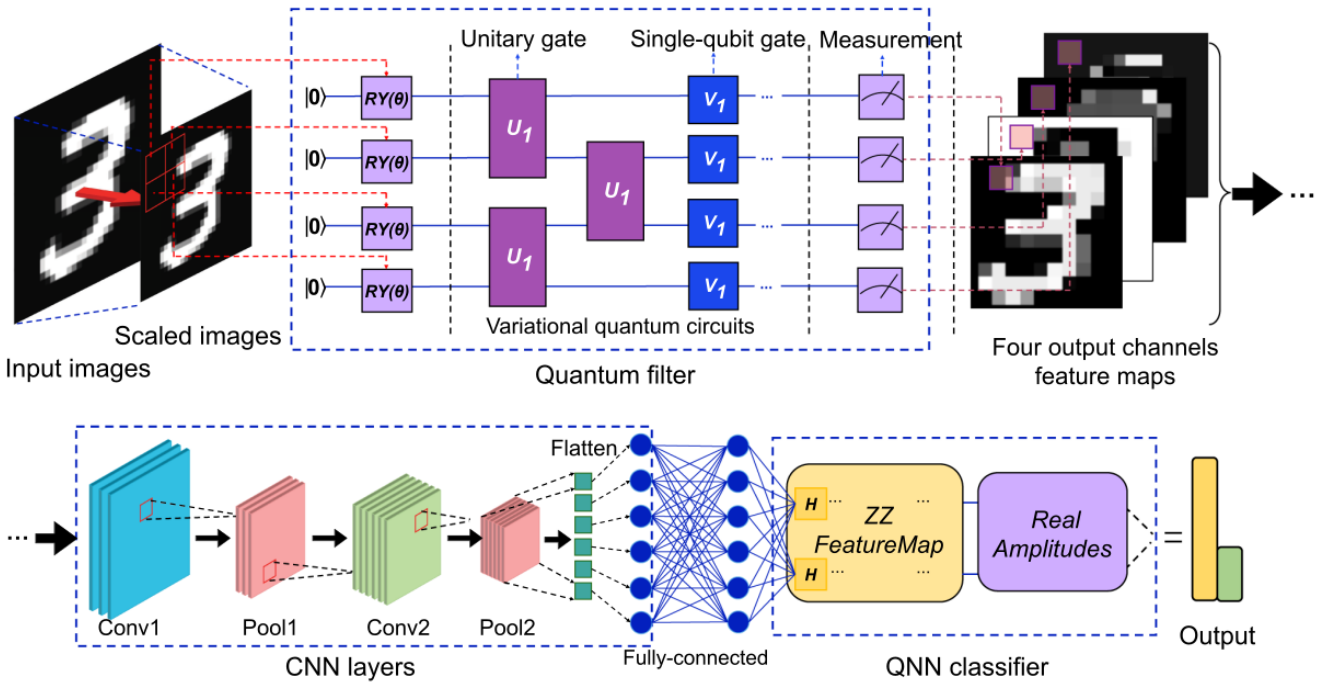
۲ معماری پیشنهادی

یک معماری سه مرحله‌ای تحت عنوان $QCQ-CNN$ طراحی شده است که جریان داده در آن به صورت «کوانتومی $\rightarrow$ کلاسیک $\rightarrow$ کوانتومی» می‌باشد. هدف این معماری، بهره‌گیری از فضای هیلبرت برای استخراج ویژگی‌های اولیه و نهایی، و استفاده از شبکه‌های کلاسیک برای فشرده‌سازی اطلاعات است. در ادامه، جزئیات هر زیربخش تشریح می‌شود.

۱.۲ لایه کانولوشن کوانتومی

اولین لایه مدل، یک فیلتر کوانتومی $(Quanvolution)$ است که وظیفه دارد تصاویر ورودی را به فضای ویژگی کوانتومی نگاشت کند. این لایه مشابه فیلترهای کانولوشن کلاسیک عمل می‌کند، با این تفاوت که عملیات ضرب ماتریسی با یک مدار کوانتومی جایگزین شده است. همچنین پارامتر های این لایه ثابت هستند و طبق گفته مقاله این موضوع تاثیر منفی ای ندارد و همچنین آموزش آن هم مشکلاتی دارد.

روش کار به این صورت است ما با $stride$ ۲ روی تصویر با پنجره 2×2 پیمایش می کنیم و به مدار ورودی می دهیم.



