



دانشگاه تربیت دبیر شهید رجائی
دانشکده مهندسی کامپیوتر

برچسب زنی مبتنی بر جستجوی تصاویر با استفاده از مدل های عمیق

دانشجو: محیا محمدی کاشانی

استاد راهنما: دکتر سید حمید امیری

استاد مشاور: مهندس محمد مهدی حسینی

اسفند ماه ۱۳۹۷

House , Waistcoat



terrain

Girl, pullover



coral, reefs

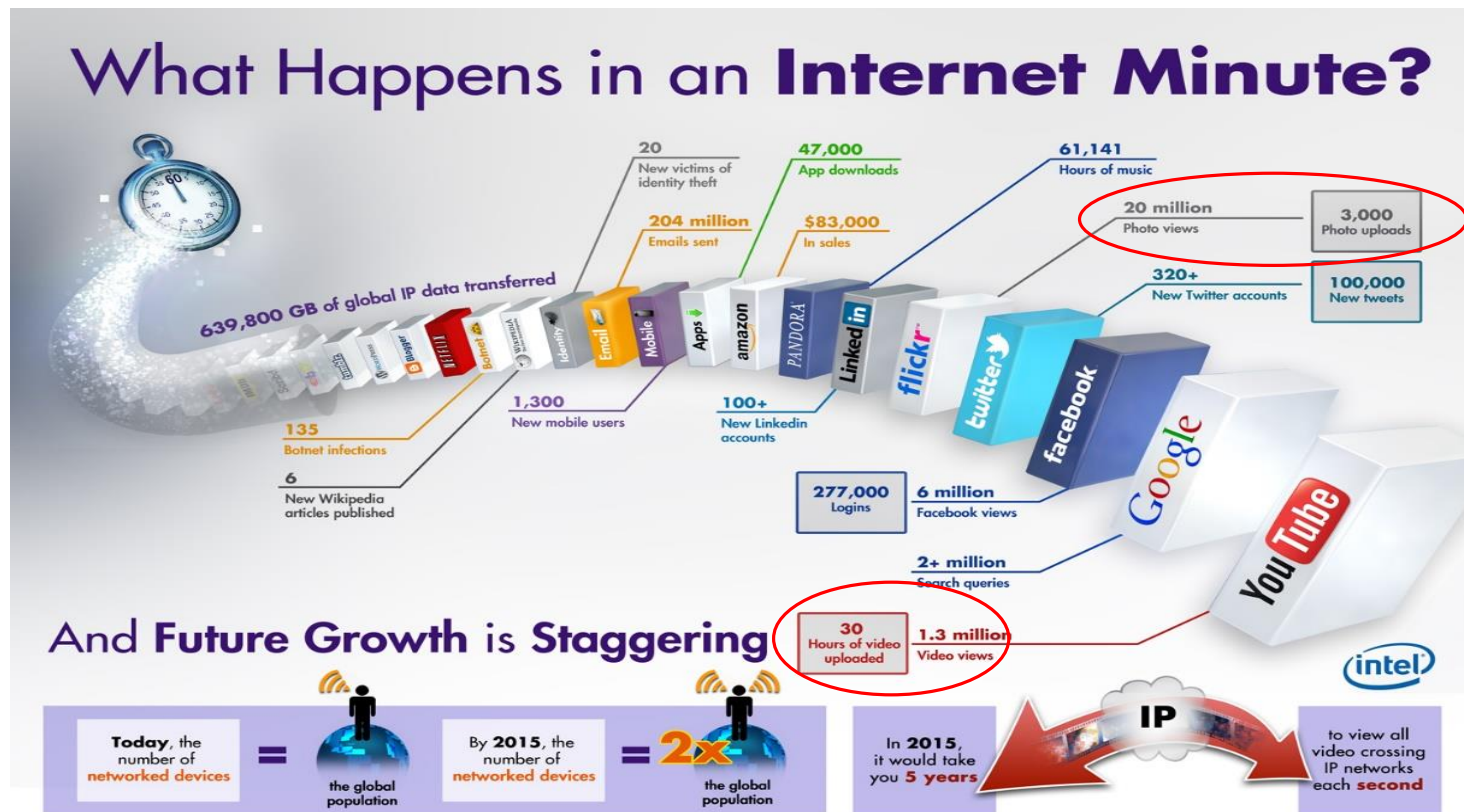


ocean, fish

People



مقدمه



“What Happens in an Internet Minute”, By Lena Long, Dec 13th, 2013



سامانه برچسب زنی خودکار تصاویر

تصویر ورودی



استخراج ویژگی

نسبت دهی
برچسب ها

تصویر خروجی

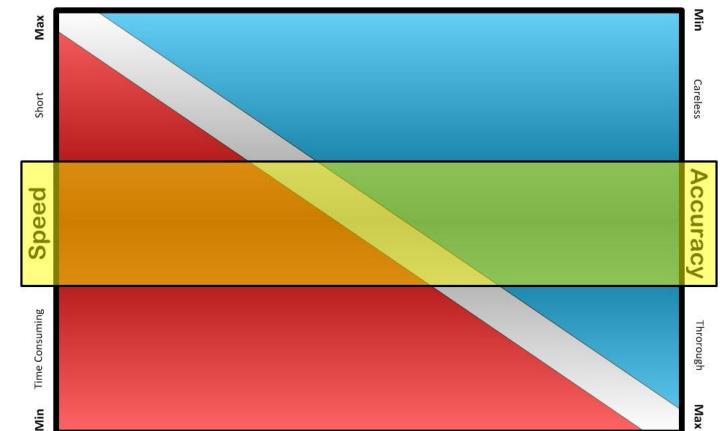
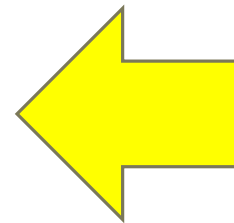
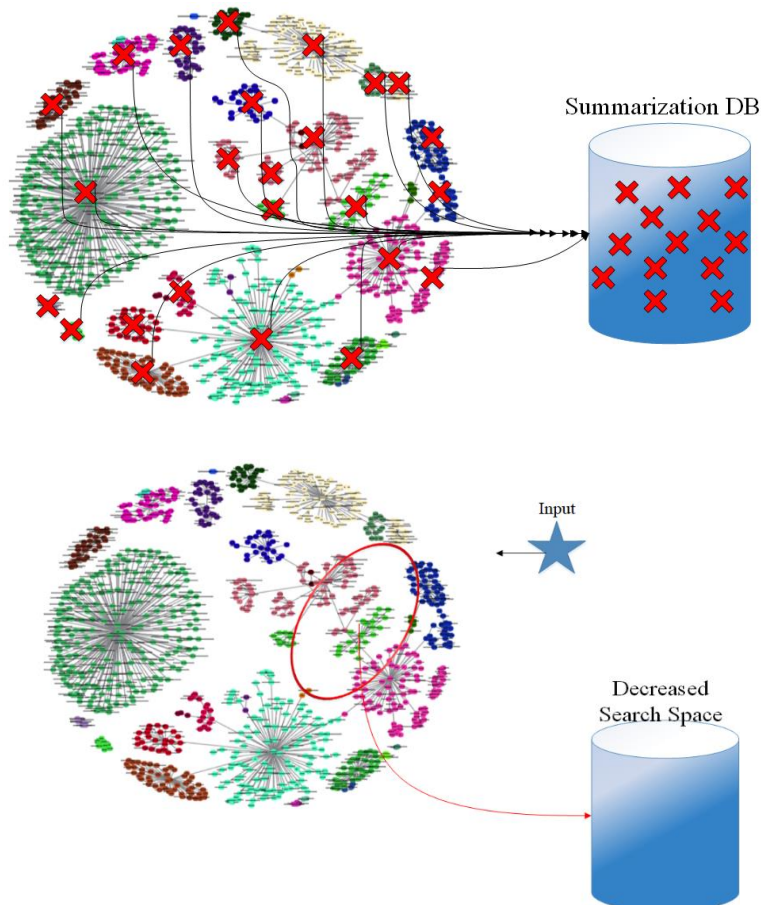


Panda, Black, Tree,
Wildlife



هدف تحقیق

AUTOMATIC IMAGE ANNOTATOR



پیدا کردن نقطه بهینه برای کارآمدی عملکرد و سرعت
اجرای سامانه

“<http://bhexperience.blogspot.com>”



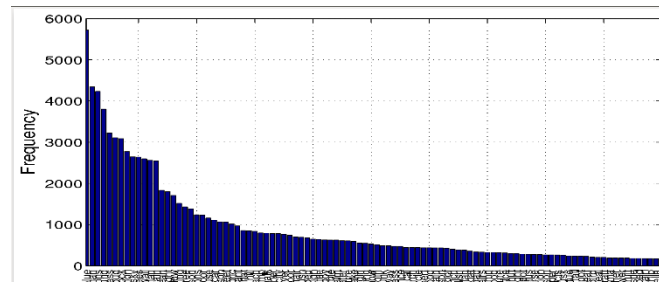
Sky



چالش برچسب زنی ناقص

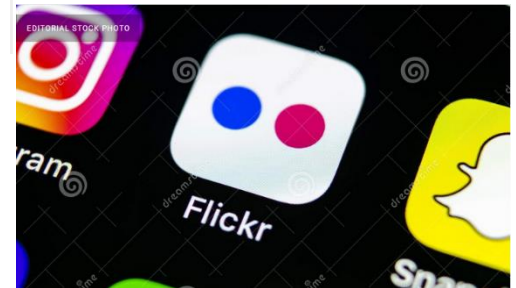
چالش های برچسب زنی

- شکاف معنایی
- برچسب زنی ناقص
- عدم توازن کلاس ها
- ناتوانی در به کارگیری الگوریتم ها برای داده های بزرگ
- ابهام برچسب ها
- هم پوشانی ساختاری



عدم توازن کلاس

شکاف معنایی



"ICT Pulse, www.dreamstime.com"



