

به نام خدا

پوریا دادخواه 401201381

سوالات تئوری سوال دوم عملی:

1. سوال اول

شبکه‌های کانولوشنال معمولی CNNs

1. نمونه‌برداری با گرید ثابت: در CNNs استاندارد، عملیات کانولوشن با یک گرید ثابت از مکان‌های نمونه‌برداری انجام می‌شود.
2. الگوی منظم: فیلتر بر روی یک گرید منظم اعمال می‌شود و مکان‌های نمونه‌برداری در طول عملیات کانولوشن تغییر نمی‌کند.
3. تنها قابلیت تطبیق محدود: CNNها با نمونه‌برداری با گرید ثابت ممکن است در گرفتنی‌های فضایی کوچک و تغییرات در ورودی مشکل داشته باشند.

شبکه‌های کانولوشنال تغییرپذیر DCNs

1. نمونه‌برداری با گرید تطبیقی: کانولوشن‌های تغییرپذیر نمونه‌برداری با گرید تطبیقی معرفی می‌کنند که به فیلتر این امکان را می‌دهد که مکان‌های نمونه‌برداری را به صورت پویا تنظیم کند.
2. فیلترهای تغییرپذیر: به جای یک گرید منظم ثابت، DCNs از افست‌ها برای تغییر مکان‌های نمونه‌برداری فیلترها بر اساس تغییرات یادگرفته‌شده از داده ورودی استفاده می‌کنند.
3. تطبیق بهتر: DCNs تطبیق بهتری به نواحی اطراف و تغییرات فضایی فراهم می‌کنند و این امکان را به مدل می‌دهند که بر روی نواحی اطلاعاتی بیشتر تمرکز کند.
4. بهبود لوکالیزیشن: طبیعت تطبیقی کانولوشن‌های تغییرپذیر، لوکالیزیشن اشیاء را بهبود می‌بخشد و DCNs به ویژه در وظایفی که نیاز به مدل‌سازی دقیق فضایی دارند، موثر هستند.

نتایج مقایسه:

- CNNهای معمولی برای کانولوشن از گرید ثابت استفاده می‌کنند و تطبیق محدودیت را نشان می‌دهند.
- شبکه‌های کانولوشنال تغییرپذیر نمونه‌برداری با گرید تطبیقی معرفی کرده و این امکان را به مدل می‌دهند که به صورت پویا مکان‌های نمونه‌برداری فیلترها را تنظیم کند.
- DCNs در گرفتنی اطلاعات دقیق، کنترل تغییرات غیرانعطافی و بهبود لوکالیزیشن اشیاء برجسته هستند.
- تطبیق DCNs آنها را برای وظایفی که ارتباطات فضایی و لوکالیزیشن دقیق ضروری است، مناسب می‌سازد.

به طور خلاصه، تفاوت کلیدی در انعطاف‌پذیری نمونه‌برداری گرید است: CNN‌های معمولی یک گرید ثابت دارند، در حالی که DCNs از طریق فیلترهای تغییرپذیر انعطاف‌پذیری را معرفی می‌کنند که امکان مدیریت بهتر چالش‌های فضایی در داده‌ها را فراهم می‌کند.

2. سوال دوم

شبکه‌های تغییرپذیر انعطاف‌پذیری در تبدیلات هندسی تصاویر از طریق معرفی کانولوشن‌های تغییرپذیر فراهم می‌کنند. در زیر توضیح داده شده که چگونه شبکه‌های تغییرپذیر این انعطاف‌پذیری را دست‌یافت می‌کنند:

1. مکان‌های نمونه‌برداری تطبیقی:

- کانولوشن‌های تغییرپذیر به شبکه این امکان را می‌دهند که مکان‌های نمونه‌برداری فیلترها را بر اساس محتوای ورودی به صورت پویا تنظیم کند.
- به جای استفاده از یک گرید ثابت، شبکه‌های تغییرپذیر از افست‌های یادگیری‌شده برای تغییر گرید منظم استفاده می‌کنند، که نمونه‌برداری تطبیقی را در مکان‌های مختلف فضایی فراهم می‌کند.

2. پارامترهای افست یادگیری‌شده:

- شبکه‌های تغییرپذیر پارامترهای افست یادگیری‌شده را معرفی می‌کنند که با هر مکان نمونه‌برداری مرتبط هستند.
- در طول آموزش، این پارامترهای افست از داده یادگیری می‌شوند که به شبکه این امکان را می‌دهد که به تبدیلات هندسی خاص موجود در تصاویر ورودی تطبیق پیدا کند.

