

应用 Log-协方差矩阵距离的实验鼠行为分类方法^①

马玲玲, 洪留荣, 胡 倩

(淮北师范大学 计算机科学与技术学院, 淮北 235000)

摘 要: 实验鼠行为分类在神经科学、生物科学、药物开发等领域的研究中十分重要. 针对行为分析中实验鼠肢体短小, 提取相关信息困难问题, 应用实验鼠轮廓抽取特征, 进行实验鼠的行为分类. 首先从视频每一帧图像中分割出实验鼠轮廓, 并提取轮廓中心从八个方向上到轮廓边缘的距离以及轮廓区域的两个主分量, 组成一个 10 维向量作为特征向量, 最后应用协方差距离进行分类. 实验结果显示, 分类正确率达 87.6%.

关键词: 实验鼠; 轮廓; 特征值; 协方差距离; 行为分类

Classifying Algorithm of Mouse Behavior Using Distance of Log-covariance Matrix

MA Ling-Ling, HONG Liu-Rong, HU Qian

(School of Computer and Technology, Huaibei Normal University, Huaibei 235000, China)

Abstract: The classification of mice behavior is very important in the study fields of neuroscience, biological science, drug development and so on. In behavioral analysis, according to the short limbs of mice, it is difficult to extract relevant information. Mouse behavior is classified using characteristics of mouse contour. Firstly, mouse contour is extracted from each frame behavior video. Then, the distance of eight directions are calculated which are from contour center to edge and calculate two main components of contour. Using these values to form ten dimensional vectors as feature vector. Finally, calculate the log-covariance distance and classify. Experimental results show that the correct rate of classification is 87.6%.

Key words: mouse; contour; eigenvalue; log-covariance distance; behavior classification

1 引言

实验动物行为分析不仅广泛应用在基因遗传学、心理学、药理学等传统领域, 近年来还深入到了仿生学, 人工智能, 脑机接口等新兴领域. 在神经科学、生物科学、药物开发等领域的研究中, 实验鼠是常用的实验动物, 对它们的行为进行定量分析是获取基础实验数据的重要内容. 在人的行为分析领域中, 许多研究者已经做了大量工作并在此领域中作出很多贡献^[1]. 实验鼠行为分析与人的行为分析不同, 人的肢体信息为其行为分析提供了大量数据, 而这些信息在实验鼠行为分析上难以提取. 目前, 实验鼠的行为分析主要靠人工进行, 费时费力. 尤其重要的是实验鼠的真实行为常常被人的干扰影响, 导致实验数据的偏差, 而应用视频进行实验鼠行为分析可以避免以上不足^[2].

2 相关研究

近几年, 国内外相关企业和科研人员对实验鼠进行较为深入的研究. 张敏^[3]等提出对大鼠的体态特征采用轮廓曲率和谱系聚类算法进行识别. 陆铖^[4]等人从实验鼠的体态分析入手对小白鼠的行为进行分析. 许多研究者提出一些自动分析系统对实验鼠的行为进行分析, 如 Goulding^[5]等提出自动分析系统是以老鼠行为结构为基础的, 文献[6][7]介绍的自动实验箱监视系统等. 这些自动分析方法都基于传感器, 不仅能有有效的监视动物的行为而且可以准确记录动物行为发生的条件, 但研究范围仅限于研究者所感兴趣一种或几种行为. 如 Campbell^[8]等分析运动和功率频谱来识别实验鼠三种行为: 静止、修饰和运动. 总体上目前主要限于对实验鼠跟踪的研究, 在此基础上, 分析其速度、

^① 收稿时间:2013-09-13;收到修改稿时间:2013-10-28

位置、区域、运动时间等参数或者是研究其感兴趣的几种行为^[9-10]。但对于吃、修饰、微动、悬挂、行走、休息、直立和喝水等动物行为谱中重要的行为研究较少,通过查阅文献,对多种行为进行综合研究的只有文献[11]。它主要应用人的视觉机制并结合一般的位置与速度特征完成实验鼠八种行为的分析,由于其采用了多尺度和多方向 Gobar 滤波提取特征,并采用了分层处理,算法的时间复杂性较高,正确率也不满足实际需求。

