

基于SVD的两步人脸识别方法

马园园,张登银

(南京邮电大学 通信与信息工程学院,江苏 南京 210003)

摘要:常规方法使用奇异值分解进行人脸识别时,多以奇异值向量作为区分特征,没有充分利用奇异值分解获得的有效信息,识别效果并不理想。为了进一步提高识别精度,提出一种基于奇异值向量识别与矩阵相似度判别相结合的两步人脸识别方法。第一步,将图像划分成块,求得图像整体和局部分块的奇异值向量,把整体与局部的奇异值向量按照一定顺序组合后作为识别特征进行人脸的初步识别,获得候选人脸集;第二步,求候选人脸与待测人脸整体正交矩阵的相似程度,以此为识别特征进一步精确识别获得最佳决策脸。为了验证该方法的有效性,利用 ORL 人脸数据库进行了两组分析对比实验。实验结果表明,该方法在识别率上明显优于常规方法,且无需使用太多训练样本就能达到很理想的识别精度,具有很大的实用价值。

关键词:奇异值分解;人脸识别;奇异值向量;矩阵相似度;两步识别;特征提取

中图分类号:TP391.41

文献标识码:A

文章编号:1673-629X(2018)01-0095-05

doi:10.3969/j.issn.1673-629X.2018.01.020

A Two-step Face Recognition Method Based on SVD

MA Yuan-yuan, ZHANG Deng-yin

(School of Communications and Information Engineering, Nanjing University of Posts and Telecommunications,
Nanjing 210003, China)

Abstract: When singular value decomposition is used in face recognition, singular value vector is usually used as the recognition feature, and the effective information obtained by singular value decomposition is not fully utilized, which leads to an unsatisfactory recognition effect. To further improve the accuracy of face recognition, a new two step face recognition method based on the singular value vector identification and orthogonal matrix similarity judgment is proposed. First, the singular value vector from both the whole image and the partial block is obtained after dividing the image into blocks; the global and local singular value vectors are combined as a recognition feature to obtain the candidate set in the initial recognition. Then, the similarity degree of the whole orthogonal matrix between the candidate face and the face to be measured is obtained, which is used as the recognition feature to further identify the best decision face. To prove the validity of the proposed method, two sets of experiments are conducted using ORL face database. Experiment shows that it is superior to the conventional method in recognition rate, and can achieve high recognition rate without using too many training samples, so it has great practical value.

Key words: singular value decomposition; face recognition; singular value vector; matrix similarity; two-step recognition; feature extraction

0 引言

随着社会的发展,生活各个方面对自动身份认证的需求愈来愈迫切。因为生物特征是人类的内在特质,具备很好的自身稳定性和明显的个体间差异,所以生物识别是身份认证的良好基础。其中,使用面部特征进行认证是最自然和直接的手段^[1],可以在用户自

然舒适的状态下完成身份识别而且不会让用户产生被侵犯的感觉,这是其他识别方式所不具备的优点。

在人脸识别中,两个关键问题是如何做到提取好的识别特征和设计相应的分类器。文献[2]充分讨论了人脸识别的现有技术成果。奇异值分解(Singular Value Decomposition, SVD)是一种提取图像特征的好

收稿日期:2017-01-18

修回日期:2017-05-19

网络出版时间:2017-09-27

基金项目:国家自然科学基金资助项目(61571241)

作者简介:马园园(1990-),女,硕士研究生,研究方向为人脸识别、模式识别;张登银,研究员,博士生导师,研究方向为现代通信网络与信息处理技术、无线通信与智能信号处理等。

网络出版地址: <http://cnki.net/kcms/detail/61.1450.TP.20170927.0959.062.html>

方法,对转置、平移、旋转和镜像变换都有很好的稳定性^[3],而且对于噪声变化和光强度变换具有很好的鲁棒性。因为具备这些优良的特性,大量人员开始研究如何把奇异值分解很好地应用在人脸识别领域,以发挥其优势。HONG^[4]使用人脸图像奇异值作为识别特征,但其算法的准确识别率只有 57.33%,尚未达到合格水平,他认为是小样本^[5]问题导致识别率低。TIAN 等^[6]认为原因是人脸的大部分信息包含在奇异值分解之后得到的左右奇异向量组成的正交矩阵中,奇异值本身具备的人脸有效信息较少。张慈祥等^[7]提出一种人脸图像部分与整体奇异值融合的识别方法,识别率得到了一定提高,不过左右正交矩阵包含的信息仍然没有被有效利用。程永清等^[8]提出了矩阵相似度的概念,并将之用于图像特征提取,取得了良好的效果。