cars, tracks, prototype



grass, flowers, petals



sky, grass, plane, lion



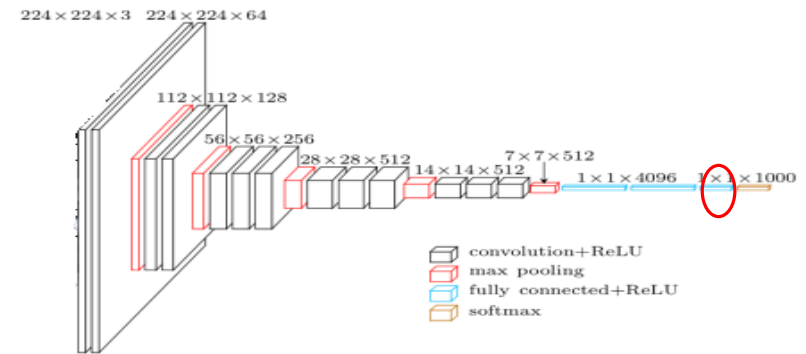
tree, grass, tiger, park

ابهام برچسب ها



استخراج ویژگی با استفاده از مدل های یادگیری عمیق

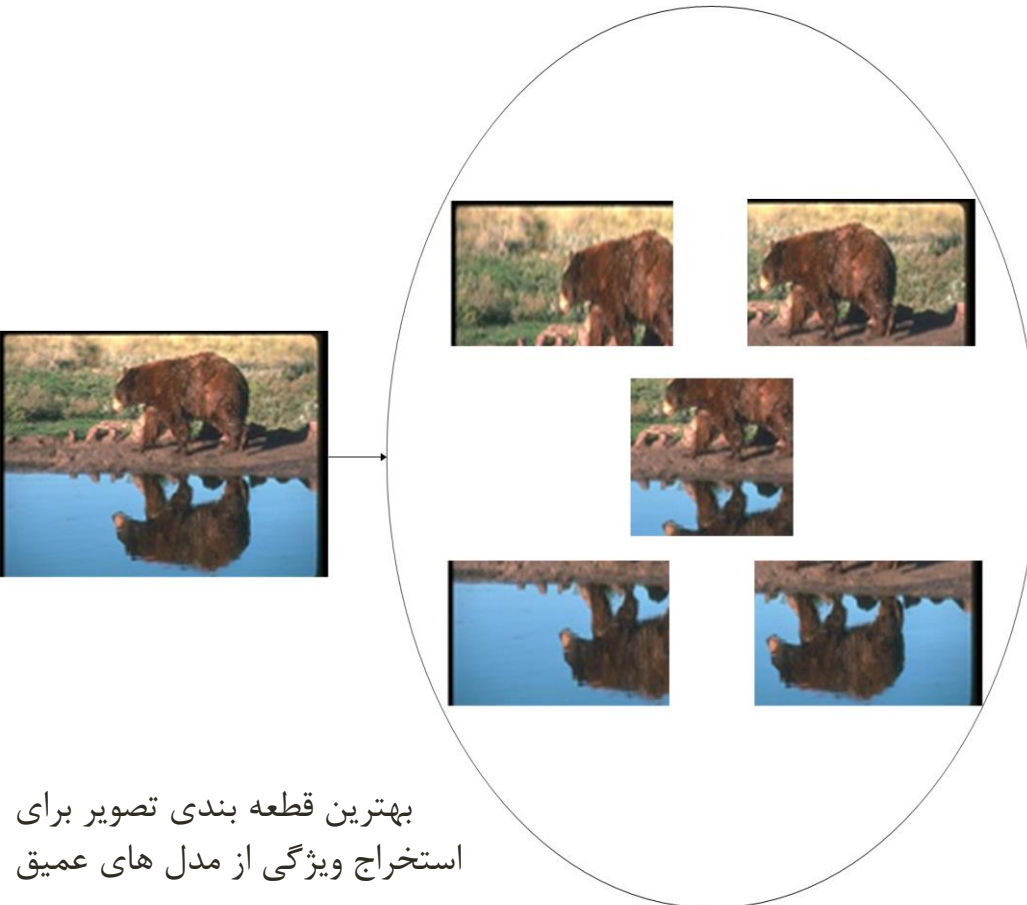
معماری شبکه عصبی VGG-Net

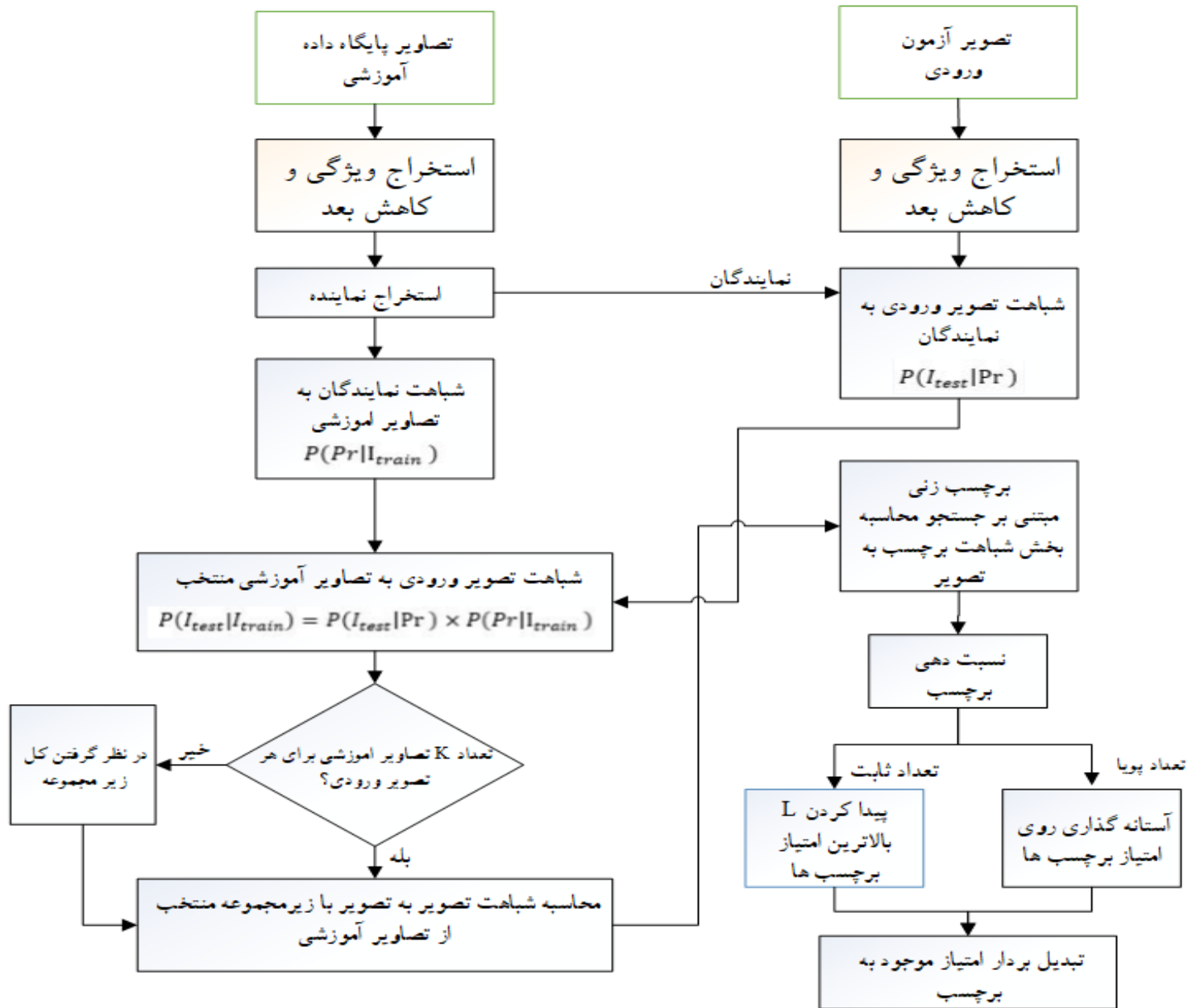


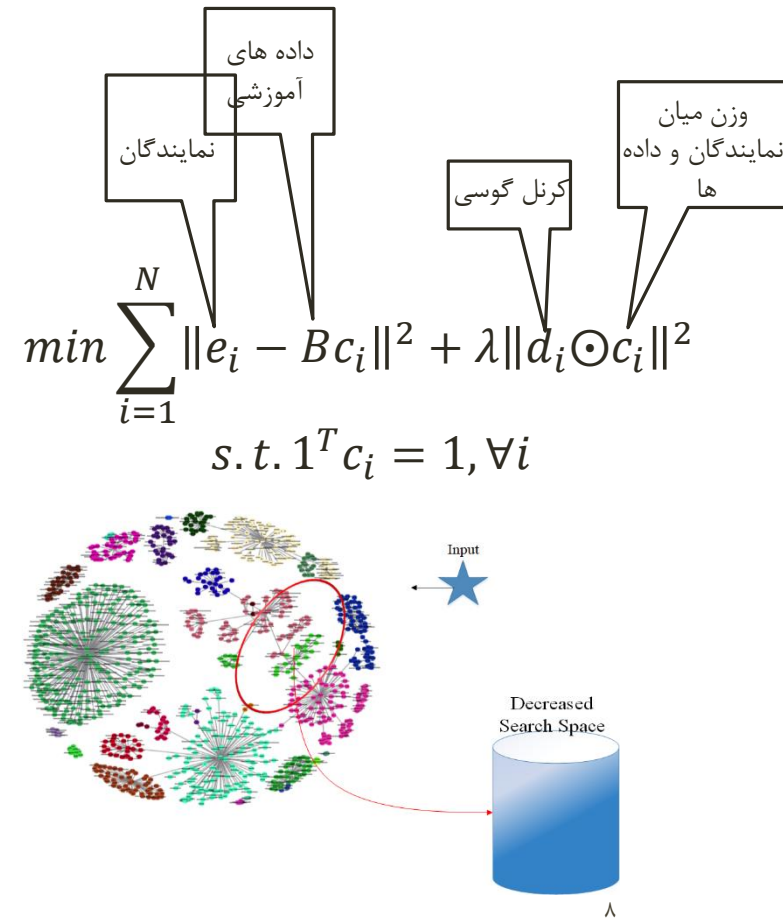
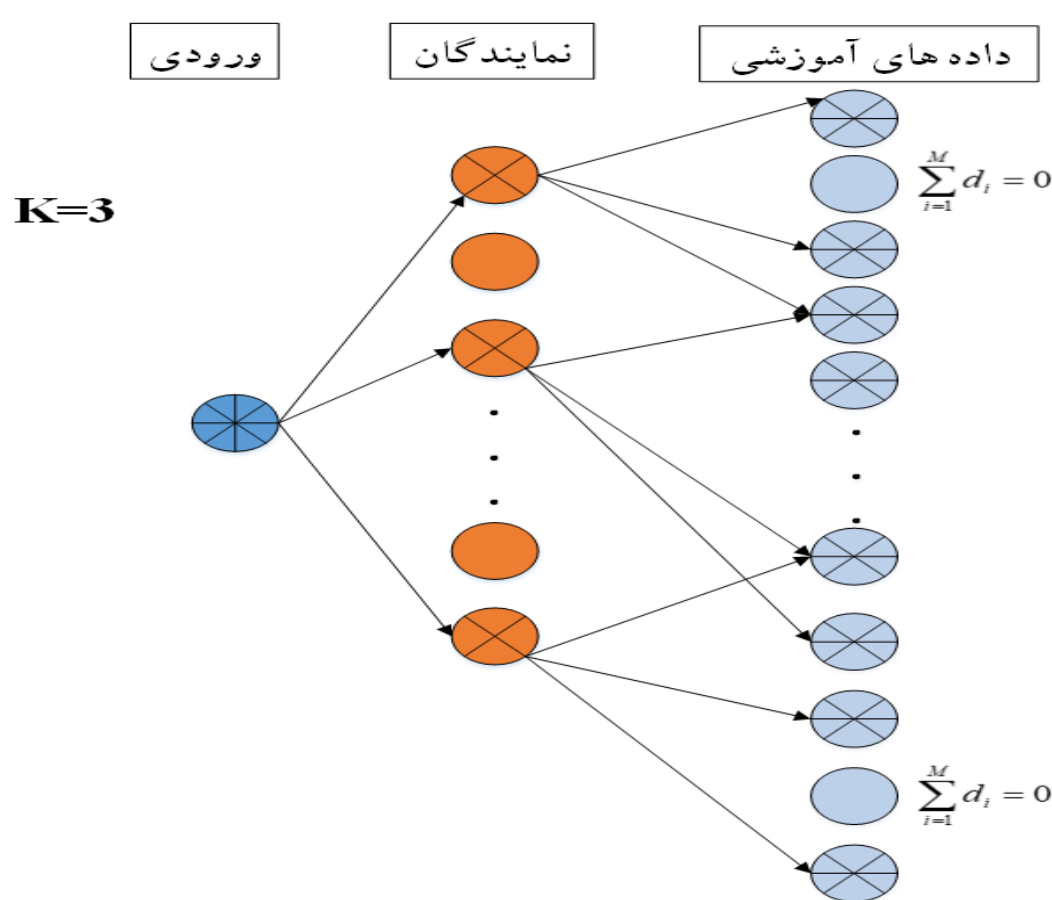
VERY DEEP CONVOLUTIONAL NETWORKS FOR LARGE SCALE IMAGE RECOGNITION, (K. Simonyan, 2015) شکل (8)

