



ساخت سیستم تشخیص خودرو و تخمین قیمت با رویکرد یادگیری عمیق

امیرحسین منسوبی حسینی
علی صفربورد هکردی

دانشکده مهندسی کامپیوتر
دانشگاه علم و صنعت ایران
amirmansoubi828@gmail.com
alisafarpoor1108@gmail.com

چکیده

امروزه با حجم زیادی از اطلاعات مواجهیم. روش یادگیری عمیق راهبرد مطلوبی برای استفاده از این اطلاعات در راستای بدست آوردن دانش هست. مسئله ما نیز یکی از همین طیف مسائل است. در این مسئله سعی شد از اطلاعات موجود در فضای اینترنت وبسایت باما به عنوان داده‌ی مورد بررسی استفاده نماییم. همچنین دو مسئله تعریف گردید. تشخیص مدل خودرو ها براساس عکس هایی که در اختیار داریم و تسک دوم تخمین قیمت خودروها با توجه به اطلاعات وارد شده. در این راستا از روش های یادگیری عمیق بهره بردیم. در تسک اول از شبکه های از پیش تعلیم داده شده استفاده شد و تسک دوم با یک شبکه mlp به تخمین قیمت پرداختیم.

۱ مقدمه

مسئله شامل دو بخش بود که هریک را جداگانه شرح می دهیم
به صورت مقدمه مدنظر داشته باشید که با توجه به عدم دسترسی به منبع اطلاعاتی سایت باما یا هرو بسات داخلی مشابه لازم است تا در ابتدا اطلاعات مربوطه را استخراج نماییم. در این مورد اطلاعات هر ماشین مجموعه مختلفی از داده ها از قبیل سال تولید، کیلومتر کارکرد، رنگ بدنه، رنگ داخل و ...
چالش مشخص این مرحله محدودیت سرعت اینترنت و همچنین عدم وجود api و نیاز به دریافت اطلاعات با دانلود کل صفحه می باشد.

• بخش اول:

در این بخش تلاش شد تا مدل ماشین ها را براساس عکس هایی که از هریک از ماشین ها بدست آمده باشد تشخیص نماییم. در این مرحله از سایر اطلاعات استفاده ننموده و تنها به عکس ها بسنده می کنیم.
چالش های زیادی وجود دارند، بخش مهم مشکلات وجود عکس های نامناسب تسک مثلا عکس سیستم صوتی خودرو یا تزینات داخلی خودرو می باشد. همچنین کیفیت پایین عکس ها و تنوع زوایا مشکل جدی بود. ناهمگونی تصاویر و عکس های نامطلوب به پیچیده شدن تسک منجر می گردد. نیاز به مدل یادگیری عمیق بسیار پیچیده زمان زیادی می طلبد. چالش مهم دیگر وجود خودروها یا شرایط خاصی بود که بسیار کم مشاهده شده اند. و این مورد باعث سردرگمی مدل ما می گردد. همچنین وجود پشت زمینه های متنوع می تواند منجر به گمراهی مدل گردد.
وجود کلاس های زیادی با تعداد عکس خیلی کم نیز از مشکلات مورد توجه بود.

	نمایشگاه	هیوندای، توسان (ix35) [4 دقیقه پیش]	
	2015، کارکرد 60,000 سفید، بدون رنگ، فول کامل تهران، چهارراه قصر		
نمایشگاه	نمایشگاه	هیوندای، توسان (ix35) [4 دقیقه پیش]	
	2014، کارکرد 65,000 مشکی، بدون رنگ، کیلس استارتر، سقف پانراما، گرم کن، دف لاک، جل تهران، چهارراه قصر		
نمایشگاه	نمایشگاه	فولکس، پاسات [4 دقیقه پیش]	
	2018، کارکرد 20,000 سفید، بدون رنگ، فول کامل بدون رنگ با ماسازور گرم کن صندلی و تهران، چهارراه قصر		
نمایشگاه	نمایشگاه	بنز، کلاس E، E250 [4 دقیقه پیش]	
	2015، کارکرد 30,000 قهوه ای، بدون رنگ، فول کامل با سقف جیر، بدون تنظیم ارتفاع و ماسا تهران، چهارراه قصر		

شکل ۱: تصویری از آگهی های سایت باما

• بخش دوم:

در این بخش براساس اطلاعات خودروهایی که در سایت قرار دارند و با تحلیل اطلاعات موجود سیستمی برای تخمین قیمت طراحی می نمایم.. قیمت هایی که متخصصان سایت یا فروشندگان در نظر گرفته اند ملاک ارزش یابی ما بوده است. اما همچنان چالش ها وجود داشت. تاثیر اطلاعاتی که ضمیمه هر آگهی خودرو بوده است بسیار زیاد بود و با مشاهده نمونه های مختلف این حس ایجاد می گردد که برای جلوگیری از اعمال سلیقه در این بخش چندان تلاشی نشده است. همچنین تنوع مدل های متعدد یک کمپانی چالش زاست چراکه برای مثال کمپانی رنو نمونه های بسیار گران قیمتی را روانه بازار نموده است در حالی که نمونه های کلاسیک آن بسیار ارزان می باشند و مدل برای تشخیص این مورد دچار تنش خواهد بود. در حالی که امکان حذف چنین ویژگی مهمی نیز مقدور نیست و نمیتوان تاثیر آن را کتمان کرد. چالش مهم دیگر وجود خودروها یا شرایط خاصی بود که بسیار کم مشاهده شده اند. و این مورد باعث سردرگمی مدل ما می گردد. مشکل جدی دیگری که کارایی سیستم را تحت تاثیر می تواند قرار دهد تاثیر تغییر قیمت است که در نتیجه سیستم تعلیم دیده شده ممکنه است پس از مدتی کارایی خود را از دست بدهد و نیاز به تعلیم با اطلاعات به روز داشته باشد.

۲ کارهای مرتبط / پیش زمینه

با توجه به امکان تفکیک دو بخش معرفی شده در مقدمه می توان انتظار داشت که آنچه پیش زمینه این حرکت است نیز تفاوت اساسی داشته باشد.

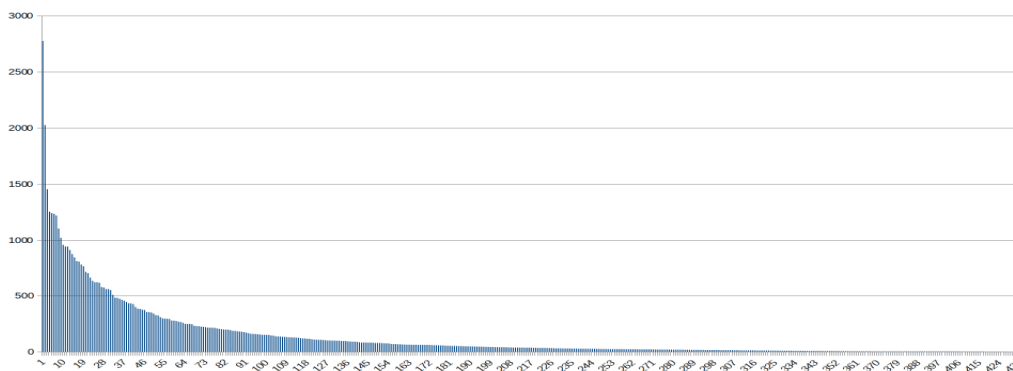
- در رابطه با تشخیص مدل خودرو از روی عکس دسته بندی های بسیار مهمی وجود دارند. تمام کارهایی که تحت عنوان تشخیص هویت اشخاص یا اجسام [۷] معرفی می گردند چنین حالتی دارند. همچنین این تسک یک تسک دسته بندی براساس تصاویر است. البته مقالات مشابهی که تشخیص مدل خودرو را هدف گرفته اند وجود دارند که روش های دسته بندی مختلفی در میان آنها وجود دارد. دسته بندی های کلاسیک [۲] و همچنین پیش پردازش های به کمک الگوریتم های بینایی ماشینی [۲] و دسته بندی به کمک مدل های کانوولوشنی [۱]

• در مورد تسک بعدی، کارهای مربوط به تخمین مؤلفه‌های مختلف براساس سایر اطلاعات بسیار وجود دارند و کلیدواژه estimation نیز معرف همین دست کارهاست [۵][۳] در مواردی که تخمین قیمت را هدف گرفته‌اند کارهای بیشتری دیده می‌شود و سیر تحولی خوبی داشته‌اند. از روش‌های کلاسیک که براساس سیستم‌هایی بر محور روابط ریاضی که هریک درصدی تاثیر داشته‌اند و خطوط رگرسیون [۶] و همچنین استفاده از یادگیری عمیق [۶] [۴]. آنچه مشخص است این تسک با اعداد کار می‌نماید و در نتیجه تلاشی برای استفاده از سیستم‌هایی که راهبردهای خیلی پیچیده داشته باشند رؤیت نشد. در نمونه‌های داخلی سعی شد اطلاعاتی کسب نماییم که معدود مواردی که پاسخی دریافت شد از سیستم‌هایی براساس روابط ریاضی استفاده نموده‌اند و البته نظر کارشناس و آگهی‌های موجود تاثیر داده شده است. ما نیز به ناچار از قیمت‌های ایشان بهره بردیم. ذخیره تعدادی آگهی و استفاده از درخت KNN هم می‌تواند راهگشا باشد.