شکل ۱: نمای کلی شبکه عصبی هیبریدی

برای این که تصویر 2×2 را ورودی دهیم ابتدا مقدار آن را بین ۰ تا ۱ نرمالایز می کنیم و سپس برای کد کردن در کیوبیت با ضریب π در راستای y چرخش می دهیم. این باعث می شود که اگر پیکسل مقدار صفر داشته باشد کیوبیت $|0\rangle$ کد شود و اگر ۱ باشد $|1\rangle$ شود. این موضوع را به توان به صورت زیر نوشت:

$$|\psi_{in}(x)\rangle = \bigotimes_{i=0}^{3} RY(\pi x_i)$$

حال که کیوبیت ها مقدار دهی شد یکسری گیت تصادفی که ثابت هستند روی آنها اعمال می شود این گیت های چرخش حول دو محور y, z و همچنین گیت $CNOT$ هستند. این موضوع باعث ایجاد در همتنیدگی و استخراج ویژگی های غیر خطی و همچنین روابط آن با پیکسل های مجاور آن می شود. به نوعی می توان به این بخش مثل یک کرنل غیر خطی نگاه کرد که تصویر 28×28 را به $14 \times 14 \times 4$ نگاشت می کند. می توان این گیت های تصادفی را با رابطه زیر نشان داد و پارمتر هایی که خط دارند یعنی مقدار ثابت دارند.

$$|\psi_{quanv}(x)\rangle = \prod_{l=1}^{L} \left[\bigotimes_{i=0}^{3} RZ(\bar{\theta}_{i,l}) RY(\bar{\theta}'_{i,l}) \cdot \prod_{j} CNOT_{j,j+1} \right] |\psi_{in}(x)\rangle$$

سپس مقدار مورد انتظار روی پااولی Z را روی هر ۴ کیوبیت اندازه می گیریم و این می شود خروجی مدار این قسمت.

۲.۲ شبکه عصبی کانولوشنال کلاسیک

خروجی لایه کوانتومی (که دارای ابعاد 14×14 با ۴ کانال است) وارد یک شبکه عصبی کلاسیک می‌شود. معماری این شبکه به شکل زیر است:

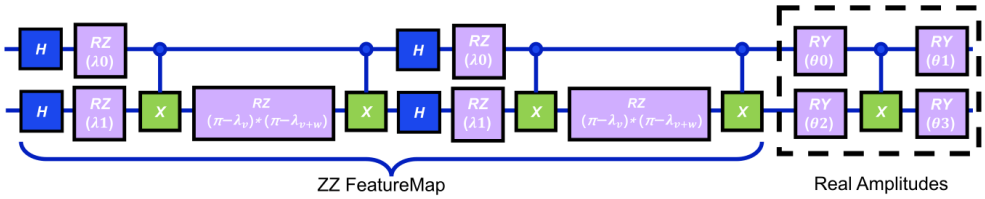
$$h = Dense_2 \circ Dense_1 \circ Pool_2 \circ Conv_2 \circ Pool_1 \circ Conv_1(z)$$

وجود لایه کلاسیک چندین دلیل دارد ابتدا این که ما تعداد کیوبیت های نویزی کمی داریم و نمی توانیم تعداد زیادی پیکسل یا ویژگی را همزمان در یک مدار کوانتومی وارد کنیم پس مجبوریم برای استخراج ویژگی های سطح بالاتر از کانولوشن کلاسیک استفاده کنیم. همچنین در مدار های کوانتومی همه گیت ها خطی هستند به غیر از اندازه گیری پس بنابر این برای ایجاد روابط غیر خطی ما به بخش کلاسیک نیاز داریم. آخر نکته هم این که در صورت بزرگ و عمیق شدن بخش کوانتومی با مشکل $Barren\ Plateaus$ مواجه می شویم و محاسبه گرادیان صفر می شود و به مشکل می خورد و همچنین ویژگی های گرفته شده از لایه اول ابعاد زیادی دارند که لازم نیست و همچنین نویزی هستند ما با این لایه عملا این مشکلات را برطرف می کنیم و مدل را آموزش می دهیم که داده ها را به وسیله این بخش فشرده کند و نوییز را حذف کند. با این کار عملا با $14 \times 14 \times 4$ ویژگی به ۲ ویژگی ورودی مدار کوانتومی بخش آخر تبدیل می کند.