提取实验鼠肢体行为信息相当困难,因此对实验鼠行为进行分析一般不用肢体信息,如文献[5]针对大鼠的体态特征采用轮廓曲率和谱系聚类算法进行识别,该方法的缺点是只适用于实验鼠的体态形状有弯曲的几种行为;文献[12]用神经网络的方法对实验鼠行为进行分类,该方法所用到的参数很难确定,实验鼠鼻部与尾部参数受视角与遮挡的影响较大。针对以上不足本文提出对实验鼠轮廓区域特征进行分析。

3 实验鼠行为分类总体构架

实验鼠行为视频来自 Hueihan Jhuang^[11]实验箱实验鼠行为视频数据库。实验箱内外背景环境单一如图2,实验鼠相对于背景环境颜色较深、对比度高,因此可以用阈值法提取实验鼠轮廓区域。提取轮廓区域后进行特征值计算:(1)找出轮廓区域中心并计算出图5所示八方向距离作为八个特征值;(2)计算轮廓区域两主分量的值作为两个特征值。用以上计算出的十个值组成特征向量,计算的协方差矩阵与协方差矩阵,最后计算待测视频与行为模板视频的距离进行分类。流程图如下:

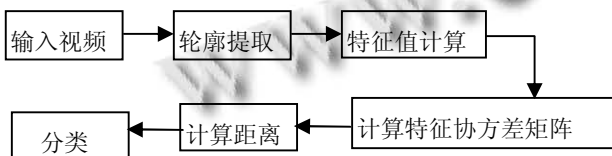


图1 实验鼠行为分类流程图

4 实验鼠的轮廓区域提取

在实验箱条件下实验鼠与试验箱对比度较明显,摄像头采取正面垂直获取视频,实验箱内放置一盛有水与食物的盒子,底部有一些碎屑,背景环境稳定单一,光照强度均匀,实验箱环境如图2,故选用阈值法提取实验鼠轮廓区域,对产生的一些小的噪音可以用

面积大小进行清除,取面积最大的为实验鼠,这一点在实验鼠跟踪的产品中得到了证明,图3是用阈值法提取图2的轮廓图。

$D(x, y)$ 为原视频图像在 (x, y) 点的像素值, $R(x, y)$ 为输出图像的在 x, y 处的像素值, T 为阈值(本实验阈值取 23), 公式如下:

$$R(x, y) = \begin{cases} 0 & D(x, y) < T \\ 255 & D(x, y) \geq T \end{cases} \quad (1)$$



图2 实验鼠休息视频中的一帧图像



图3 用阈值法提取图2的轮廓区域图

5 特征抽取及行为分类

提取出实验鼠轮廓后,特征抽取非常关键,特征抽取的好坏会直接影响分类的结果。

5.1 实验鼠轮廓八方向特征值

通过对实验鼠各种行为轮廓分析发现,相似的行为其轮廓特征相似,不同行为的轮廓特征是有区别的。图4(a)是从实验鼠行走视频提取出的12个不同帧的轮廓区域,图4(b)是从实验鼠休息视频提取出的12个不同帧的轮廓区域。从图中可明显看出a、b轮廓区域明显不同,属于不同行为的轮廓。图4(a)实验鼠轮廓区域在水平方向上比图4(b)宽,而图4(b)实验鼠轮廓区域在垂直方向比图4(a)要高一些。因此找出轮廓特征的描述方法是非常重要的。



(a)



(b)

图4 实验鼠行为轮廓区域图

文献[13][14]使用十三维人体轮廓特征进行人的行为分析,其中有八维是人体轮廓的八个方向的特征.对提取的实验鼠轮廓进行分析,发现用轮廓中心点到轮廓边缘八个方向的像素点的个数作为八个方向特征可以明显体现实验鼠的行为特点.图5、6标出了实验鼠两种行为轮廓重心点到轮廓边缘的八方向距离,对比两图可以明显看出:以重心点 G 为中心, d_e, d_w 体现水平方向实验鼠轮廓区域的宽度,图5的水平方向区域的宽度,显然比图6宽,不同行为轮廓区域水平方向宽度是有区别的, d_n, d_s 体现垂直方向上实验鼠轮廓区域的高度,图5比图6垂直方向上的轮廓区域短, $d_{en}, d_{es}, d_{ws}, d_{wn}$ 同样表示四个倾斜方向的长度,这四个方向可体现不同的行为其倾斜方向的跨度特征不同,因此,我们认为这些方向上的值可以有效地区分不同的行为,实验[本文第6部分]表明这八个方向不仅能体现实验鼠的伸长与弯曲情况,而且对部分有遮挡情况行为不会产生很大的影响,可以作为良好的行为判别特征.