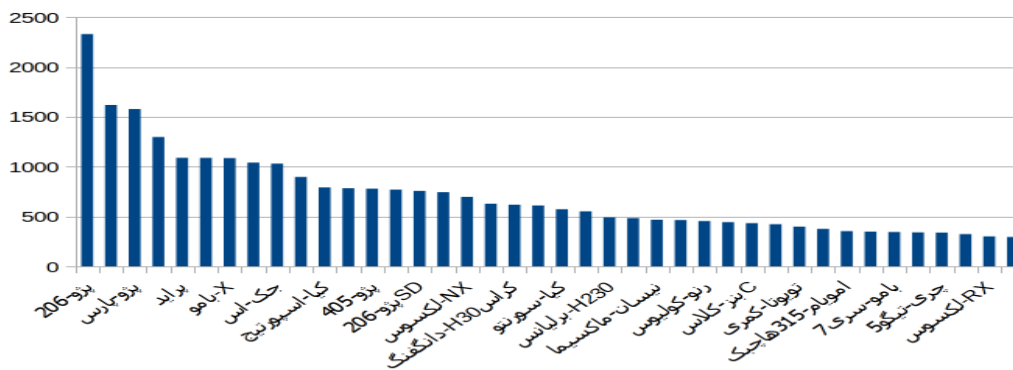
۳ روش پیشنهاد شده

- بخش اول: در تسک مربوط به تشخیص مدل خودرو ها:

– عکس‌های موجود نیاز به پاک‌سازی داشتند. عکس‌هایی از نمای داخلی خودرو، تزئینات داخلی، زوم بسیار شدید به طوری که عملاً فقط بخشی از بدنه خودرو مشخص بود و ... نیاز به پاک‌سازی داشتند. همچنین وجود دسته‌هایی با تعداد عکس بسیار محدود به عنوان یک چالش دیده می‌شود چراکه شبکه عملاً شانسی برای یادگیری این موارد نداشته است. با دانش به این موارد ترجیح دادیم شبکه را با تمام عکس‌ها و بدون حذف آموزش دهیم اما آنچه حاصل شد دقت بسیار کمی داشت و مطلوب نبود. بنابراین دیتا را پاک‌سازی نمودیم و دسته‌های با دیتا محدود را حذف نمودیم یا در صورتی که دو دسته شباهت زیادی با هم داشتند و قابل ادغام بودند دسته‌ها ترکیب شدند مثلاً خودرو ۲۰۶ تیپ ۵۲ از نظر ظاهری به اندازه‌ای شباهت داشتند که ترکیب نماییم. پس دیتای باقی مانده تعداد دسته‌ها از ۴۳۳ به ۴۰ کاهش یافت.