在上述基础上,文中提出一种基于 SVD 的两步人脸识别方法,将矩阵相似度概念融入到奇异值分解中,并提出基于奇异值分解的矩阵相似度判别函数。该方法首先将图像划分成块,使用分块图像的奇异值向量与整体奇异值向量的组合作为识别依据,获得待测人脸的候选人脸集;然后使用矩阵相似度判别函数得到待测人脸和候选人脸整体正交矩阵的相似度,以此作为区分特征进一步识别得到决策人脸。并在 ORL 人脸库上对该方法进行了实验验证。

1 人脸奇异值分解及特征提取

SVD 对于图像内容分析来说是一种非常有效的处理工具,它善于捕捉图像结构信息,可以将任何种类的阵列分解为较低维度的矩阵。使用奇异值分解来处理图像获取有效信息时,通常将图像看作一个矩阵。下面引入奇异值及奇异值分解的概念:

定理 1(奇异值分解):如果矩阵 $A \in R^{m \times n}$,那么存在正交矩阵 $U = [u_1, u_2, \dots, u_m] \in R^{m \times m}$, $V = [v_1, v_2, \dots, v_n] \in R^{n \times n}$,使

$$U^T A V = \text{diag}[\sigma_1, \sigma_2, \dots, \sigma_p] = W, P = \min(m, n) \quad (1)$$

$$A = U W V^T \quad (2)$$

式(2)即为 A 的奇异值分解公式。其中, $\sigma_1 \geq \sigma_2 \geq \dots \geq \sigma_p \geq 0, \sigma_i (i=1, 2, \dots, p)$ 称为矩阵 A 的奇异值,它是 AA^T 或者 $A^T A$ 的特征值 λ_i 的平方根,即 $\sigma_i = \sqrt{\lambda_i}$; U 的列向量 $u_i (i=1, 2, \dots, m)$ 是 AA^T 的单位正交的特征向量,称为 A 的左奇异向量; V 的列向量 $v_i (i=1, 2, \dots, n)$ 是 $A^T A$ 的单位正交的特征向量,称为 A 的右奇异向量。

由矩阵的奇异值按照从大到小的顺序排列获得的向量 $(\sigma_1, \sigma_2, \dots, \sigma_p)$ 就是矩阵 A 的奇异值向量^[9]。

文献[10]中孙静静证明了大量的图像信息体现在奇异值分解后最大的前 K 个奇异值和相应的左右奇异向量中,其中 K 应该满足 $K \leq 10\% * P$,所以取 $(\sigma_1, \sigma_2, \dots, \sigma_K)$ 作为图像的奇异值向量。

为了获得更多的图像细节信息,采用整体与部分结合的提取方式。首先进行图像分块(见图 1),求得图像整体和局部分块的奇异值向量,把局部的奇异值向量按照从左到右,从上到下的顺序依次排在整体奇异值向量的后面,得到结合后的奇异值向量。分块的数目依实际情况调整,分块数量越多,得到的局部细节特征就越具体,越有利于区别不同人脸。在有多幅图像作为训练样本的情况下,还要求得奇异值向量的均值得到模板奇异值向量。文献[6]中, TIAN 提出奇异值向量只包含图像的少量信息,文献[11]中高全学等提出不同的人脸图像可能具有相同的奇异值,所以文中首先使用模板奇异值向量进行初步识别,找出潜在的人脸候选集,识别采用的方法是最近邻决策分类^[12],即计算待测样本的奇异值向量与每个人脸分类的模板奇异值向量之间的欧氏距离,欧氏距离越小表明两者之间关系越近。综合识别精度与识别效率的要求,将欧氏距离最小的前 1/3 的模板奇异值向量对应的人脸训练样本选出作为待测人脸的候选人脸,若前 1/3 的模板奇异值向量的数目不是整数,则将其加 1 后取整。

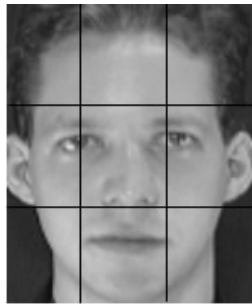


图 1 图像分块

2 矩阵相似度

奇异值分解得到的左右两个正交矩阵中含有人脸的大量信息,为了更有效地利用这些信息,可以根据待测人脸与候选人脸正交矩阵的相似程度进一步识别人脸。相似程度越高,代表两幅图像共有的特征越多,关系越近,越有可能属于同一个人。下面介绍矩阵相似度^[13-14]的概念:

设 $C^{m \times n}$ 表示 $m \times n$ 的全体矩阵,若 $A, B \in C^{m \times n}$,则把矩阵内积定义为

$$\langle A, B \rangle = \text{tr}(B^T A) \quad (3)$$

其中, $\text{tr}(\cdot)$ 表示矩阵主对角线元素之和。

由式(3)可导出范数 $\|\cdot\|$ 为

$$\|A\| = \langle A, A \rangle^{1/2} \tag{4}$$

定义矩阵的相似度 α 为:

$$\alpha = \cos\theta = \frac{\langle A, B \rangle}{\|A\| \cdot \|B\|} \tag{5}$$

类比于向量夹角, θ 定义为两个矩阵之间的夹角, 则 α 的取值范围为 $[-1, 1]$, 当 $\theta = 90^\circ$ 时, $\alpha = 0$, 表示两个矩阵毫不相似; 当 $\theta = 0^\circ$ 时, $\alpha = 1$, 表示两个矩阵的相似度最高。

由式(2)可知, 图像奇异值分解后产生两个正交矩阵 U 和 V 。基于矩阵相似度的概念, 提出两幅图像奇异值分解之后正交矩阵相似度的判别函数为:

$$\beta = \alpha_U + \alpha_V = \frac{\langle U_B, U_C \rangle}{\|U_B\| \cdot \|U_C\|} + \frac{\langle V_B, V_C \rangle}{\|V_B\| \cdot \|V_C\|} \tag{6}$$

其中, β 为正交矩阵相似度的判别标志, 实际上它也可作为图像之间的相似度判别标志。 β 值越小, 说明图像之间越不相似; β 值越大, 越接近于 2, 表示图像间的相似度越大。

3 两步人脸识别方法

基于 SVD 的两步人脸识别方法, 目标是充分利用图像奇异值分解所获得的奇异值向量特征以及正交矩阵特征, 提高人脸识别率, 得到最佳决策脸。要获得最佳决策脸的原因是一个人的多幅训练样本在表情、姿势、光照等因素上都不相同, 但总有一幅训练样本与待测人脸最相近, 找到与待测人脸最相近的一幅训练样本, 可以提高识别精度, 减少识别误差。下面假设人脸数据库中有 S 个人的人脸, 同一个人有 N 幅图像作为训练样本, M 幅图像作为待测样本, 这 $N + M$ 幅图像属于一个人脸类别, 同时假设整体奇异值向量取的维数是局部奇异值向量取的维数的 2 倍, 即若局部奇异值向量维数取 K , 则整体奇异值向量维数取 $2K$ 。文中方法的步骤如下:

第一步: 求候选人脸集。

(1) 把每幅训练样本划分成块, 分块数目为 L , 对每个分块的图像做奇异值分解, 取最大的前 K 个奇异值组成该分块的奇异值向量;

(2) 对每幅训练样本做整体奇异值分解, 获得整体的奇异值以及左右正交矩阵 U 和 V , 取最大的前 $2K$ 个奇异值组成的向量作为图像的整体奇异值向量, U 和 V 作为模板正交矩阵 U_B 和 V_B ;

(3) 将每幅训练样本分块的奇异值向量按照从左到右, 从上到下的顺序依次排在整体奇异值向量的后面, 这样即获得一幅图像整合后的奇异值向量, 把它称为图像奇异值向量。它包含的奇异值个数为 $(L +$

$2) * K$;

(4) 将一类人脸的每幅训练样本获得的图像奇异值向量求平均值, 即获得该类人脸的模板奇异值向量;

(5) 随机取一个人的一幅待测样本, 采取步骤 1 ~ 3, 获得图像奇异值向量和用于检测矩阵相似度的待测正交矩阵 U_C 和 V_C ;

(6) 将该待测样本的图像奇异值向量与每一类人脸的模板奇异值向量使用最近邻决策分类的方法, 求两个向量的欧氏距离, 取欧氏距离最小的前 1/3 个模板奇异值向量对应的训练样本作为候选人脸集。若前 1/3 的模板奇异值向量数目不是整数, 则将其加 1 后取整。