Other Frame Works

- ResNet101
- Dense169





محاسبه بازسازی تنک و $P(I_{test}|Pr)$ و $P(Pr|I_{train})$ 



روش پیشنهادی برای برچسب زنی تصاویر

$$P(I_{test}|I_{train}) = P(I_{test}|Pr) \times P(Pr|I_{train})$$

$$p(l_i|A) = \frac{p(A|l_i)p(l_i)}{p(A)}$$

مدل سازی مسئله به
پیدا کردن احتمال
ثانویه

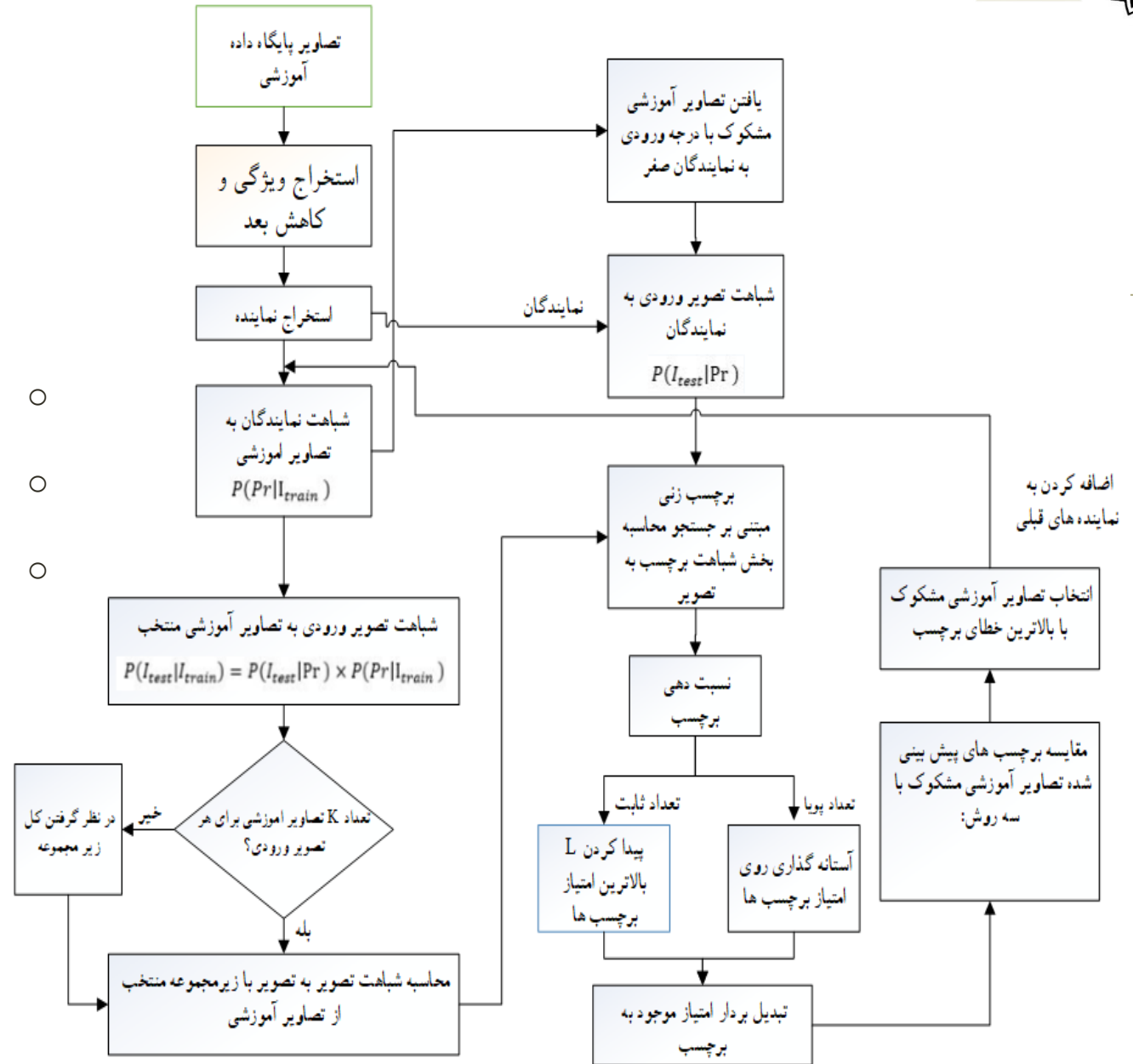
$$y^* = \arg \max_i p(l_i|J)$$

بهترین برچسب برای تصویر
ورودی

نسبت دهی برچسب

➤ نسبت دهی ثابت برچسب

➤ نسبت دهی پویا برچسب ← آستانه گذاری تطبیقی



- خطای مطلق برچسب های پیش بینی شده (RTIAFA)
- خطای نسبی برچسب های پیش بینی شده (RTIRFA)
- جمع وزن دار خطای مطلق برچسب های پیش بینی شده (RTIRA)



مجموعه داده های آزمایش شده

اطلاعات آماری مجموعه داده گان برچسب زنی

تعداد برچسب به ازای هر تصویر (حداکثر، میانه، میانگین)	تعداد تصاویر تست	تعداد تصاویر آموزشی	تعداد برچسب ها	تعداد تصاویر	پایگاه داده
۴/۷, ۵, ۱۵	۲۰۸۱	۱۸۶۸۹	۲۶۸	۲۰۷۷۰	ESP-Game
۵/۷, ۵, ۲۳	۱۹۶۲	۱۷۶۶۵	۲۹۱	۱۹۶۲۷	IAPR TC-12
۵/۲۷, ۴, ۴۰	۱۷۷۲۴	۴۱۳۵۹	۲۹۵	۵۹۰۸۳	Flickr59k
۵/۸۸, ۵, ۶۴	۳۷۴۵۲	۸۷۳۸۸	۵۶۸	۱۲۴۸۴۰	Flickr125k

tag set

Flickr



houstontx, houston, downtown, harriscounty, southside, hdr, **landscape**, cityscape, ben, texas, usa, skyscrapers, canon40d, 40d



350d, dacha, houseslippers, **landscape**, sigma1770f2845, uyma, slippers, flickr, explore, interestingness



stone, stones, river, water, reflection, sky, blue, brown, wet, dry, underwater, ripples, song, it-stonedme, vanmorrison, betws, **bridge**, amman, fotocyfer, sonyalpha350

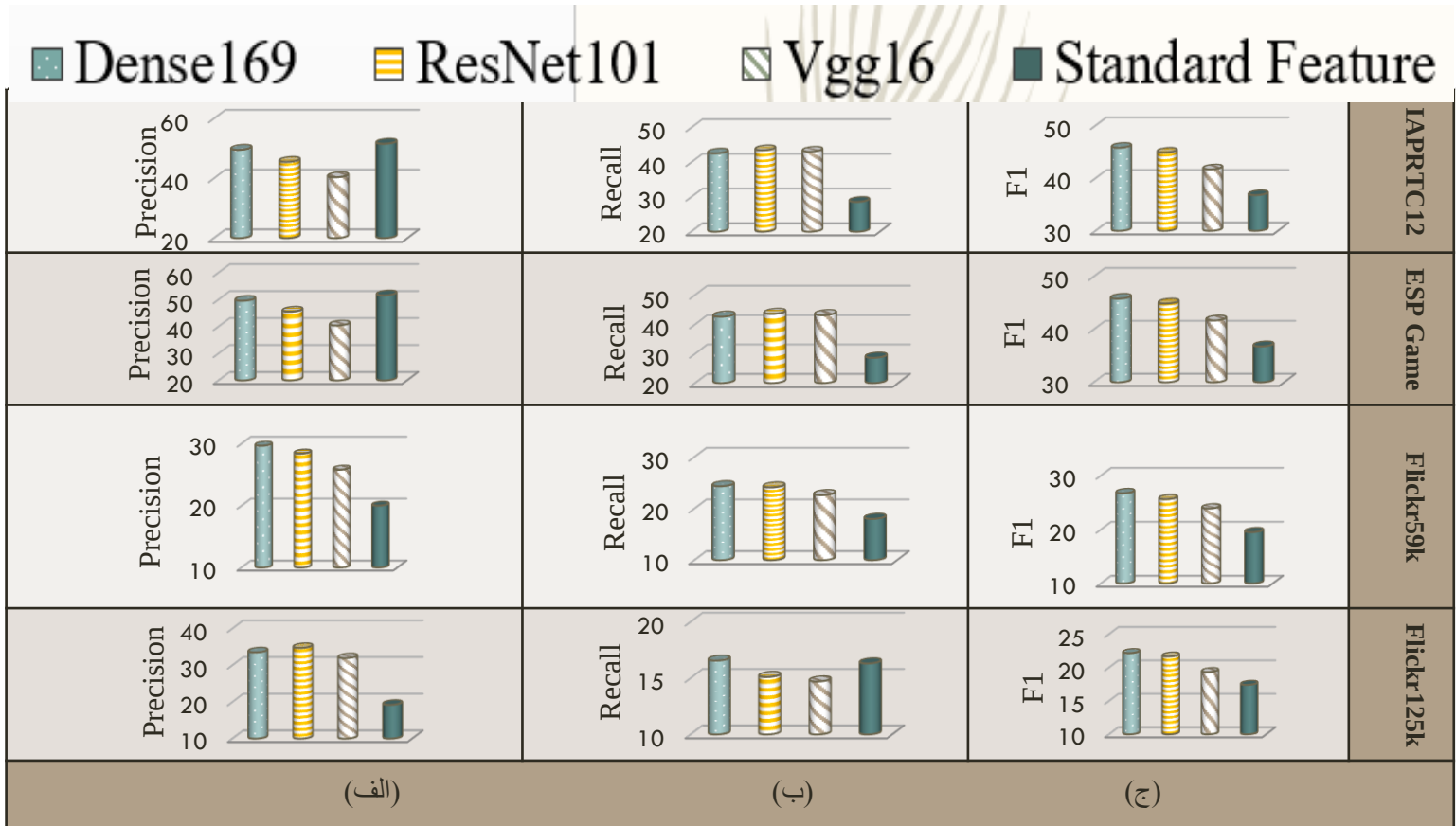


bridge, motel, seattle, sign, toddbates

IAPR TC-12 images			
Ground-truth	cloud, eagle, sky, mountain, rock	flower, rock, sky	car, cloud, grass, house, sky, tree



مقایسه و بررسی ویژگی های یادگیری ژرف مختلف



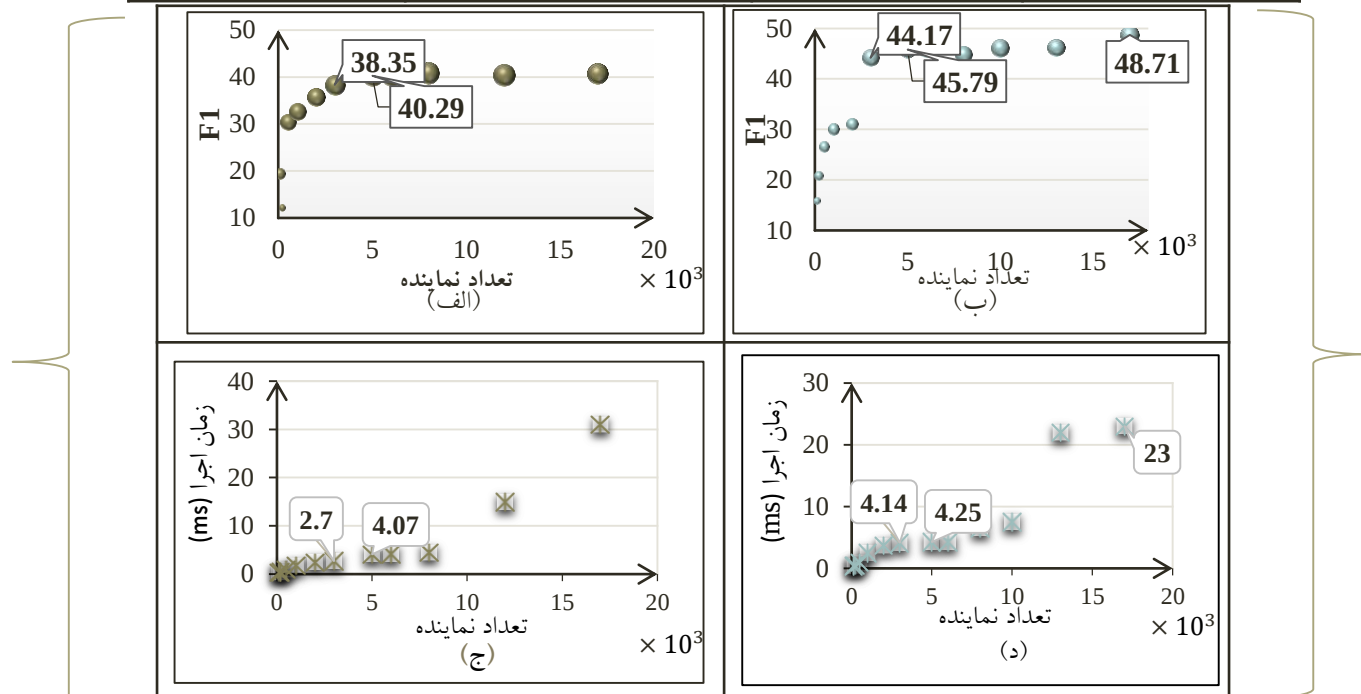
ارزیابی سامانه‌ی برچسب‌زنی کاهش فضای جستجو به ازای ویژگی‌های مدل‌های یادگیری عمیق برحسب میانگین دقت (الف)، میانگین یادآوری (ب) و F1 (ج)



آنالیز حساسیت تعداد نمایندگان

جدول (۱) تعیین پارامتر K نزدیک ترین همسایگی طی بازسازی وزن ها بر روی مجموعه دادگان مختلف

