Kártya számláló alkalmazás

A feladatom előre definiált jellemzőkkel rendelkező kártyákattartalmazó képről megállapítani, hogy mennyi a képen látható kártyák összes értéke. (magyar,francia stb. kártyapaklikkal)

Ehhez el kell énirni ahogy a program felismerje is tudja , hogy az adott képen látható kártyákat megtudja különböztetni egymástól. Ezért előre megmondjuk , hogy a képen található objektum micsoda (pl:zöld alsó , piros fölső,......std). Ha ez meg van akkor a tesztképen vagy képeken megtalálható kártyákkal össze kell hasonlítani hogy a kiválasztott objektum vagy objektumok milyen mértékben egyezik az előredefiniált kártya szettben(training images) található valamelyik objektummal.

Aminek adunk egy értéket ,Az azonos színűeket összeadjuk (értéküket),majd kiiratjuk hogy ez mennyi és hogy az adott tipusú kártyából mennyi van.

kép számlálás tanulás

„We assume that a set of N training images (pixel grids) I1, I2, . . . IN is given. It is also assumed that each pixel p in each image Ii is associated with a real-valued feature vector x i p ∈ R K. We give the examples of the particular choices of the feature vectors in the experimental section. It is finally assumed that each training image Ii is annotated with a set of 2D points Pi = {P1, . . . , PC(i)}, where C(i) is the total number of objects annotated by the user.”

N darab képből álló csoportunk van amihez I1,I2.. IN az adott. minden egyes p pixel az egyes képekben Ii egy valós értékű x vektorral van társítva.

2D koordináta rendszerben vannak a képeink ahol C (i) a

a felhasználó által megjelölt objektumok teljes száma.

„The density functions in our approaches are real-valued functions over pixel grids, whose integrals over image regions should match the object counts. For a training image Ii, we define the ground truth density function to be a kernel density estimate based on the provided points:”



A sűrűségfüggvények megközelítésünkben valós értékű függvények pixelrácsokon,ahol a kép régioin/területén meg kell egyezniük az objektumok számával.

A kép szettünkben Ii, meghatározzuk az egyezés minőségét,sűrűségét a kernel becslésének a megadott pontok alapján:

„Here, p denotes a pixel, N (p; P, σ212×2) denotes a normalized 2D Gaussian kernel evaluated at p, with the mean at the user-placed dot P, and an isotropic covariance matrix with σ being a small value (typically, a few pixels). With this definition, the sum of the ground truth density P p∈Ii F 0 i (p) over the entire image will not match the dot count Ci exactly, as dots that lie very close to the image boundary result in their Gaussian probability mass being partly outside the image. This is a natural and desirable 3 behaviour for most applications, as in many cases an object that lies partly outside the image boundary should not be counted as a full object, but rather as a fraction of an object.”

[

Itt p egy pixelt, N (p; P, σ212 × 2) egy normalizált 2D Gauss-kernelt jelent, amely p-nél van kiértékelve,  
ahol a középérték a felhasználó által elhelyezett P pontnál és egy izotropikus kovariancia mátrix, amelynek σ kis értéke  
(általában néhány pixel).

Alapjaiban P p∈Ii F 0 i (p) A teljes kép nem fog pontosan megfelelni a Ci pontszámnak, mivel azok a pontok,amik nagyon közel vannak a kép határaihoz a végeredményben a kép határain kivülre fog esni részben vagy teljesen. viselkedés a legtöbb alkalmazásban, mivel sok esetben egy objektum részben a kép határain kívül helyezkedik el

nem tekinthető teljes objektumnak, hanem egy objektum töredékének.]

„Given a set of training images together with their ground truth densities, we aim to learn the linear transformation of the feature representation that approximates the density function at each pixel”



„where w ∈ RK is the parameter vector of the linear transform that we aim to learn from the training data, and Fi(·|w) is the estimate of the density function for a particular value of w. The regularized risk framework then suggests choosing w so that it minimizes the sum of the mismatches between the ground truth and the estimated density functions (the loss function) under regularization:”



„Here, λ is a standard scalar hyperparameter, controlling the regularization strength. It is the only hyperparameter in our framework (in addition to those that might be used during feature extraction). After the optimal weight vector has been learned from the training data, the system can produce a density estimate for an unseen image I by a simple linear weighting of the feature vector computed in each pixel as suggested by (2). The problem is thus reduced to choosing the right loss function D and computing the optimal w in (3) under that loss”