第二步: 精确识别。

将该待测样本在步骤 5 中求得的 U_C 和 V_C 与候选人脸集中的每幅训练样本在步骤 2 中求得的 U_B 和 V_B 按照式(6)求相似性判别标志 β , β 的取值越接近 2, 表明两幅图像越相似。取 β 最大的训练样本作为最佳决策脸。算法流程如图 2 所示。

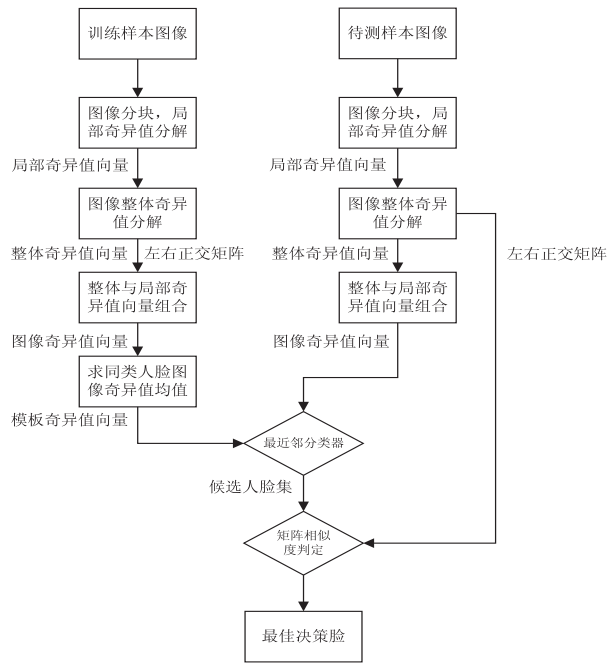


图 2 文中算法流程

4 实验结果及分析

使用 ORL 人脸库对算法进行效果分析。该库中有 400 幅人脸图像, 覆盖 40 人, 每个人都有 10 幅图像, 这些图像是在不同角度、不同面部表情、不同光照强度下拍摄得到的, 包含情况很齐全, 每幅图片的像素是 $92 * 112$, 如图 3 所示。

为了验证文中方法的有效性, 进行了两组识别率分析对比实验, 并比较了文中方法与文献[7]方法在训练样本数变化时的识别消耗时间。

实验一:该实验是为分析分块数目 L 与奇异值向量维数 K 对识别率的影响。以每个人的任意 4 幅图像作为训练样本,其余图像作为待测样本,将每个训练样本分别分为 4 块、8 块和 16 块(即 $L=4,8,16$),查看分块图像的奇异值向量维数 K 取 $1,2,\cdots,20$ 时识别率的变化情况。当分块数是 4 时,对应的模板奇异值向量维数分别是 $6,12,18,\cdots,120$;当分块数是 8 时,对应的模板奇异值向量维数是 $10,20,30,\cdots,200$;当分块数是 16 时,对应的模板奇异值向量是 $18,36,54,\cdots,360$ 。为了减少实验误差带来的影响,进行了 600 次实验,每种分块数下做 200 次,再细分到该分块数下的某一向量维数则做 10 次实验,将每次得到的结果取均值,并与文献[7]中方法继续比较,结果如图 4 所示。



图 3 ORL 人脸库中某个人的人脸

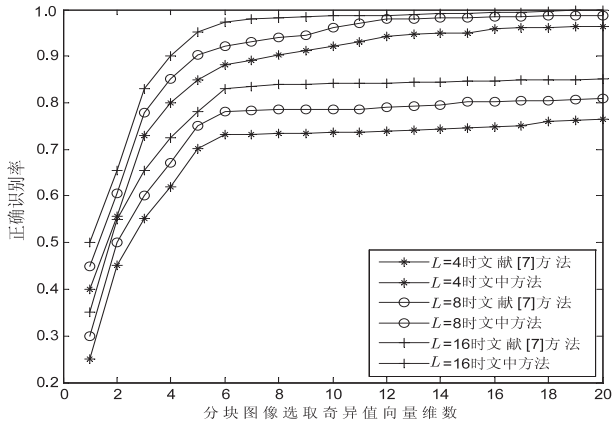


图 4 人脸识别率与分块数和奇异值向量维数之间的关系

如图 4 所示,图像的识别率随着块数 L 的增加而增加,当 L 取 16,维数 K 取 6 时,正确识别率已经达到 97%。这是因为分块的数目越多,细节描述越具体,识别精度越高;在维数 K 增加的初始阶段,可以看到文中方法识别率有非常明显的提高,不过随着 K 继续增大,识别率增长明显放缓,并且趋于稳定。这是因为前 K 个较大的奇异值组成的向量及其对应的左右正交矩阵包含了图像的主要特征。从图上可以看出,在相同分块数时,文中方法的识别率明显高于文献[7]提出的方法,且文中方法分 4 块时的识别率依然高于文献[7]方法分 16 块时的识别率,可见该方法比文献[7]