Data Set	IAPRTC12	ESP Game	Flickr
K	4	4	9

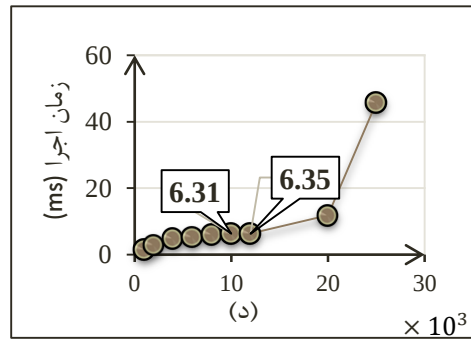
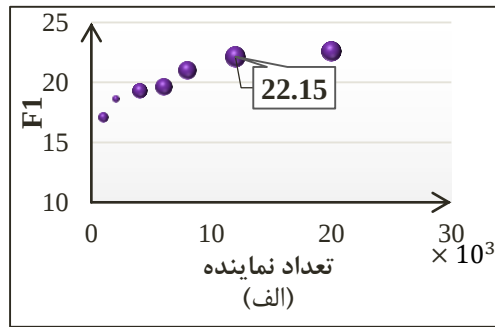
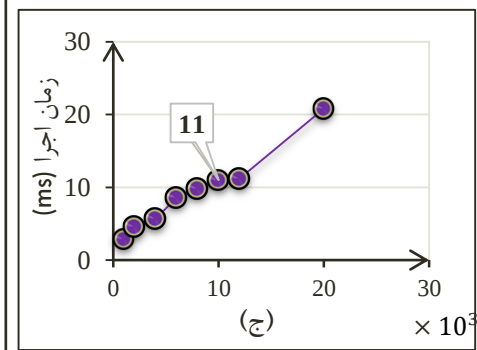
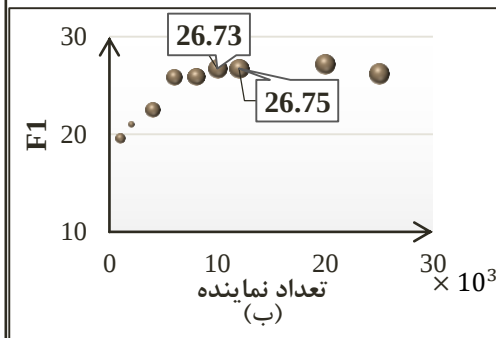


ارزیابی کارایی سامانه برچسب زنی به ازای نمایندگان و زمان اجرای برچسب زنی برای یک تصویر ورودی



آنالیز حساسیت تعداد نمایندگان

Flickr59k



Flickr125k

ارزیابی کارایی سامانه برچسب‌زنی به ازای نمایندگان و زمان اجرای برچسب‌زنی برای یک تصویر ورودی

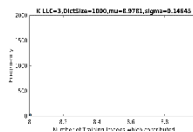
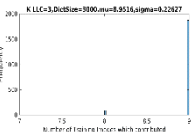
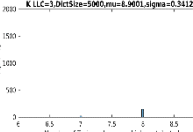
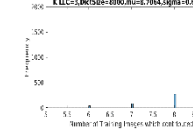
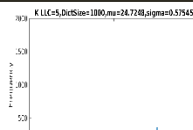
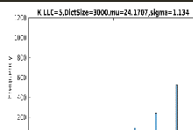
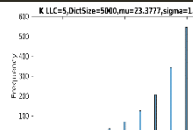
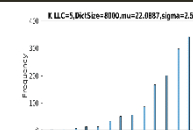
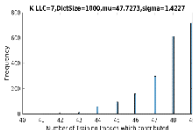
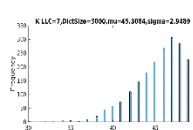
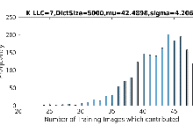
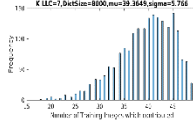
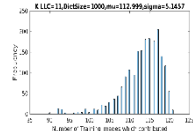
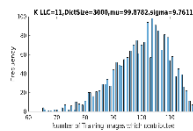
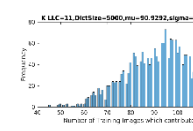
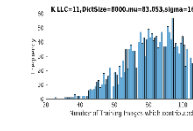


آنالیز حساسیت بر روی پارامتر K

K	IAPRTC12	Esp-Game	Flicker59k	Flicker125k
3	41/8	35/2	21/9	18/7
5	44/18	40/29	22/81	19/54
7	45/79	40/44	24/56	21/45
11	46/23	40/89	26/73	22/15



تحلیل تصاویر آموزشی موثر به ازای هر تصویر ورودی

M K	1K	3K	5K	8K
3	 $0/14 \delta$ و $7/8 \mu$	 $0/22 \delta$ و $8/95 \mu$	 $0/34 \delta$ و $9/8 \mu$	 $0/66 \delta$ و $7/8 \mu$
5	 $0/57 \delta$ و $24/72 \mu$	 $1/31 \delta$ و $24/17 \mu$	 $1/69 \delta$ و $23/72 \mu$	 $2/55 \delta$ و $22/08 \mu$
7	 $1/42 \delta$ و $47/72 \mu$	 $2/95 \delta$ و $45/3 \mu$	 $2/4 \delta$ و $42/48 \mu$	 $5/76 \delta$ و $39/37 \mu$
11	 $1/5 \delta$ و 112μ	 $9/76 \delta$ و $87/99 \mu$	 $13/28 \delta$ و $92/90 \mu$	 $16/53 \delta$ و $83/05 \mu$

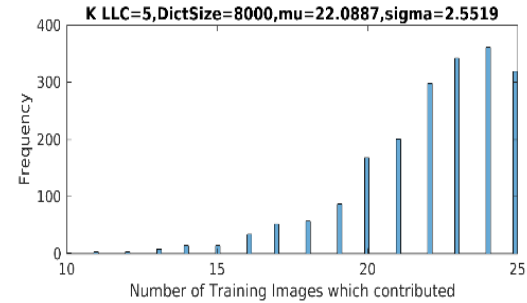
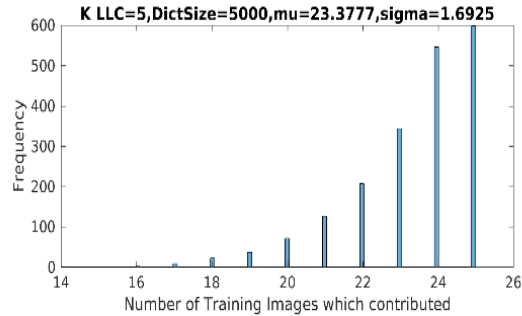


5K

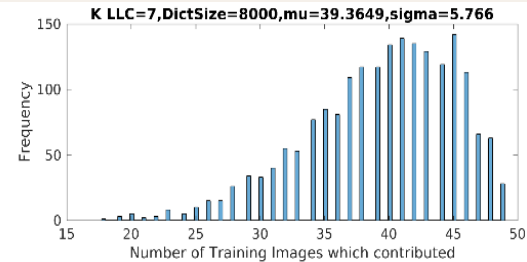
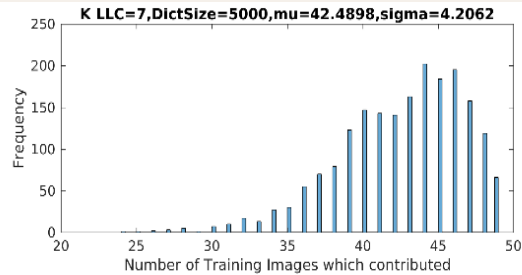
8K

M

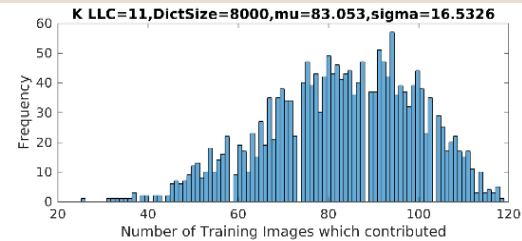
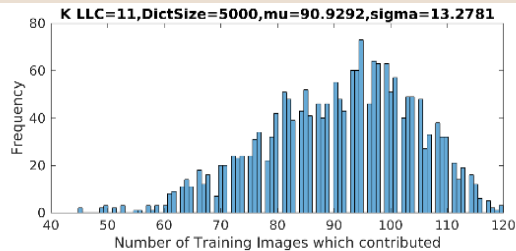
K



5

1/31 δ و 24/17 μ 1/69 δ و 72/23 μ 

7

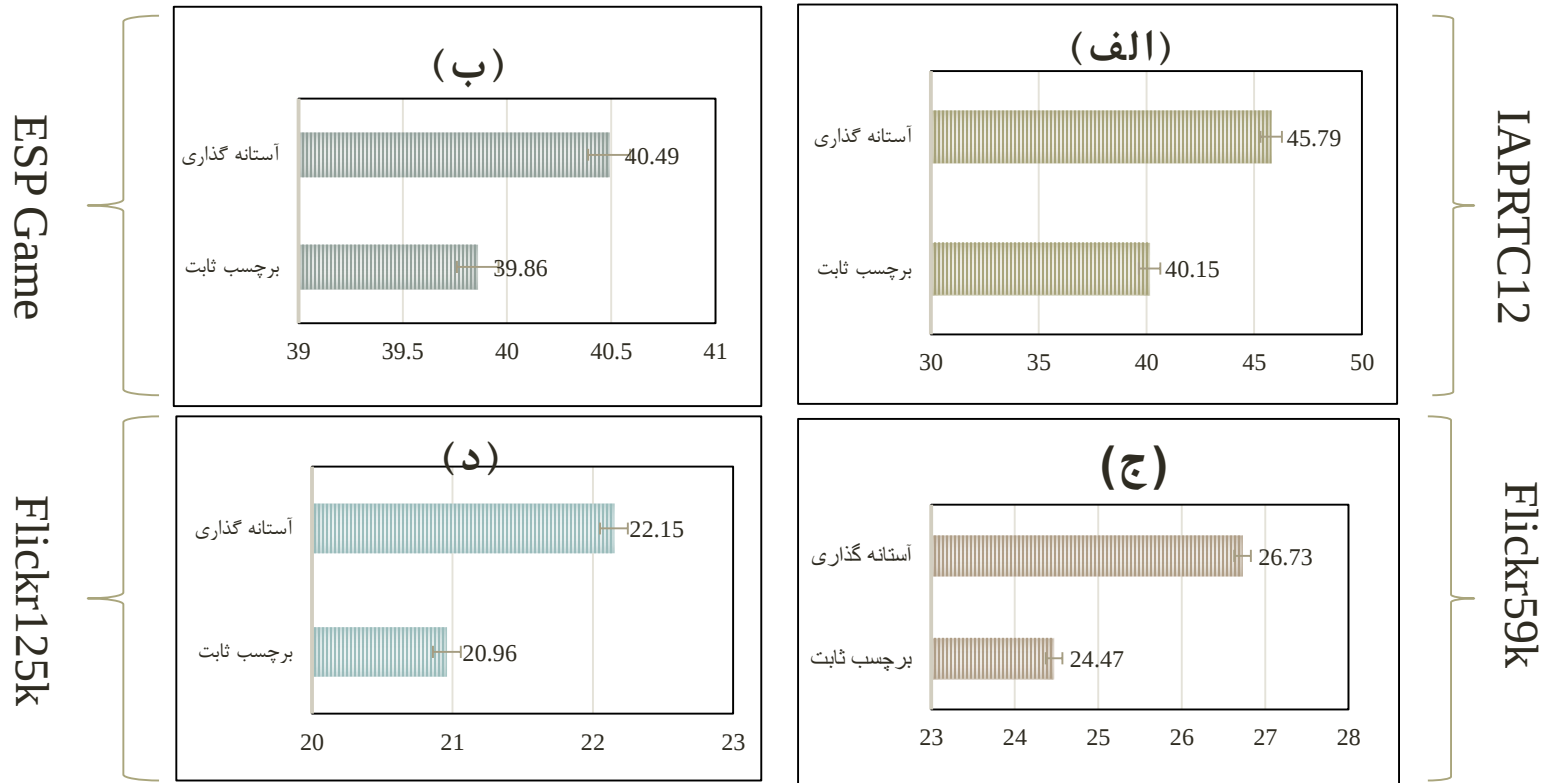
2/95 δ و 45/3 μ 2/4 δ و 42/42 μ 

11

9/76 δ و 99 μ 13/28 δ و 92/90 μ



نسبت دهی برچسب ثابت و پویا (تطبیقی)