3. مدیریت تغییرات غیرانعطافی:

- قابلیت تطبیق کانولوشن‌های تغییرپذیر به ویژه برای مدیریت تغییرات غیرانعطافی در اشیاء در تصاویر مفید است.
- اشیاء در دنیای واقعی اغلب تغییراتی را تجربه می‌کنند و شبکه‌های تغییرپذیر می‌توانند این تغییرات را با تنظیم مکان‌های نمونه‌برداری فیلترها بهبود بخشند.

4. مدل‌سازی فضایی بهبودیافته:

- شبکه‌های تغییرپذیر مدل‌سازی فضایی را با اجازه دادن به فیلترهای کانولوشن به تمرکز بر روی نواحی اطلاعاتی بیشتر در ورودی افزایش می‌دهند.

- این تطبیق‌پذیری در وظایفی مانند شناسایی و تقسیم‌بندی اشیاء حیاتی است که گرفتگی جزئیات دقیق و ارتباطات فضایی دقیق ضروری است.

5. مقیاس و عدم وابستگی به چرخش:

- کانولوشن‌های تغییرپذیر می‌توانند به عدم وابستگی به مقیاس و چرخش کمک کنند با تطبیق به مقیاس و جهت اشیاء در ورودی.

- افست‌های یادگیری‌شده به شبکه این امکان را می‌دهند که به تغییرات در اندازه و جهت اشیاء پاسخ دهد و این ویژگی باعث مقاومت بیشتر شبکه در برابر تبدیلات هندسی می‌شود.

6. دقت لوکالیزیشن بهبود یافته:

- انعطاف‌پذیری که کانولوشن‌های تغییرپذیر فراهم می‌کنند به بهبود دقت لوکالیزیشن در وظایف شناسایی اشیاء کمک می‌کند.

- با تطبیق به ویژگی‌های فضایی خاص اشیاء، شبکه‌های تغییرپذیر می‌توانند لوکالیزیشن دقیق‌تر و دقیق‌تری از اشیاء در تصاویر ارائه دهند.

در خلاصه، شبکه‌های تغییرپذیر انعطاف‌پذیری در تبدیلات هندسی را از طریق معرفی کانولوشن‌های تغییرپذیر که به صورت پویا مکان‌های نمونه‌برداری فیلترها را تنظیم می‌کنند، دست‌یافت می‌کنند. این انعطاف‌پذیری به شبکه امکان می‌دهد که بهتر با تغییرات غیرانعطافی، بهبود مدل‌سازی فضایی، و افزایش دقت لوکالیزیشن در وظایف چشم‌انداز کامپیوتری اقدام نماید.

3. سوال سوم

1. فیلد دریافت محدود:

- شبکه‌های کانولوشن استاندارد معمولاً فیلد دریافت محدودی دارند، به ویژه در لایه‌های عمیق‌تر. این به معنای این است که نورون‌ها در این لایه‌ها تحت تأثیر یک منطقه محدود از ورودی قرار می‌گیرند.

- در حضور تغییرات فضایی بزرگ یا چرخش‌های زیاد، اطلاعات مرتبط ممکن است خارج از فیلد دریافت نورون‌ها قرار گیرد که منجر به مشکلات در گرفتن ویژگی‌های تغییر یافته می‌شود.

2. کمبود تطبیق فضایی:

- شبکه‌های کانولوشن سنتی در طول کانولوشن از نمونه‌برداری گرید ثابت استفاده می‌کنند و فیلترها به گرید منظمی از مکان‌ها اعمال می‌شوند.

- این کمبود انعطاف‌پذیری باعث مشکل در توانایی شبکه‌های CNN استاندارد در مدل‌سازی و گرفتن تغییرات یا چرخش‌های فضایی اشیاء می‌شود.

3. چالش‌های نابرابری:

- شبکه‌های کانولوشن ساده ممکن است در دستیابی به نابرابری در مقیاس، جهت یا موقعیت فضایی اشیاء دچار مشکل شوند.

- نمایش نابرابری برای وظایفی مانند شناسایی اشیاء ضروری است که شبکه باید اشیاء را بدون توجه به ترکیب فضایی یا جهت خاص شناسایی کند.

4. مشکل در مدیریت تغییرات غیرانعطافی:

- CNNهای استاندارد از طراحی‌های ابتدایی برای مدیریت تغییرات غیرانعطافی، جایی که اشیاء دچار تغییرات فضایی پیچیده و غیرخطی می‌شوند، برخوردار نیستند.

- تصاویر با اشیاء دچار تغییرات غیرانعطافی نیازمند مدل‌های انعطاف‌پذیرتر و قابل تطبیق‌تر برای گرفتن تنظیمات فضایی متنوع هستند.