的方法在识别率上有了大幅改进。

实验二:为了进一步验证文中方法的有效性,又进行了另一组对比实验。本组实验旨在分析识别率与训练样本数目之间的关系,并且与文献[7]方法进行对比。分别取人脸库中每个人的 $1,2,\cdots,8$ 幅图像作为训练样本,其他图像作为待测样本,每幅图像分 8 块,维数 K 取 10,则模板奇异值向量的维数为 100。为了减少实验中表情变化、光照强度变化等因素给识别率带来的误差影响,实验共进行了 720 次,每一种训练样本数目下都进行 90 次,把每次实验的识别率取均值作为该训练样本数下的最终识别率,结果如图 5 所示。又因为文中方法和文献[7]方法在识别方式上有很大不同,为了比较两种方法识别阶段的耗时,记录每次实验识别阶段消耗的时间,并且取均值,将识别率与时间消耗信息进行统计,见表 1。

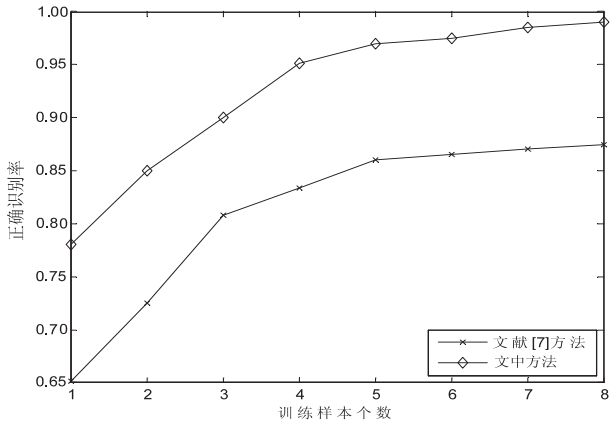


图 5 训练样本数与识别率关系分析对比

表 1 识别率与识别消耗时间对比

训练样本数	识别率/%		识别时间消耗/ms	
	文中方法	文献[7]方法	文中方法	文献[7]方法
1	78.0	65.2	13	11
2	85.0	72.5	25	20
3	90.5	81.0	37	29
4	95.1	83.4	48	41
5	97.0	86.0	60	53
6	97.5	86.5	72	66
7	98.5	87.1	85	78
8	99.0	87.5	96	89

由实验结果可知,文中方法在只有一个训练样本时识别率为 78%,当训练样本数为 5 时,识别率增长到 97%,已经达到比较理想的效果,可见增加训练样本数是文中方法提高识别精度的一个有效途径。相比文献[7]中的方法,文中方法识别率大大提高;在时间复杂度上,因为文中识别分为两步,第一步中需要计算欧氏距离,第二步中需要计算矩阵相似度,而文献[7]使用稀疏表示^[15]的方法进行识别,时间复杂度相对较

低,耗时比文中方法稍短。为了减少文中方法的耗时,可以考虑使用更加优化的奇异值分解算法。

5 结束语

传统使用奇异值向量作为区分特征的人脸识别算法,包含的人脸有效信息较少,识别率较低。基于此,提出了一种基于 SVD 的两步人脸识别方法。首先将图像划分成块,把整体与局部奇异值向量组合成模板奇异值向量作为识别特征进行人脸的初步识别,获得候选人脸集;然后求待测样本图像与候选人脸整体正交矩阵的相似程度,以此作为识别特征进行二次识别,得到最佳决策脸。实验结果表明,该方法在识别率上明显优于常规方法,具有很大的现实意义。

参考文献:

[1] CAO D, YANG B. An improved face recognition algorithm based on SVD[C]//International conference on computer & automation engineering. [s. l.]:[s. n.],2010:109-112.

[2] TOLBA A S, EL-BAZ A H, EL-HARY A A. Face recognition; a literature review[J]. International Journal of Signal Processing,2005,2(1):88-103.

[3] 陈良瑜,朱振福,刘忠领,等. 图像奇异值特征矢量缩放不变性分析及应用[J]. 红外与激光工程,2003,32(5):498-501.

[4] HONG Z Q. Algebraic feature extraction of image for recognition[J]. Pattern Recognition,1991,24(3):211-219.