شکل (۱۵) مقایسه کارایی معیار F1 به ازای دو رویکرد برچسب زنی تصویر



Method	Feature	ESP Game			IAPRTC-12			Flickr59k			Flickr125k		
		P	R	F1	P	R	F1	P	R	F1	P	R	F1
JEC	Standard	0.22	0.25	0.23	0.28	0.29	0.29	-	-	-	-	-	-
MBRM	Standard	0.18	0.19	0.19	0.24	0.23	0.24	-	-	-	-	-	-
Tag Prop (ML)	Standard	0.49	0.2	0.28	0.48	0.25	0.33	-	-	-	-	-	-
Tag Prop (δ ML)	Standard	0.39	0.27	0.32	0.46	0.35	0.4	-	-	-	-	-	-
Fast Tag	Standard	0.46	0.22	0.3	0.47	0.26	0.34	-	-	-	-	-	-
KSVM-VT	Standard	0.33	0.32	0.33	0.47	0.29	0.36						
NMF-KNN	Standard	0.33	0.26	0.29	-	-	-	-	-	-	-	-	-
CCA-KNN	CNN-VGG16	0.46	0.36	0.41	0.45	0.38	0.41	-	-	-	-	-	-
2PKNN	Standard	0.51	0.23	0.32	0.49	0.32	0.39	-	-	-	-	-	-
2PKNN(ML)	Standard	0.53	0.27	0.36	0.54	0.37	0.44	-	-	-	-	-	-
MVSAE	SAE	0.47	0.28	0.34	0.43	0.38	0.4	-	-	-	-	-	-
Mvg-NMF	Standard	0.41	0.33	0.37	0.46	0.4	0.43	-	-	-	-	-	-
2PKNN-without Normalization	CNN-Dense169	0.49	0.32	0.39	0.53	0.32	0.4	0.34	0.25	0.29	0.42	0.18	0.25
2PKNN	CNN-Dense169	0.44	0.4	0.42	0.50	0.41	0.44	0.31	0.29	0.30	0.33	0.23	0.27
DSSM (our method)	CNN-Dense169	0.44	0.37	0.405	0.49	0.42	0.44	0.3	0.25	0.27	0.33	0.16	0.22
RTIAFA (our method)	CNN-Dense169	0.43	0.39	0.41	0.45	0.43	0.43	0.30	0.26	0.27	0.34	0.19	0.24
RTIRFA (our method)	CNN-Dense169	0.439	0.376	0.40	0.45	0.44	0.45	0.25	0.28	0.27	0.31	0.18	0.23
RTIRA (our method)	CNN-Dense169	0.44	0.37	0.403	0.46	0.44	0.45	0.27	0.26	0.27	0.32	0.18	0.22



پیش بینی برچسب بر روی تصاویر مجموعه داده ها



Predicted tags:

Mountain,
river, tree



Predicted tags:

Boy, child, girl,
man, wall,
woman



Predicted tags:

Portrait, canon,
Nikon, animal,
dog, cute

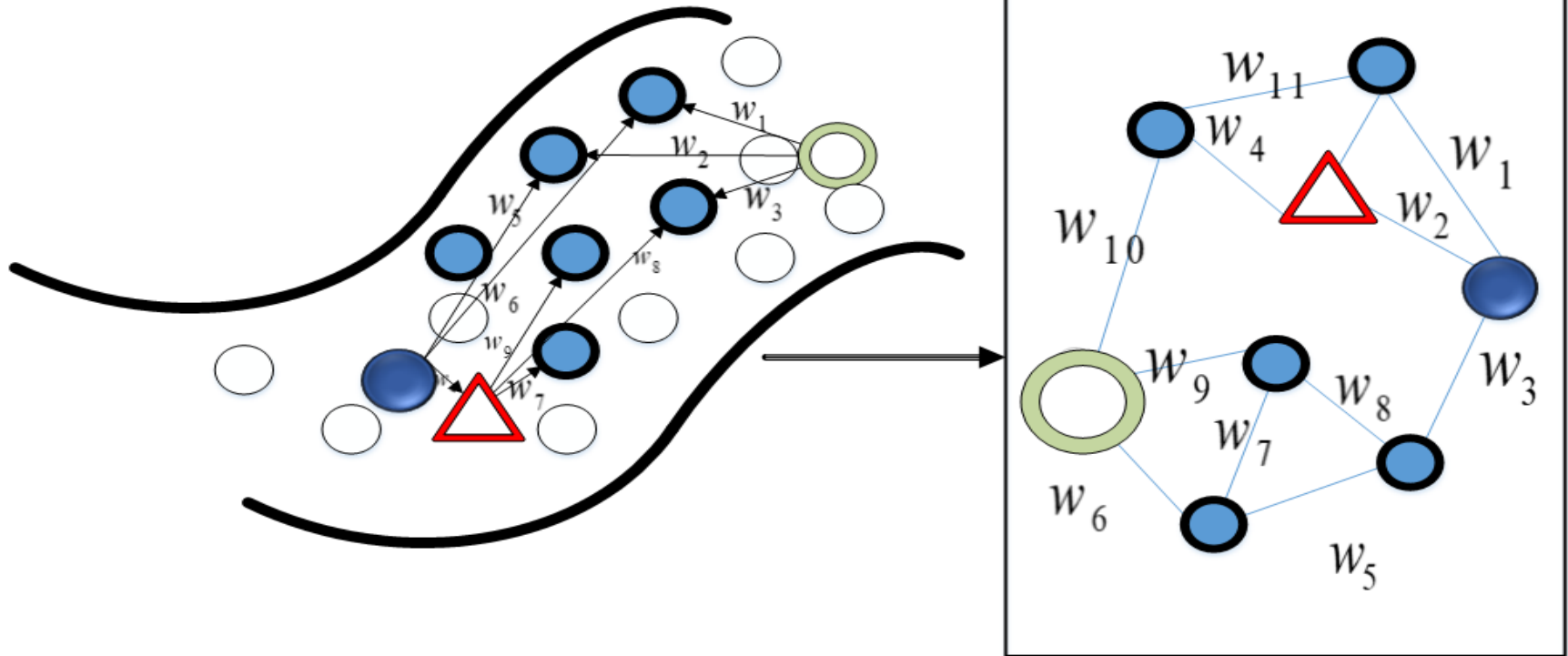


Predicted tags:

Wildlife,
animal, nature,
photos



خلاصه سازی پایگاه داده آموزشی برای برچسب زنی خودکار تصاویر مبتنی بر جستجو



نمونه گراف ساخته شده از نمایندگان و مجموعه آموزشی



انتشار چند برچسبی روی گراف

$$Q(F) = \sum_{i=M, i \notin N}^P \sum_{j: x_j \in \mathcal{N}(x_i)} W_{ij} \|F_i - F_j\|^2 + \gamma \sum_{i=M, i \notin N}^P \|F_i - Y_i\|^2 \quad (1)$$

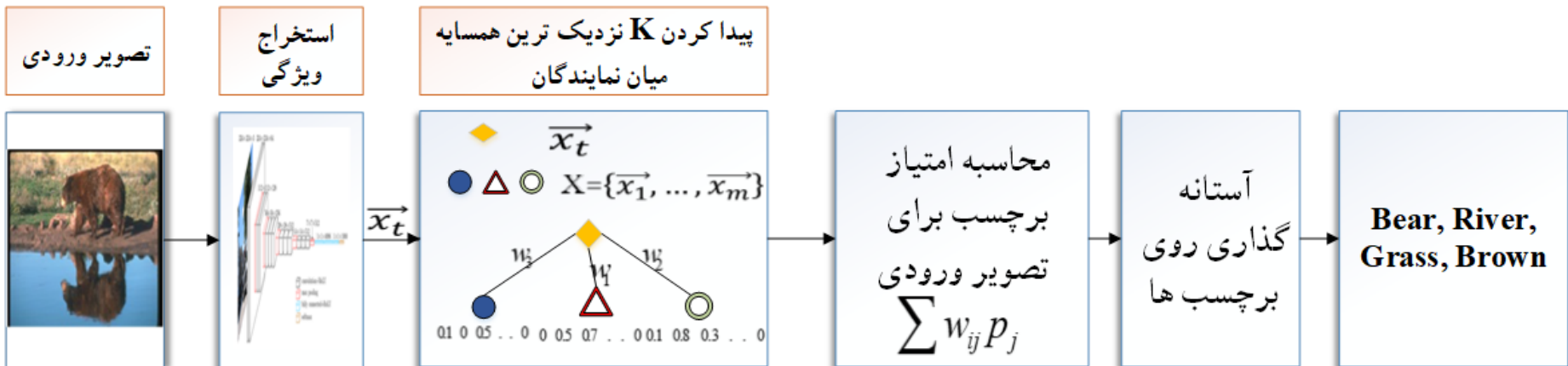
الگوریتم خلاصه سازی پایگاه داده

- ✓ وزن گراف برای رئوس نمایندگان و داده های آموزشی از طریق بازسازی تقریبی کدگذاری خطی محدودیت محلی (LLC)
- ✓ $W > 0$
- ✓ $W = \frac{W^T + W}{2}$
- ✓ $0 < \alpha < 1$ ، $F(t+1) = \alpha F(t) + (1-\alpha)Y$
- ✓ $F^{(t+1)}(u)_{u \in X} = F^{(t)}(u)_{u \in X}$



روش پیشنهادی سامانه برچسب زنی با خلاصه سازی پایگاه داده

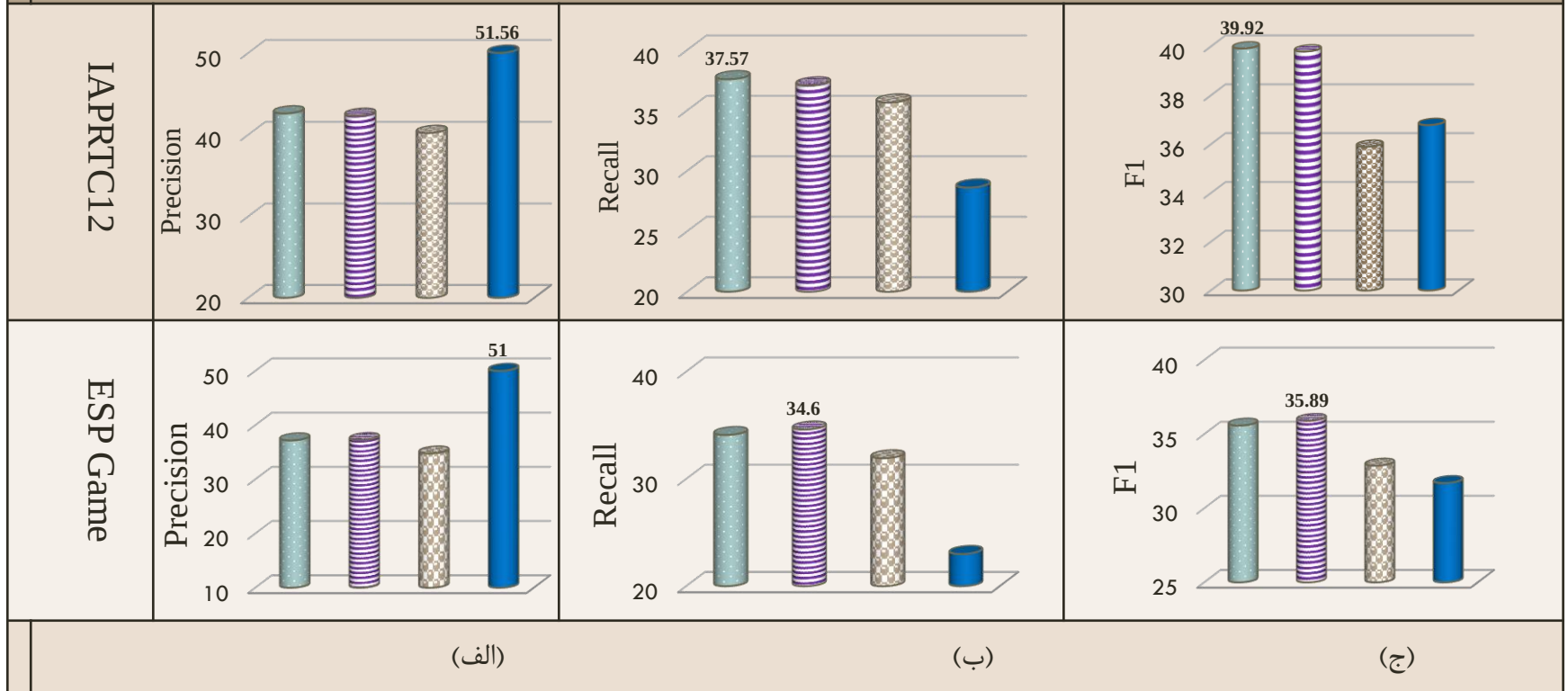
فاز آزمون روش خلاصه سازی پایگاه داده





مقایسه عملکرد سامانه‌ی برچسب‌زنی بر روی ویژگی‌های مختلف نسبت به روش پایه

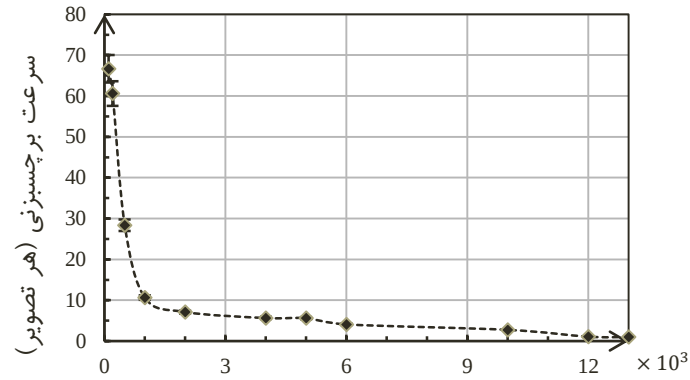
عملکرد سامانه‌ی برچسب‌زنی برحسب میانگین دقت (الف) ، میانگین یادآوری (ب) و F1 (ج)