5. مسائل دقت لوکالیزیشن:

- تغییرات فضایی می‌توانند باعث چالش‌ها در لوکالیزیشن دقیق اشیاء در تصاویر شوند.

- شبکه‌های کانولوشن ساده ممکن است در تعیین دقیق مکان اشیاء هنگامی که آن‌ها دچار تغییرات، چرخش‌ها یا تغییرات غیرانعطافی می‌شوند، مشکل داشته باشند.

6. از دست رفتن ویژگی‌های تمایزدهنده:

- هنگامی که اشیاء تغییرات بزرگ یا چرخش می‌کنند، ویژگی‌های تمایزدهنده که در تنظیمات اصلی مفید بودند، ممکن است کمتر اطلاعاتی داشته باشند.

- CNNهای ساده ممکن است به خوبی به این تغییرات تطبیق نکنند که احتمالاً منجر به از دست رفتن قدرت تمایزدهنده در ویژگی‌های یادگرفته شده شود.

به‌عنوان مقایسه، شبکه‌های کانولوشن با قابلیت تغییرشکل، برخی از این محدودیت‌ها را با معرفی انعطاف‌پذیری در مکان‌های نمونه‌برداری فیلترها، بهبود می‌بخشند. انعطاف‌پذیری ارائه شده توسط کانولوشن‌های قابل تغییر به شبکه امکان می‌دهد که روابط فضایی پیچیده‌تر را گرفته و به تنظیمات مختلف اشیاء تطبیق یابد.

4. سوال چهارم

بررسی کلی از نحوه محاسبه افس‌های موجود در کانولوشن قابل تغییر:

1. پارامترهای یادگرفته‌شونده:

- برای هر مکان در نقشه ویژگی ورودی، کانولوشن‌های قابل تغییر مجموعه‌ای از پارامترهای یادگرفته‌شونده معرفی می‌کنند که به افس‌ها مرتبط می‌شوند.

- این پارامترها معمولاً به عنوان گریدهای فضایی نمایانده می‌شوند، به‌طوری‌که هر عنصر گرید متناظر با یک مقدار افس‌ها برای یک موقعیت خاص در ورودی است.

2. پارامتری‌سازی افس‌ها:

- پارامترهای افست می‌توانند با استفاده از تکنیک‌های مختلف پارامتری‌سازی شوند. معمولاً، آن‌ها به عنوان نقشه‌های فضایی با دو کانال برای افست‌های افقی و عمودی نمایانده می‌شوند.

- هر عنصر در نقشه افست متناظر با تنظیمی است که به مکان‌های منظم نمونه‌برداری گریدهای کانولوشنی اعمال می‌شود.

3. یادگیری در طول آموزش:

- پارامترهای افست به عنوان وزن‌های اضافی در لایه کانولوشنی قابل تغییر در طول فرآیند آموزش مورد استفاده قرار می‌گیرند.

- در هنگام برگشت به عقب، گرادیان از تابع هزینه نسبت به این پارامترهای افست محاسبه می‌شود و پارامترها از طریق کاهش گرادیان به‌روزرسانی می‌شوند.

4. نمونه‌برداری تطبیقی:

- افست‌های یادگرفته‌شده برای نمونه‌برداری تطبیقی در طول عملیات کانولوشن استفاده می‌شوند.

- گرید منظم مکان‌های نمونه‌برداری با توجه به افست‌های یادگرفته‌شده تغییر شکل می‌یابد، که این امکان را فراهم می‌کند که فیلترها برای هر موقعیت در ورودی در مکان‌های فضایی مختلف اعمال شوند.

5. آموزش انتها به انتها:

- کل شبکه کانولوشنی قابل تغییر، شامل لایه‌های کانولوشنی قابل تغییر، به‌صورت انتها به انتها آموزش داده می‌شود.

- پارامترهای افست در طول برگشت به عقب به‌روزرسانی می‌شوند تا کمینه کردن هزینه کل شبکه بر روی داده‌های آموزش را فراهم آورند.

با یادگیری این افست‌ها، لایه کانولوشنی قابل تغییر توانایی تنظیم دینامیک مکان‌های نمونه‌برداری فیلترها را پیدا کرده و انعطاف و قابلیت تطبیق را در مقابل تغییرات فضایی در ورودی فراهم می‌آورد. این انعطاف برای مواجهه با حالت‌هایی که اشیاء دچار تغییرات، چرخش‌ها یا دیگر تغییرات فضایی می‌شوند، حیاتی است.