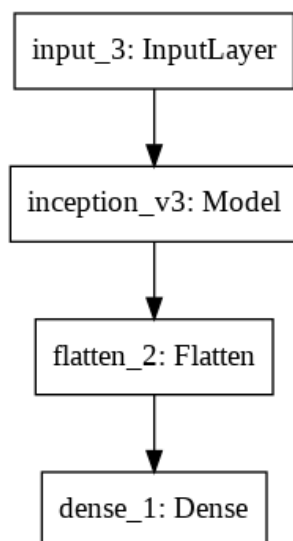


شکل ۲: فراوانی کلاس‌ها قبل از حذف



شکل ۳: فراوانی کلاس‌ها در نهایت

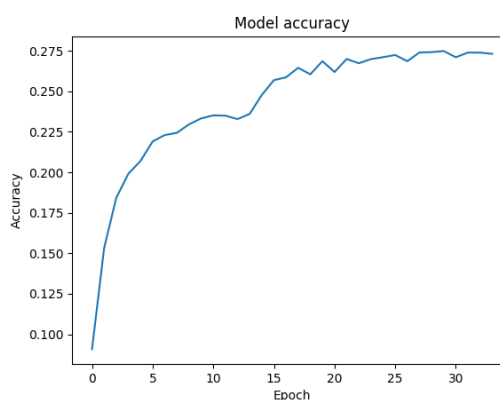
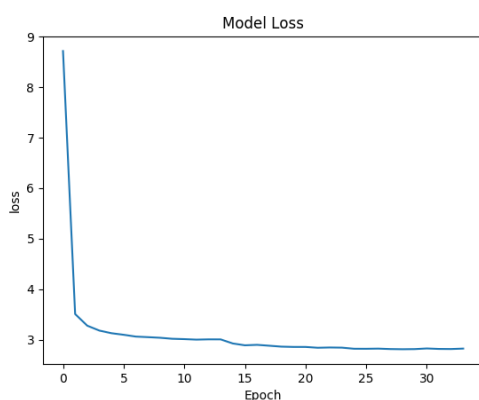
سپس دیتای موجود را با شبکه پیشین مورد آزمایش قرار دادیم. شبکه شامل یک لایه ورودی، یک InceptionV3 و یک لایه Dense با ۴۰ نرون به عنوان خروجی می‌باشد.



شکل ۴: معماری شبکه تشخیص خودرو

تابع هزینه را categorical-cross-entropy قرار دادیم و از categorical-accuracy به عنوان میزان استفاده کردیم. از تابع Adam به عنوان بهینه‌ساز بهره بردیم. میزان learning-rate را در زمان‌هایی که هزینه افزایش داشت، کم نمودیم.

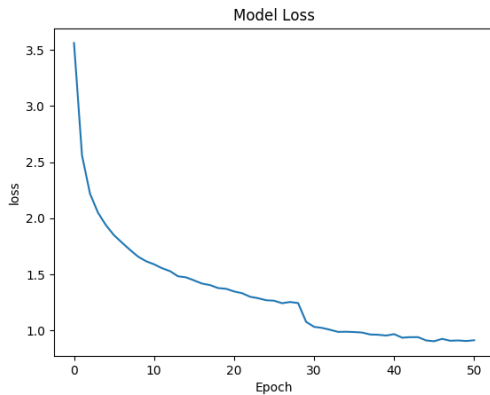
در یادگیری از ۲۸۰۰۰ عکس پاکسازی، شده استفاده شد. در ابتدا کل لایه InceptionV3 را freeze کردیم و یادگیری را انجام دادیم که به دقت ۲۷ درصد انجامید.



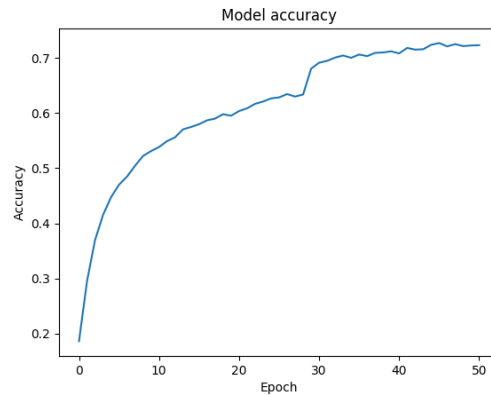
شکل ۶: خطای شبکه در حالتی که کل inception فریز است

شکل ۵: دقت شبکه در حالتی که کل inception فریز است.

در مرحله بعد تقریباً نصف وزن‌های InceptionV3 را trainable نمودیم و از اول یادگیری را انجام دادیم که به دقت قابل قبول ۷۲ رسیدیم.



شکل ۸: خطای شبکه در حالت نهایی



شکل ۷: دقت شبکه در حالت نهایی

• بخش دوم: تسک مربوط به تخمین قیمت :

- در این تسک دیتای موجود چالش‌های مربوط به خود را داشت. متأسفانه امکان حذف سلیقه افراد در قیمت‌گذاری ممکن نیست و شبکه ما چالش را باید بپذیرد. در راستای چالش وجود دیتاهای بسیار کم ترجیح دادیم حذفی صورت نگیرد اما در تست‌هایی که با مدل‌های مختلف صورت گرفت متوجه وجود دیتاهای مشترکی شدیم که به دلایل مختلف قیمت‌هایی مختلف وجود دارند مثلاً تشابه نامی یک مدل قدیمی و مدل گران قیمت امروزی. یا وجود حالت تصادفی که صرفاً دو حالت تصادفی و غیرتصادفی وجود دارد اما میزان آسیب‌دیدگی تعیین نشده است و در نتیجه نمی‌توان براساس آن میزان افت قیمت را بررسی نمود.