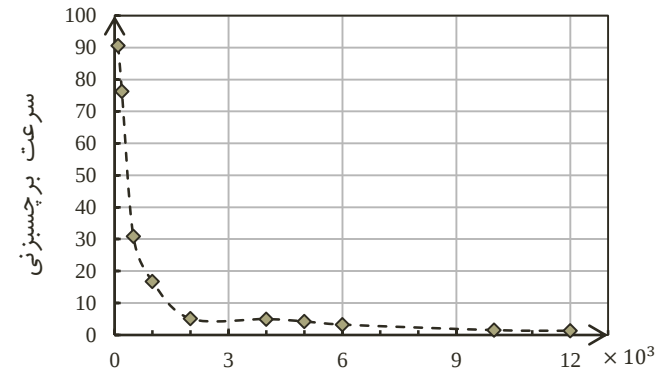
آنالیز حساسیت بر روی تعداد نمایندگان

IAPRTC12

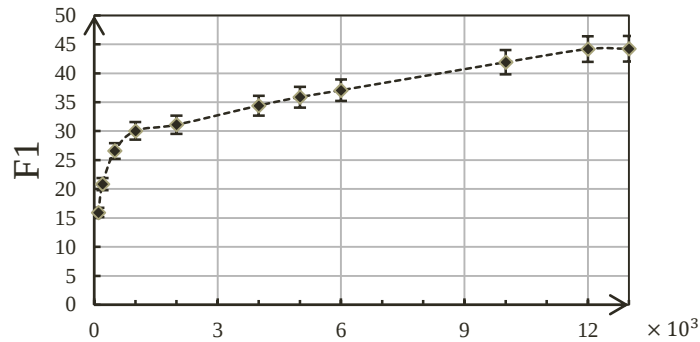


(ج)

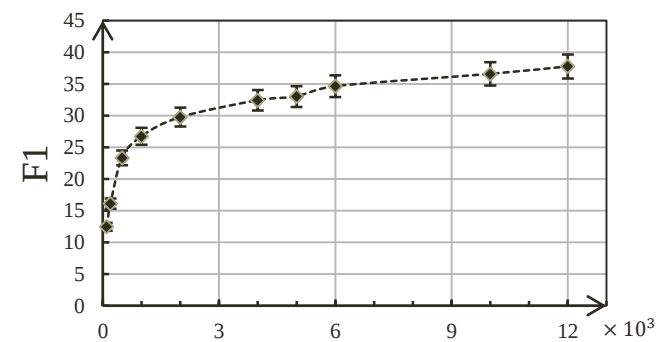
ESP Game



(الف)



(د)



(ب)



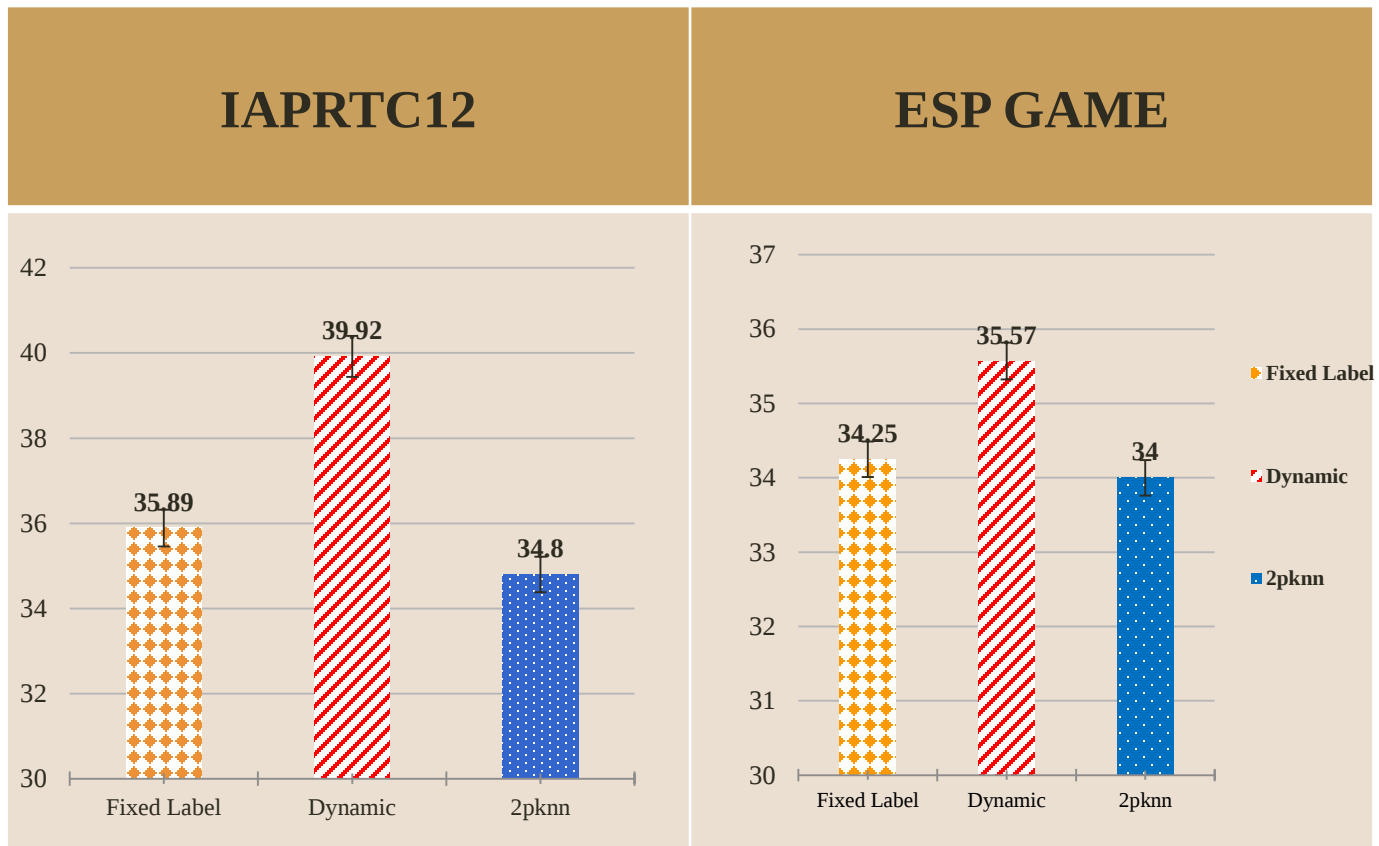
مقایسه دو روش استخراج نماینده

HC1: hierarchical clustering with 1 layer
 HC2 : hierarchical clustering with 2 layer
 HC3 : hierarchical clustering with 3 layer

	ESP GAME	IAPRTC12
Precision		
Recall		
F1		



مقایسه روش های نسبت دهی برچسب پویا و ثابت





مقایسه روش پیشنهادی برچسب زنی با خلاصه سازی با سایر روش های برچسب زنی

Method	Feature	ESP Game			IAPRTC-12		
		P	R	F1	P	R	F1
JEC	Standard	0.22	0.25	0.23	0.28	0.29	0.29
MBRM	Standard	0.18	0.19	0.19	0.24	0.23	0.24
Tag Prop (ML)	Standard	0.49	0.2	0.28	0.48	0.25	0.33
Tag Prop (δ ML)	Standard	0.39	0.27	0.32	0.46	0.35	0.4
2PKNN	Standard	0.51	0.23	0.32	0.49	0.32	0.39
2PKNN(ML)	Standard	0.53	0.27	0.35	0.54	0.37	0.44
Fast Tag	Standard	0.46	0.22	0.3	0.47	0.26	0.34
NMF-KNN	Standard	0.33	0.26	0.29	-	-	-
CCA-KNN	Standard	0.46	0.36	0.41	0.45	0.38	0.41
KSVM-VT	Standard	0.33	0.32	0.33	0.47	0.29	0.36
2PKNN-without Normalization	CNN(Dense169)	0.49	0.32	0.39	0.531	0.321	0.4
2PKNN	CNN(Dense169)	0.44	0.39	0.42	0.49	0.41	0.44
TDSNLP+2PKNN	CNN(Dense169)	0.44	0.28	0.342	0.45	0.34	0.39
TDSNLPFT	CNN(Dense169)	0.37	0.34	0.35	0.45	0.39	0.42
TDSNLPDT	CNN(Dense169)	0.44	0.37	0.36	0.47	0.42	0.44



آموزش نماینده معنایی حاشیه گسترش یافته برای برچسب زنی بلادرنگ تصویر

- Coupled Dictionary Learning
- Optimization
 1. Sparse Representation
 2. Update Prototypes

LMSPL

- آموزش همزمان نمایندگان برای ماهیت های معنایی و بصری

عدم انسجام



رویکرد حاشیه گسترش یافته

تعمیم پذیری

تابع هدف مسئله

$$(D^I, D^L, \alpha) = \underset{\alpha}{\operatorname{argmin}} \sum_{i=1}^N \|x^i - D^I \alpha^i\|_2^2 + \lambda \sum_{i=1}^N \sum_{t=1}^T l(y_t^i, d_t^L \alpha^i) \quad (1)$$

$$s. t \quad \|\alpha^i\|_1 \leq 1, \alpha_k^i \geq 0, d_k^L \in \mathbb{D} = \{d \in \mathbb{R}^{(M)}, \|d\|_2^2 \leq 1\}, \forall k \in \{1, \dots, K\}$$

**Algorithm 1: Coupled Prototype Learning**

Input : The set of training images $\mathbf{X} = [x^1, \dots, x^N]$ and their corresponding label vectors $\mathbf{Y} = [y^1, \dots, y^N]$.
 discriminative regularization λ .
 The number of prototypes K .
 Sparsity factor is considered 1 which is consistent with data normalization.
 The number of repeats $R = 100$.
Output: The learned prototypes $\mathbf{D}^I$ and $\mathbf{D}^L$.

Step 1: Data Normalization

$$x^i \leftarrow \frac{x^i}{\|x^i\|_2}, \forall i \in \{1, \dots, n\}$$

Step 2: Initialize visual and semantic prototypes

$\mathbf{D}^C \leftarrow$ Apply *k-means* algorithm on $\mathbf{Z}$ and provide K prototypes.

Step 3: Normalize visual prototypes

$$d_k^L \leftarrow \frac{d_k^L}{\|d_k^L\|_2}, \forall k \in \{1, \dots, K\}$$

$$d_k^I \leftarrow \frac{d_k^I}{\|d_k^I\|_2}, \forall k \in \{1, \dots, K\}$$

Step 4: Optimize prototypes

Solve Equation (4) by alternate updating of $\mathbf{Q}$ and $\mathbf{D}^C$ while the other is assumed to be fixed:

for $r \leftarrow 1$ to R do

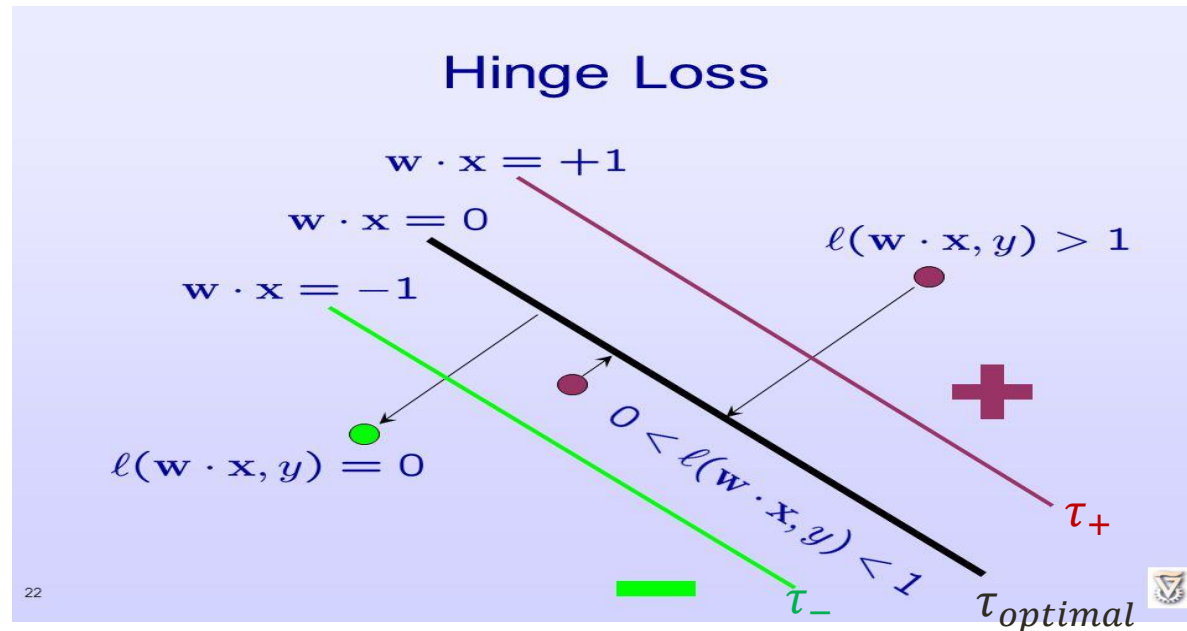
- Update sparse representations $\mathbf{Q} = [\alpha^1, \dots, \alpha^N]$ using Lasso technique by solving ($\forall i \in \{1, \dots, N\}$):

$$(\alpha^i) = \underset{\alpha^i}{\operatorname{argmin}} \left\| \begin{bmatrix} x^i \\ \lambda y^i \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} \mathbf{D}^I \\ \lambda \mathbf{D}^L \end{bmatrix} \alpha^i \right\|_2^2 \text{ s.t. } \|\alpha^i\|_1 \leq 1, \alpha^i \geq 0.$$

- Update each column of $\mathbf{D}_{(r)}^C$ using Equation (5).



