

امیر رضا ویشه 99522221

(1)

(2)

1- فیلتر کالمن برای پیش بینی 1 پارامتر:

فیلتر کالمن یک الگوریتم بازگشتی است که برای تخمین وضعیت یک سیستم پویا با توجه به اندازه گیری های نویز دار استفاده می شود. برای یک پارامتر واحد، یک سیستم دینامیکی خطی گسسته را در نظر بگیرید:

- معادله به روز رسانی حالت: $x(t|t-1) = A * x(t-1|t-1)$

- معادله به روز رسانی اندازه گیری: $z(t) = H * x(t|t) + v(t)$

که در آن $x(t|t-1)$ تخمین حالت قبلی در زمان t با توجه به دانش فرآیند قبل از زمان t است، A ماتریس انتقال حالت است، $x(t-1|t-1)$ تخمین وضعیت پسینی قبلی است. ، $z(t)$ اندازه گیری در زمان t ، H ماتریس مشاهده و $v(t)$ نویز اندازه گیری است.

فیلتر کالمن از دو مرحله تشکیل شده است: پیش بینی و به روز رسانی:

1. پیش بینی:

- حالت را پیش بینی کنید: $x(t|t-1) = A * x(t-1|t-1)$

- پیش بینی کواریانس: $P(t|t-1) = A * P(t-1|t-1) * A + Q$

2. به روز رسانی:

- محاسبه بهره کالمن: $K(t) = P(t|t-1) * H' * (H * P(t|t-1) * H + R)^{-1}$

- وضعیت را به روز کنید: $x(t|t) = x(t|t-1) + K(t) * (z(t) - H * x(t|t-1))$

- به روز رسانی کواریانس: $P(t|t) = (I - K(t) * H) * P(t|t-1)$

در حالت تک پارامتر، A, B, H, x, u و z اسکالر هستند. نویزهای فرآیند و اندازه گیری، $w(t)$ و $v(t)$ ، به ترتیب گاوسی با ماتریس های کوواریانس Q و R فرض می شوند.

2- برای اعمال فیلتر کالمن به معادله ماتریس برای پیش بینی حرکت برچسب ها (با 4 ویژگی) در یک شبکه، می توانیم بردار حالت x را در نظر بگیریم که موقعیت و سرعت جسم را در هر دو بعد x و y دارد. معادلات به روز رسانی وضعیت و به روز رسانی اندازه گیری بر این اساس اصلاح می شود تا هر چهار ویژگی را شامل شود. به عنوان مثال، معادله به روز رسانی حالت را می توان به صورت زیر نوشت:

$$x(t|t-1) = F * x(t-1|t-1) + w(t)$$

که در آن F یک ماتریس انتقال حالت x_{44} است که چگونگی تکامل حالت را در طول زمان توصیف می کند و $w(t)$ یک بردار نویز فرآیند x_{14} است.

اگر بخواهیم 7 گره را با استفاده از الگوریتم SORT جاسازی کنیم، باید الگوریتم را طوری تغییر دهیم که گره های اضافی را در بر بگیرد. به طور خاص، ما باید شاخه CNN-R Faster را تغییر دهیم تا به جای عدد پیش فرض، 7 تشخیص شی در فریم اولیه تولید شود. این امر مستلزم اصلاح معماری شبکه و آموزش آن بر روی یک مجموعه داده بزرگتر با کلاس ها و ظاهر شیء متنوع تر است.

3-هدف شبکه عمیق در DeepSORT بهبود عملکرد ردیابی با ترکیب اطلاعات ظاهری است. شبکه عمیق برای استخراج ویژگی های ظاهری از اشیاء شناسایی شده استفاده می شود، که سپس برای محاسبه فاصله های مبتنی بر ظاهر بین اشیاء استفاده می شود. این فاصله ها با فواصل مبتنی بر حرکت از فیلتر کالمن ترکیب می شوند تا متریک فاصله ترکیبی را تشکیل دهند. سپس از الگوریتم مجارستانی برای حل مسئله ارتباط داده ها با استفاده از این متریک ترکیبی استفاده می شود. با ترکیب اطلاعات ظاهری، الگوریتم DeepSORT قادر است اجسامی را که الگوهای حرکتی مشابهی دارند یا مسدود شده اند را بهتر ردیابی کند.

(4

1. مزایای siamFC:

- سریع است زیرا از یک شبکه کاملاً پیچیده کم عمق استفاده می کند. این امکان ردیابی در زمان واقعی را فراهم می کند.
- تابع شباهت بین دو تصویر را می آموزد که می تواند به اشیاء جدید تعمیم یابد.
- نیازی به تشخیص شیء، تقسیم بندی یا ردیابی با تشخیص ندارد. این می تواند اشیاء را فقط بر اساس پیکسل های خام ردیابی کند.

محدودیت ها:

- نمی تواند تغییرات ظاهری بزرگ را تحمل کند زیرا به یک الگوی ثابت متکی است.
- با اشیاء شبیه به هم مبارزه می کند زیرا تابع شباهت چندان متمایز نیست.
- از آنجایی که قالب به روز نمی شود، عملکرد در طول توالی های طولانی کاهش می یابد.

2. SiamFC با یادگیری تابع شباهت بین یک تصویر الگو و یک تصویر جستجو کار می کند. اجزای اصلی عبارتند از:

- یک شاخه قالب که الگو (فریم اول) را در یک نقشه ویژگی رمزگذاری می کند.
- یک شاخه جستجو که تصویر جستجو (فریم فعلی) را در یک نقشه ویژگی رمزگذاری می کند.
- یک لایه همبستگی متقابل که شباهت بین دو نقشه ویژگی را در چندین مکان محاسبه می کند تا یک نقشه پاسخ به دست آید.
- مکان با حداکثر پاسخ، موقعیت شی جدید را نشان می دهد.

3. چالش ها: انسداد، تغییر مقیاس، تغییر نسبت ابعاد، تاری حرکت، و غیره.

SiamFC آنها را با این روش حل می کند:

- استفاده از یک معماری کاملاً کانولوشنال که در برابر تغییرات در مقیاس و نسبت ابعاد مقاوم است.
- یادگیری یک تابع شباهت بین وصله های تصویر که می تواند انسدادهای کوچک را مدیریت کند.
- عدم اتکا به تشخیص شی، بنابراین می تواند حتی زمانی که تشخیص جسم سخت است، ردیابی کند.

4. معماری SiamFC را می توان برای موارد زیر استفاده کرد:

- یادگیری تک شات: با یادگیری معیار تشابه تنها از یک مثال، SiamFC ویژگی های یادگیری یک شات را نشان می دهد. این را می توان برای سایر وظایف بینایی تک شات استفاده کرد.
- آموزش چند شات: SiamFC را می توان برای یادگیری از چند تصویر الگو گسترش داد تا آن را برای تغییرات ظاهری بزرگتر قوی تر کند. این می تواند برای سایر مشکلات یادگیری چند شات مفید باشد.
- انواع دیگر ردیابی: فرمول SiamFC برای یادگیری تابع شباهت بین تصاویر/وصله ها می تواند برای سایر روش های ردیابی مانند ردیابی سه بعدی، ردیابی چند شی و غیره استفاده شود.
- سایر وظایف بینایی کامپیوتر: لایه همبستگی متقابل در SiamFC به عنوان مکانیزم توجه عمل می کند. این فرمول توجه می تواند برای سایر وظایف بینایی مانند تقسیم بندی تصویر، تشخیص اشیاء و غیره مفید باشد. بنابراین معماری SiamFC فضای زیادی را برای گسترش به سایر برنامه های بینایی رایانه فراهم می کند.