با پیاده سازی مدل‌های مختلف و تحلیل عملکرد مدل و همچنین پرسش از افراد مطلع متوجه شدیم که تأثیر سال تولید بر قیمت به صورت نمایی هست. یعنی تفاوت قیمت دو مدل ۹۸ و ۹۷ بسیار بیشتر از دو مدل ۸۸ و ۸۷ می‌باشد. این مورد در میزان کارکرد نیز وجود دارد. در نتیجه اطلاعات را مرحله پیش پردازش بر روی یک تابع نمایی درجه ۳ مپ کردیم به طوری که بهترین حالت مقدار ۱ و بدترین حالت مقدار ۰ داشته باشد.

بخودرو صفر تفاوت قیمت محسوسی دارد در نتیجه یک ورودی باینری برای آن به صورت مجزا افزودیم برای قیمت نیز به صورت عکس از یک تابع جذرگیر استفاده نمودیم چراکه مثلاً اختلاف ۵۰ میلیونی در ماشین‌های ارزان بسیار با معنی‌تر از همین اختلاف در مدل‌های گران قیمت هست و به این صورت سعی شد تفاوت‌ها را جبران نماییم و رفتار خطی‌تری بدست آوریم.

همچنین در ادامه سعی کردیم با حذف اطلاعات مختلف عملکرد را بهبود دهیم چراکه پیچیدگی سیستم کاهش می‌یابد. مثلاً رنگ داخل خودرو و رنگ بدنه خودرو را فاکتورهای کم اهمیت در نظر گرفتیم. البته بهبود چندانی رؤیت نشد اما به کوچک شدن مدل انجامید.

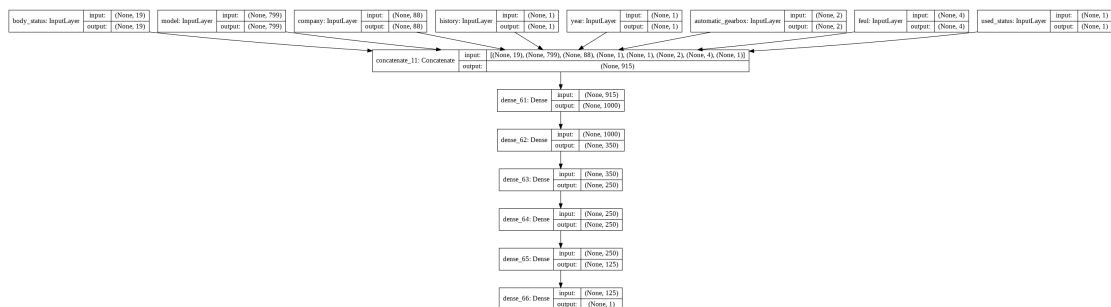
تابع هزینه را نیز تغییر دادیم و نتیجه بهتر شد. در این مورد تابع هزینه به صورت نسبت قدرمطلق اختلاف میزان حقیقی و میزان پیش‌بینی به میزان حقیقی بوده است.

تابع‌های فعال ساز مختلفی امتحان شد و در نهایت ترکیبی از توابع بهترین خروجی را مهیا نمود. میزان استفاده شده mse می‌باشد و بهینه‌ساز sgd هم عملکرد خوبی داشت. توجه شود میزان استفاده شده به این دلیل انتخاب شد که در عمل هم چنین رفتاری می‌تواند برای ما مطلوب باشد.