تنظیم دقیق نمایندگان معنایی برای امتیادهی حاشیه گسترش یافته



Apply Gradient Descent for
Fine-Tuning

**Algorithm 2: Large Margin Fine-tune**

Input : The set of normalized training images $\mathbf{X} = [x^1, \dots, x^N]$ and their corresponding label vectors $\mathbf{Y} = [y^1, \dots, y^N]$.
 The learned prototypes $\mathbf{D}^I$ and $\mathbf{D}^L$ of Algorithm 1.
 Regularization β for l_2 - norm.
 The number of repeats $R = 100$.
Output: The final prototypes $\mathbf{D}^I$ and $\mathbf{D}^L$.

Step 1: Obtain sparse representation for each data sample using image modality

for $i \leftarrow 1$ to N do

$$\lfloor (\alpha^i) = \operatorname{argmin} \|x^i - \mathbf{D}^I \alpha^i\|_2^2 \text{ s.t. } \|\alpha^i\|_1 \leq 1, \alpha^i \geq 0.$$

Step 2: Determine appropriate margins for positive and negative labels

Find τ_{optimal} (optimal threshold for annotation) which maximize f - measure on training samples. Scoring function for each data sample is defined as:

$$\text{Score}(i, t) = \mathbf{d}_t^L \alpha^i, \forall i \in \{1, \dots, N\}, \forall t \in \{1, \dots, T\}.$$

Calculate τ_+ and τ_- using Equation (10).

Step 3: Gradient descent

for $m \leftarrow 1$ to M do

Calculate $\text{Score}(i, t) = \mathbf{d}_t^L \alpha^i, \forall i \in \{1, \dots, N\}, \forall t \in \{1, \dots, T\}$.

Determine pairs of (i, t) for which the loss function defined in Equation (2) is not zero.

Calculate partial derivatives of $\mathbf{D}_{t,k}^L, \forall t \in \{1, \dots, T\}, \forall k \in \{1, \dots, K\}$ using Equation (3)

$\mu \leftarrow 1$.

do

$$\begin{aligned} & \mathbf{D}^{L'} \leftarrow \mathbf{D}^L + \mu \nabla_{\mathbf{D}^L}^f \\ & \mu \leftarrow \frac{\mu}{2}. \end{aligned}$$

while $f(\mathbf{D}^{L'}) > f(\mathbf{D}^L)$ or $\mu > 2^{-20}$;

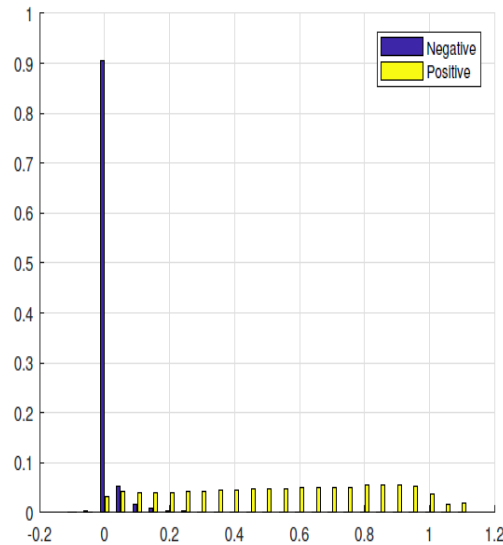
if $f(\mathbf{D}^{L'}) == f(\mathbf{D}^L)$ or $\mu \leq 2^{-20}$ then

└ Terminate.

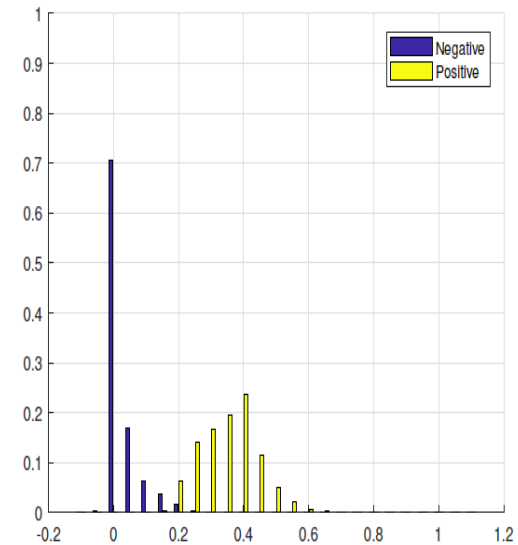
Update $\mathbf{D}^L$ with $\mathbf{D}^{L'}$.



تنظیم دقیق نمایندگان معنایی برای امتیادهی حاشیه گسترش یافته



(الف)



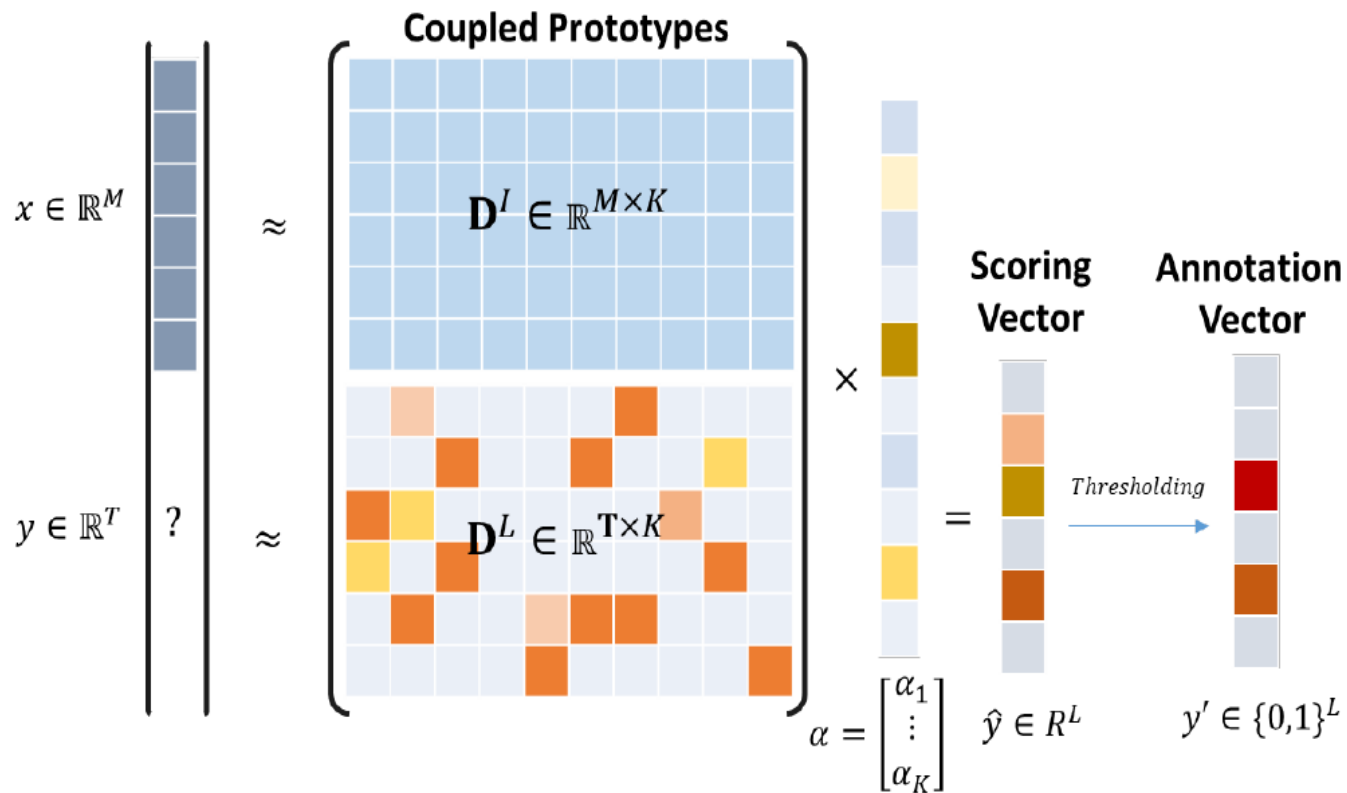
(ب)

شکل (۱۷) توزیع امتیازها برای برچسب‌های مثبت و منفی. (الف) تولید شده مبتنی بر مرحله آموزش نماینده توأماً. (ب) بعد از به کارگیری روش حاشیه گسترش یافته