[5] HE Yunhui. An efficient method to solve small sample size problem of nonlinear discriminant vectors in feature space for face recognition[C]//International conference on computa-

tional & information sciences. [s. l.]:[s. n.],201:117-120.

[6] TIAN Y, TAN T, WANG Y, et al. Do singular values contain adequate information for face recognition? [J]. Pattern Recognition,2003,36(3):649-655.

[7] 张慈祥,刘辉,强振平. 基于稀疏表示和奇异值分解的人脸识别[J]. 计算机应用,2013,33(S1):233-235.

[8] 程永清,庄永明,杨静宇. 基于矩阵相似度的图象特征抽取和识别[J]. 计算机研究与发展,1992,29(11):42-48.

[9] 吴俊政. 一种基于奇异值分解的图像压缩方法[J]. 计算机与数字工程,2009,37(5):136-138.

[10] 孙静静,张宏飞,孙昌. 一种基于奇异值分解的人脸识别新方法[J]. 科学技术与工程,2010,10(25):6204-6208.

[11] 高全学,梁彦,潘泉,等. SVD 用于人脸识别存在的问题及解决方法[J]. 中国图象图形学报,2006,11(12):1784-1791.

[12] LALIBERTE A, KOPPA J, FREDRICKSON E, et al. Comparison of nearest neighbor and rule-based decision tree classification in an object-oriented environment[C]//International symposium on geoscience and remote sensing. [s. l.]:IEEE,2006:3923-3926.

[13] 王孝青,党亚民,成英燕,等. 基于矩阵相似度的 InSAR 图像配准方法研究[J]. 测绘科学,2008,33(6):44-46.

[14] BAI L, VELICHKO A, DRINKWATER B. Ultrasonic characterization of crack-like defects using scattering matrix similarity metrics[J]. IEEE Transactions on Ultrasonics, Ferroelectrics, and Frequency Control,2015,62(3):545-559.

[15] LIU Yu, CHEN Xun, WARD R K, et al. Image fusion with convolutional sparse representation[J]. IEEE Signal Processing Letters,2016,23(12):1882-1886.

(上接第 94 页)

[4] KOPONEN T, CASADO M, GUDE N, et al. Onix: a distributed control platform for large-scale production networks[C]//USENIX conference on operating systems design and implementation. [s. l.]:USENIX Association,2010:351-364.

[5] DIXIT A, HAO F, MUKHERJEE S, et al. Towards an elastic distributed SDN controller[J]. ACM SIGCOMM Computer Communication Review,2013,43(4):7-12.

[6] DIXIT A A, HAO F, MUKHERJEE S, et al. ElastiCon: an elastic distributed SDN controller[C]//Proceedings of the tenth ACM/IEEE symposium on architectures for networking and communications systems. [s. l.]:ACM,2014.

[7] BARI M F, ROY A R, CHOWDHURY S R, et al. Dynamic controller provisioning in software defined networks[C]//IEEE/ACM/IFIP international conference on network and service management. [s. l.]:IEEE,2013:18-25.

[8] YAZICI V, SUNAY M O, ERCAN A O. Controlling a software-defined network via distributed controllers[C]//Proceedings of the 2012 ACM summit. [s. l.]:[s. n.],2012:16-20.

[9] YAO G, BI J, LI Y, et al. On the capacitated controller placement problem in software defined networks[J]. IEEE Communications Letters,2014,18(8):1339-1342.

[10] Open Networking Foundation. OpenFlow switch specification version 1.3.4[EB/OL]. 2014-05-27. <https://www.open-networking.org/images/stories/downloads/sdn-resources/onf-specifications/openflow/openflow-switch-v1.3.4.pdf>.

[11] LIANG C, KAWASHIMA R, MATSUO H. Scalable and crash-tolerant load balancing based on switch migration for multiple open flow controllers[C]//Second international symposium on computing and networking. [s. l.]:IEEE,2014:171-177.

[12] Apache Software Foundation. Apache Zookeeper[EB/OL]. 2016. <http://zookeeper.apache.org/>.

[13] Floodlight OpenFlow Controller-Project Floodlight[EB/OL]. 2012. <http://www.projectfloodlight.org/floodlight/>.

[14] LANTZ B, HELLER B, MCKEOWN N. A network in a laptop: rapid prototyping for software-defined networks[C]//ACM workshop on hot topics in networks. Monterey, CA, USA: ACM,2010:1-6.