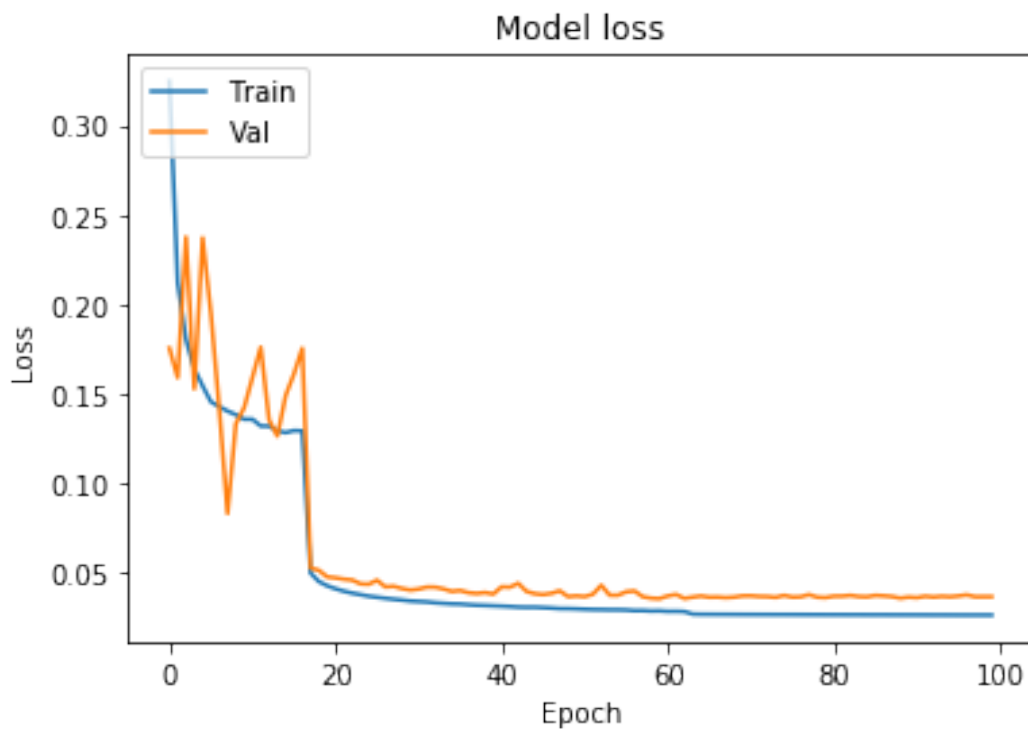
۴ نتایج

• بخش اول: تسک مربوط به تشخیص مدل خودروها:

- در ابتدا که شبکه VGG تمام ۴۳۳ کلاس بدون حذف هیچ داده‌ای استفاده شد، دقت در حدود ۲ درصد بود. سپس بدون تمیزکردن فقط کلاس‌های با تعداد کم داده را حذف کردیم که دقت در حدود ۷ درصد شد.



شکل ۹: ساختمان شبکه مورد استفاده پس از حذف پارامترهای کم اهمیت در تسک تخمین قیمت



شکل ۱۰: - تسک تخمین هزینه روند تغییر تابع هزینه

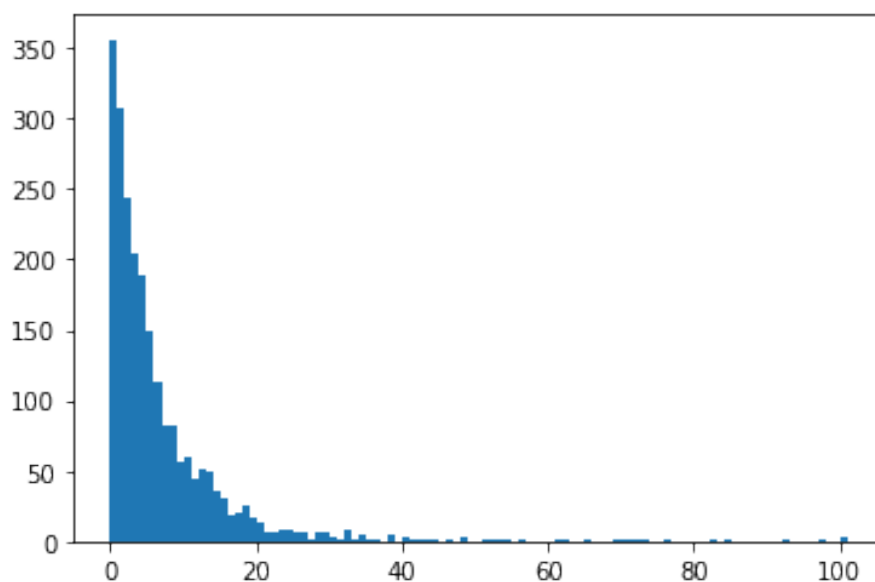
سپس به جای VGG از InceptionV3 استفاده کردیم که دقت را تا ۱۴ درصد بالا برد. حدود نصف شبکه InceptionV3 را trainable کردیم که به ۲۷ درصد دقت رسیدیم. در نهایت با تمیزسازی عکس‌ها و حذف لایه Dense آخر InceptionV3 به ۷۲ درصد دقت در داده train رسیدیم. برای تست، از ۲۰۰۰ عکس جدید پاکسازی شده استفاده کردیم که به دقت ۶۰ درصد رسیدیم.