$\tau_{optimal \rightarrow F-measure \text{ Based}}$

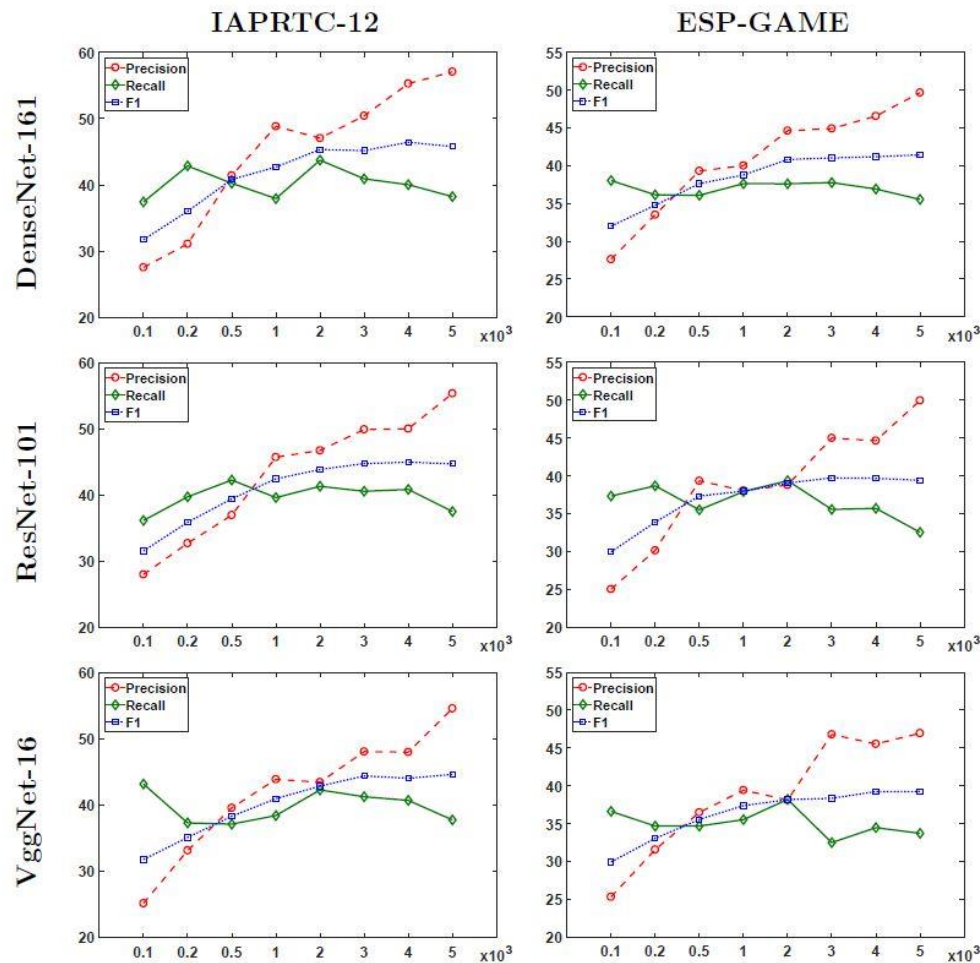


روش پیشنهادی برای نسبت دهی برچسب به تصویر آزمون ورودی



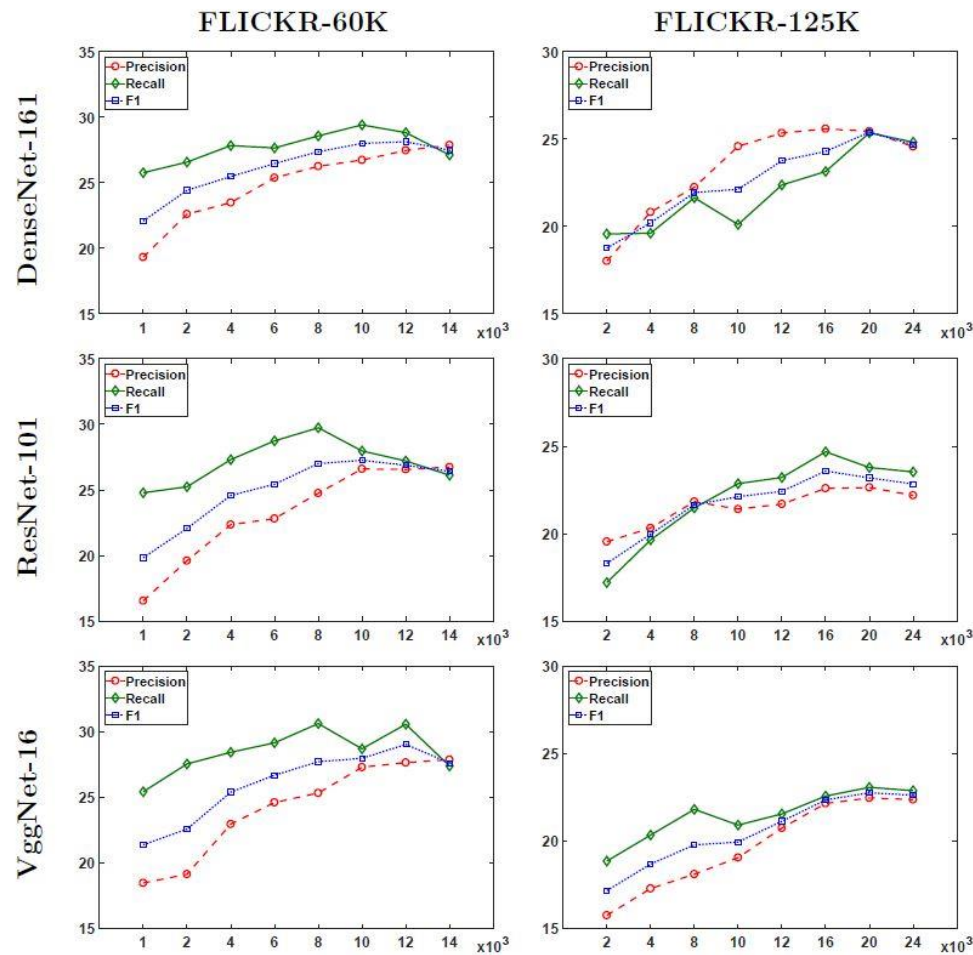


آنالیز حساسیت تعداد نمایندگان در کنار بررسی ویژگی های مختلف



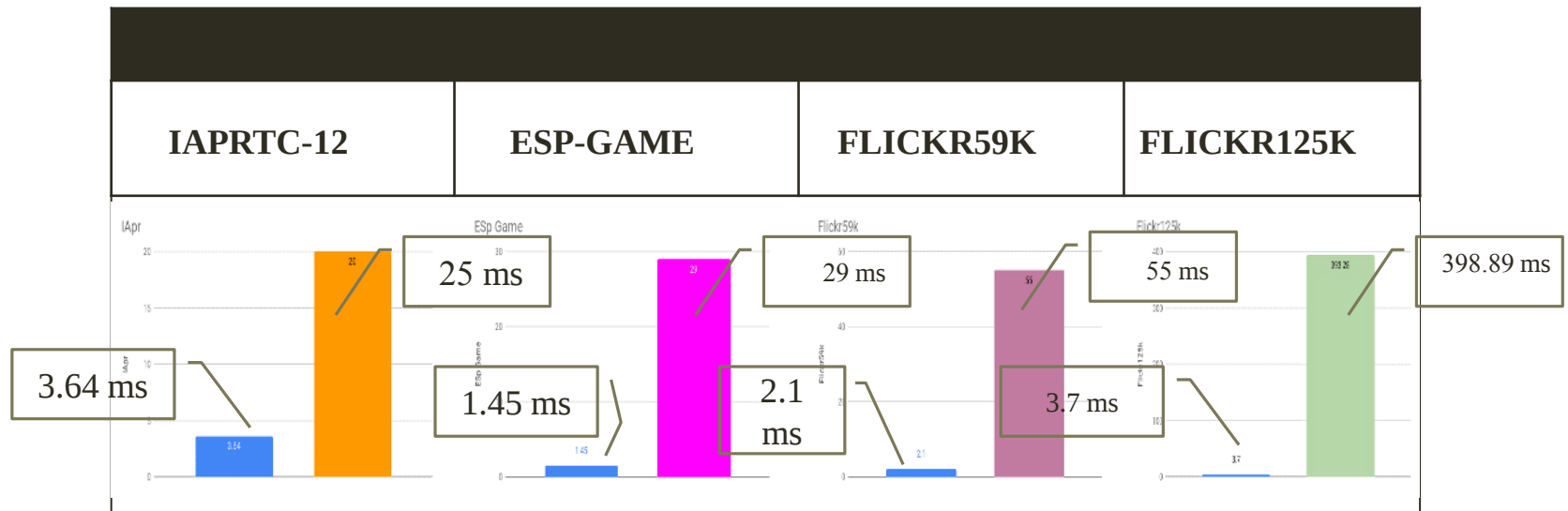


آنالیز حساسیت تعداد نمایندگان در کنار بررسی ویژگی های مختلف



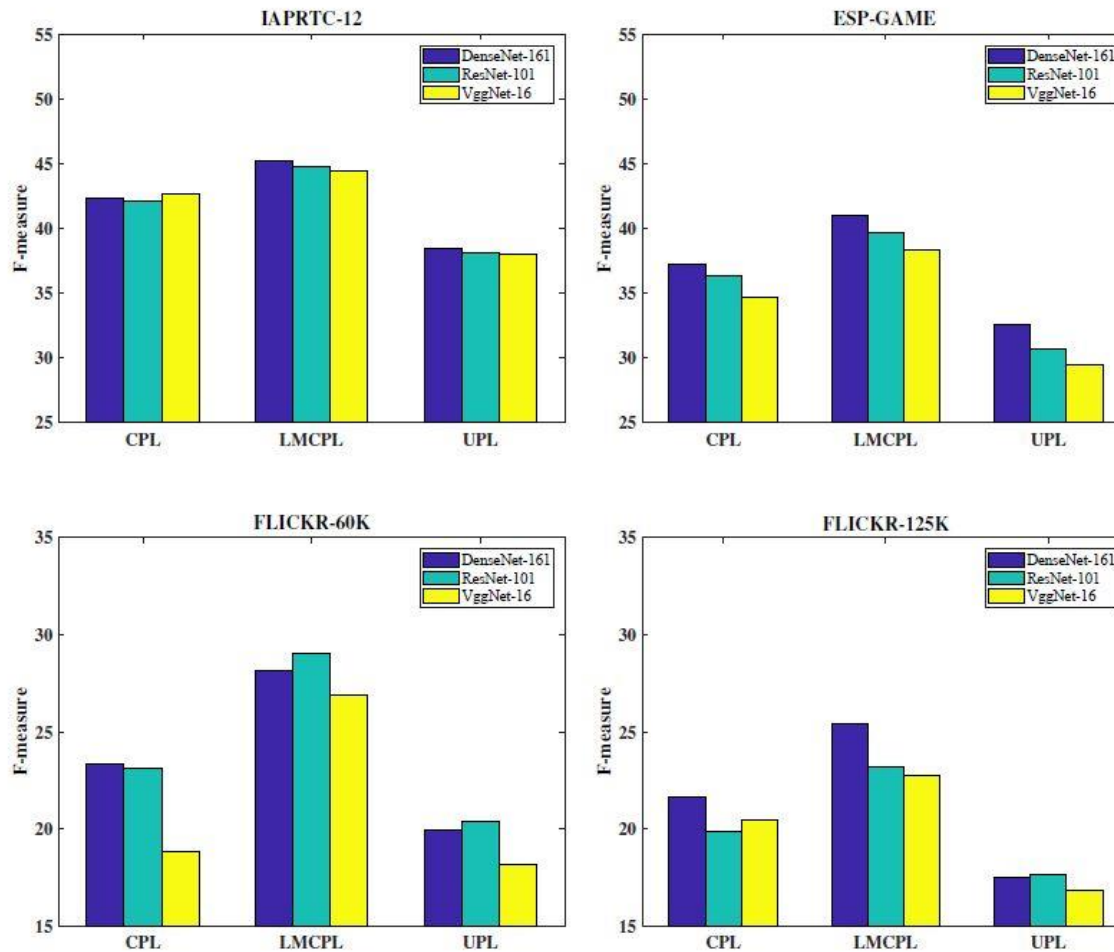


مقایسه سرعت برچسب زنی روش پیشنهادی با روش پایه





مقایسه آموزش LMSPL ، تک، تواماً





نتیجه گیری

- هدف از برچسب زنی پیش بینی برچسب هایی برای توصیف معنایی یک تصویر مبتنی بر محتوای بصری آن است.

← برچسب به کل تصویر تعلق می گیرد نه ناحیه خاصی

- روش های مبتنی بر جستجو مسئله برچسب زنی را مانند بازیابی بررسی کرده ازین جهت رویکرد ساده ای دارند، در عین حال کارایی بالاتری از بقیه روش ها دارند.

- به دلیل وجود شکاف معنایی نیازمند استخراج ویژگی های مناسب هستیم

← روش های مبتنی بر یادگیری ژرف

- عدم مقیاس پذیری سامانه های برچسب زنی

← استفاده از روش هایی که روند پیچیده ای در زمان تست ندارند.



نتیجه گیری

دو رویکرد پیشنهادی :

1. کاهش فضای جستجو

2. خلاصه سازی پایگاه داده به نمایندگان

- خلاصه سازی با استفاده از انتشار برچسب ها
- آموزش نماینده معنایی حاشیه گسترش یافته

- شباهت تصویر ورودی به پایگاه داده : مقایسه صرفاً تصاویر منتخب آموزشی با هر تصویر ورودی
- طی بررسی انجام شده، تعداد تصاویر آموزشی درگیر شده جهت مقایسه و پیدا کردن شباهت با تصویر ورودی بسیار کم است

- مزیت اساسی این روش، کنار گذاشتن کل پایگاه داده آموزشی و استفاده از پایگاه داده جایگزین و کوچکتر
- معایب، شانس بیشتر برای برچسب های با فراوانی بالا طی انتشار برچسب

- مبتنی بر بازنمایش تنک
- آموزش همزمان تعداد محدود از نمایندگان بصری و برچسب های معنایی مرتبطشان
- روش برچسب زنی مبتنی بر بازسازی و نسبت دادن برچسب ها به تصویر ورودی
- آزمون
- چالش، بیش برآزش نماینده های معنایی بر روی داده ی آموزشی
- راه حل، استفاده از رویکرد حاشیه گسترش یافته جهت تعمیم پذیری بهتر



پیشنهادهای

- ترکیب یا بازطراحی سامانه‌های پیشنهادی در رساله سبب کارایی بالاتر برچسب‌زنی برای شرکت داده شدن هر چه بیشتر برچسب‌های کم‌یاب با شانس برابر با برچسب‌های فراوان با مقیاس‌پذیری بسیار بهتری خواهد شد.
- برچسب‌های با هم‌پوشانی بالا، ارزیابی مناسب‌تر ← محاسبه گستردگی میان برچسب‌های پیش‌بینی شده و میزان مفید بودن برچسب برای تصویر، مثلاً استفاده از بهره اطلاعاتی برچسب در میان برچسب‌های پیش‌بینی شده (Information Gain)
- کارایی بالاتر حافظه مصرفی، در روش پیشنهادی خلاصه سازی پایگاه داده، به جای ساخت گراف از کل مجموعه آموزشی، تقسیم گراف به چندین مولفه، خلاصه سازی بر روی هر مولفه به طور مجزا
- Flickr، تغییر یا تصحیح مجموعه داده ساخته شده جهت بهبود کارایی سامانه برچسب‌زنی
- ناکارآمدی جستجو میان نمایندگان برای مجموعه دادگان بزرگ: استفاده از کدگذاری و درهم سازی به جای جستجوی کامل میان نمایندگان

با تشکر از توجه شما 😊

Any Question?