۳.۲ طبقه‌بندی‌کننده کوانتومی (QNN)

آخرین مرحله، یک مدار کوانتومی قابل آموزش است که بردار ویژگی کاهش‌یافته ($h \in \mathbb{R}^2$) را دریافت کرده و کلاس نهایی را تعیین می‌کند. این بخش از دو جزء اصلی تشکیل شده است. بخش نقشه ویژگی که دو ویژگی را در دو کیوبیت کد می کند اما نکته این است که علاوه بر اعمال مجزا هر ویژگی روی محور z با اعمال مدار ZZ همبستگی ای بین آن دو ایجاد می کند که شدت آن مستقیماً به حاصل‌ضرب ویژگی‌ها بستگی دارد. این مدار باعث می‌شود شبکه بتواند روابط پیچیده بین دو ویژگی استخراج شده را درک کند. که شکل آن در مدار موجود است و معادله آن به شکل زیر است:

$$|\psi_{qnn}(h)\rangle = [\exp(i\theta h_0 h_1 Z_0 Z_1)] \cdot [RZ(\theta h_0) \otimes RZ(\theta h_1)]\,|0\rangle^{\otimes 2}$$



شکل ۲: مدار QNN

حال به بخش مدار $RealAmplitudes$ می رسیم که عملا حکم دسته بند ما را دارد که در هر مرحله طبق پارامتر های قابل آموزش چرخش در محور y انجام می دهیم و سپس روی نتیجه گیت $CNOT$ اعمال می کنیم و بسته به عمق این کار را تکرار می کنیم. به نوعی گیت های چرخش حکم وزن های نورون را دارد و گیت $CNOT$ حکم اتصالات در شبکه عصبی را دارد. لازم به ذکر است که مقاله بررسی کرده و عمق ۵ را پیشنهاد داده. سپس مقدار را می خوانیم و یک بایاس قابل یادگیری با آن جمع می زنیم و با شرط کمتر یا بیشتر بودن از $\frac{1}{2}$ دسته بندی را انجام می دهیم.

۳ نحوه آموزش

برای آموزش مدل ابتدا داده های مینی بچ خود را تک به تک از فیلتر کوانتومی رد می کنیم که ثابت است که مقدار z می شود و سپس از بخش کلاسیک کانولوشنی عبور می دهیم (به صورت یکجا) $(h = f_{cnn}(z;\phi))$ سپس تک به تک به دسته بند کوانتومی وارد می کنیم $(|\psi_{out}\rangle = V(\theta)\,|\psi_{qnn}(h_i)\rangle)$ سپس بعد از این که جواب محاسبه شد لاس متقاطع را برای بخش کلاسیک و دسته بند کوانتومی حساب می کنیم و در نهایت مقدار پارامتر های خود $\{\phi^{(t+1)}, \theta_c^{(t+1)}\}$ را با اپتیمایزر آدام برای گام بعد بروز می کنیم.

۴ تحلیل نتایج و مقایسه عملکرد

طبق نتایج بررسی در مجموعه داده $MNIST$ و $Fashion-MNIST$ این مدل از لحاظ دقت بهتر از سایر مدل های کلاسیک و کوانتومی است ولی تفاوت آن معنی دارد نیست. اما در مجموعه داده پیچیده تر تشخیص تومور مغزی عملکرد خیره کننده ای دارد و نسبت به رقبا ۵ تا ۱۰ درصد بهتر عمل کرده. لازم به گفتن است که جهت برابری مدل ها تعداد پارامتر های آنها یکسان در نظر گرفته شده. همچنین این مدل نسبت به سایرین سرعت همگرایی بیشتری دارد و همچنین با اعمال نویز هم با این که سرعت یادگیری را کمی کم می کند اما در نهایت دقتی مشابه با مدل ایده آل می دهد. مورد آخر هم این که عمق مدار $RealAmplitudes$ که موازنه بین آموزش پذیری و قدرت شبکه کوانتومی است با مقدار ۵ به تعادل خوبی می رسد و مقاله با مقادیر ۳ و ۷ آن را مقایسه کرده و نشان داده که بهتر است.

Model	MNIST (digits 3 vs 5)	FMNIST (T-shirt/trouser)	MRI brain tumor (benign/malignant)
MLP	96.56 ± 0.13	98.48 ± 0.11	86.10 ± 0.40
Quanvo + MLP	96.86 ± 0.14	98.58 ± 0.13	89.24 ± 0.85
CNN	98.79 ± 0.13	99.19 ± 0.19	89.43 ± 1.00
QCCNN	98.81 ± 0.25	99.28 ± 0.12	90.06 ± 1.00
QCQ-CNN	**98.85 ± 0.25**	**99.41 ± 0.14**	**95.18 ± 0.65**

شکل ۳: نتایج مقایسه در بنچ مارک ها