دقت	روش
۲	حضور تمامی داده‌ها و VGG۱۶
۷	حذف کلاس‌ها با داده کم
۱۴	تغییر به InceptionV3
۲۷	trainable کردن نصف InceptionV3
۷۲	تمیزکردن داده و اصلاح شبکه

• بخش دوم: تسک مربوط به تخمین قیمت خودروها:

- خروجی بدست آمده را طی چند مرحله مذکور بیان می‌نماییم:
 لازم به ذکر است خروجی میانگین اختلاف قیمت پیشبینی شده نسبت به قیمت اصلی می‌باشد.
 در ساده ترین حالت اختلاف ۲۰ درصدی مشاهده شد.
 در صورت استفاده از شبکه با لایه‌های بیشتر تا ۱۴ درصد بهبود یافت.
 در صورت استفاده از پیش پردازش ها تا ۸ درصد بهبود داشته ایم.
 به کمک تغییر تابع هزینه به ۷ درصد دست یافتیم.
 با تغییر مدل و حذف داده‌های غیر ضروری تا ۶ درصد دست یافتیم. همچنین در صورت مشاهده نمودار فراوانی درصدها متوجه تاثیر چند نمونه خاص می‌گردیم.
 با حذف چند مورد مشترک بین تست های مختلف میتوان تا حدود ۵ درصد اختلاف را مشاهده نمود.
 در نهایت با توجه به اشکال میتوان تعداد دفعه یادگیری را در حد ۶۰ در نظر گرفت که تعریف کالک ها نیز پس از حدود همین تعداد دفعه یادگیری دچار توقف می‌شد.

خطا	روش
۲۰	ساده
۱۴	شبکه عمیق تر
۸	پیش پردازش
۷	تغییر تابع هزینه
۶	حذف داده های غیر ضروری
۵	حذف چند داده مخل



شکل ۱۱: هیستوگرام مرحله آخر تسک تخمین هزینه

912024.002025002 - 2013 - لاین - بنرلنگ-GT-ایلیا - real price : 31000000.00000006 estimated price : 676647727.3395175 - 118 %	
999999.0 - 2015 - X4-28 - بنرلنگ - real price : 82000000.0000001 estimated price : 1861391289.9155025 - 126 %	
562499.0625000625 - 1998 - پکاکهرنگ - رونا-انوماکوک - real price : 89000000.0 estimated price : 204393744.20920232 - 129 %	
931224.0012250012 - 2017 - بنرلنگ - هایلرکسیرکینلند-انوماکوک - real price : 53000000.0000001 estimated price : 1069979139.0504885 - 101 %	
748224.0182250182 - 1989 - بنرلنگ - بیگی - real price : 15000000.00000004 estimated price : 74104337.2004535 - 394 %	
776160.0141610142 - 2009 - بنرلنگ - آزرا(گرانجور) - real price : 29500000.00000006 estimated price : 602610338.8968664 - 104 %	
870982.8808927558 - 2010 - لاین - بنرلنگ-GT-ایلیا - real price : 31000000.00000006 estimated price : 640788855.2991068 - 106 %	
999999.0 - 2013 - X4-28 - بنرلنگ - real price : 82000000.0000001 estimated price : 1912012163.0985522 - 133 %	
647213.6747542974 - 1979 - بنرلنگ - بیگی - real price : 15000000.00000004 estimated price : 73906500.34773216 - 392 %	
2275	

شکل ۱۲: نمونه بدترین خروجی دو مدل آخر که مشترکات قابل رؤیت هستند-تسک تخمین هزینه.

۵ تحلیل

نمونه کار مشترکی که بر روی دیتاست ما موجود باشد تا بتوان بر اساس قیاس با آن به تحلیل پرداخت در دسترس نیست. در نتیجه ما با مشاهده کارهای مشابه و همچنین تعریف بیس‌لاین برای کارهایمان به بررسی عملکرد پرداخته‌ایم:

- بخش اول: تشخیص مدل خودرو:
با توجه به دیتای محدودی که در اختیار داشتیم بهترین گزینه استفاده از شبکه‌های از پیش تعلیم دیده هست که ما نیز در شبکه خود از این امکان بهره بردیم. امروزه fine-tuning یکی از کارهای پرطرفدار در مطالعات یادگیری عمیق هست. همچنین شبکه ما با توجه به به هم ریختگی داده موجود و بیس‌لاین پایین خروجی قابل قبولی داشته است. همچنین با توجه به امکانات سخت‌افزاری و زمانی که در اختیار داشتیم استفاده از شبکه‌های عمیق‌تر چندان مطلوب نبود. همچنین محدودیت دیتای در اختیارمان و محدودیت‌های پردازشی باعث شد که کلاس‌های مورد دسته‌بندی را کاهش دهیم که در غیر این صورت عملکرد سیستم بسیار افت می‌کرد. و این مورد در سایر کارهای مطالعاتی مشاهده می‌گردد. و برای امتناع از این مورد نیاز به دیتاست بسیار بیشتری هست. همچنین می‌توان وزن‌های کمتری را freeze نمود. سخت‌گیری بیشتر در تمیز نمودن داده نیز بسیار موثر است. همچنین استفاده از کلاس‌های با تعداد داده نزدیک به هم خطا را کاهش می‌دهد. بعد از تست کلاس‌هایی که بیشتر از بقیه، اشتباه دسته‌بندی شده بودند، بازبینی کردیم. و به این نتیجه رسیدیم که شبکه بیشتر به ابعاد ماشین توجه دارد و کاستی‌هایی در نگاه به جزئیات موجود است.

- بخش دوم: تخمین قیمت خودروها:
در این مورد بیس‌لاین مشخصی مانند آنچه در سیستم‌های کلاس بندی وجود دارد در اختیار نداریم. برای بیس‌لاین سیستم‌هایی که عملیات تخمین قیمت را انجام می‌دهند و در اینترنت موجود هست را بررسی نموده و متوجه شدیم به صورت میانگین بازه‌هایی در حدود ۱۰ درصد را به عنوان تخمین معرفی می‌کنند حال آنکه سیستم‌هایی مبتنی بر روابط ریاضی هستند. بررسی دقت مقالات و این سیستم‌ها نشان می‌دهد که دقت حدود ۱۰ درصد می‌تواند مطلوب باشد. دقت به این صورت تعریف می‌شود که اختلاف مثبت قیمت خودرو و میزان پیش‌بینی شده نسبت به قیمت اصلی باشد. همچنین نمودار هیستوگرام نمایش داده شده بیان می‌کند که سیستم موارد زیادی را با دقت بسیار خوبی یعنی در حدود کمتر از ۳ درصد تخمین زده و موارد محدود که بر اثر چالش‌های ذکر شده ایجاد شده‌اند مشکل‌زا هستند. شبکه پیاده شده ساده بود و اتفاقاً با نگاه مهندسی سیستم مطلوب سیستمی است که کمترین پیچیدگی را داشته باشد. البته محدودیت دیتای ما نیز برای ترین یک شبکه پیچیده کافی نبوده است. از طرفی خروجی حاصله هم مورد قبول است. این درحالی است که طراحی یک سیستم با روش‌های کلاسیک و مبتنی بر روابط ریاضی می‌تواند پیچیدگی زیادی داشته باشد که شبکه این پیچیدگی را در زمان طراحی ما کاهش داده است.

۶ کارهای آینده

- تشخیص خودرو:

- جمع‌آوری داده بیشتر و کامل‌تر
- استفاده از شبکه پیچیده‌تر و با تعداد کمتری از وزن فریز شده
- توجه به فیلترهای لایه‌های آخر و خطایابی مشکل توجه کم به جزئیات

- تخمین قیمت:

- استفاده از داده بیشتر
- استفاده از تصاویر در شبکه

- [1] ALSAADI & Elham Mohammed Thabit (2019) Auto Animal Detection and Classification Using Deep Learning.
- [2] H. He & Z. Shao & J. Tan (2015) Recognition of Car Makes and Models From a Single Traffic-Camera Image,” ,IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems
- [3] Jesus Lagoa & Fjo De Ridderb & Bart De Schuttera (2018) Forecasting spot electricity prices: Deep learning approaches and empirical comparison of traditional algorithms
- [4] Erik Matel & Faridaddin Vahdatikhaki & Siavash Hosseinyalamdary & Thijs Evers & Hans Voordijk (2019): An artificial neural network approach for cost estimation of engineering services , *International Journal of Construction Management*
- [5] Mohammad Hossein Rafiei & S.M.ASCE1 & Hojjat Adeli (2015) Novel Machine Learning Model for Estimation of Sale Prices of Real Estate Units
- [6] Justin Sirignano & Rama Cont (2019) Universal features of price formation in financial markets perspectives from deep learning
- [7] Adnan Ramakić & Zlatko Bundalo & Dušanka Bundalo & Bojan Rakita (2019) People Identification Based on Person Image and Additional Physical Parameters Comparison