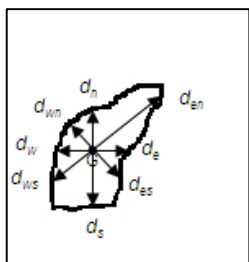


图5 喝水行为轮廓图

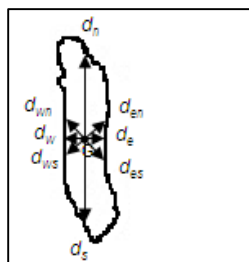


图6 站立行为轮廓图

八方向特征值计算如下:

计算八方向特征值首先要确定重心点的位置,矩可以用来描述二值化区域,因此用矩来计算重心位置.公式如下:

$$M_{pq} = i^p j^q f(i, j) \sum i \sum j \quad (2)$$

其中是 i, j 区域点的坐标, $f(i, j)$ 是图像的像素值.

$$x = M_{10} / M_{00} \quad (3)$$

其中 M_{00} 是轮廓区域面积

重心 $G(x, y)$ 求出以后,以重心为基准点分别计算出此点在八个方向上距轮廓边缘的像素点的个数作为八个特征值.

5.2 实验鼠轮廓主分量特征

对提取后的实验鼠轮廓区域进行大量观察、分析、对比,发现实验鼠的不同行为的轮廓形状、方向有较为明显的区别,也可以作为良好判别特征.从图7、8可以看出实验鼠轮廓点集的主分量不但可以反映实验鼠整个轮廓点构成的 x, y 坐标的地位,也间接地反应出整个轮廓在这两个方向上点的多少,而且还可以有效反应出它们的方向^[15].因此可以把实验鼠行为的轮廓区域的主分量作为特征对实验鼠进行分析.实验鼠轮廓区域的主分量特征值计算如下:



图7 喝水行为主分量



图8 站立行为主分量

设实验鼠图像 $I(x, y)$ 为二维二值化图像,每一帧图像上的左上角标点为坐标原点 $O(0, 0)$, x_i 为 x 方向上的坐标值, y_i 为 y 方向上的坐标值, M 是实验鼠轮廓区域所占的像素总数.

$$\bar{X} = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^n x_i \quad (4)$$

其中 $\bar{X}$ 为 x 方向的平均值

$$\bar{Y} = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^n y_i \quad (5)$$

其中 $\bar{Y}$ 为 y 方向的平均值

构造矩阵:

$$A = \begin{pmatrix} \sum (x_i - \bar{x})^2 & \sum (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y}) \\ \sum (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y}) & \sum (y_i - \bar{y})^2 \end{pmatrix}$$

根据求特征值公式:

$$A\alpha = \lambda\alpha \quad (6)$$

解出特征值 λ_1, λ_2 , λ_1, λ_2 是实验鼠轮廓区域主分量的两个值.

考虑实验鼠轮廓的部分与整体性结合,因此把实验鼠轮廓八方向特征与两个主分量特征结合起来进行

分析. 实验鼠的八方向特征与轮廓主分量特征值结合构成十个特征, 用这十个特征组成向量 α 对实验鼠进行分析.

$$\alpha = (d_e, d_{en}, d_n, d_{wn}, d_w, d_{ws}, d_s, d_{es}, d_{\lambda 1}, d_{\lambda 2}) \quad (7)$$

其中 $d_e, d_{en}, d_n, d_{wn}, d_w, d_{ws}, d_s, d_{es}$ 是实验鼠轮廓区域中心点到轮廓边缘八个方向的距离, $d_{\lambda 1}, d_{\lambda 2}$ 是实验鼠轮廓主分量的特征值.

5.3 距离计算

一般使用协方差统计多维数据集之间的联系, 因此用实验鼠轮廓八方向特征与轮廓主分量特征分析实验鼠行为考虑用协方差进行计算. 文献[16][17]已论证了特征矩阵的协方差是一个很好的检测与分类方法. 因此本文应用每个轮廓的特征值所组成的协方差矩阵来分类实验鼠的行为, 如果可以得出不同行为之间的协方差之间的距离, 就可以区分不同的行为. 公式(8)为特征值构成的协方差矩阵.

$$C = \frac{1}{M-1} \sum_{i=1}^M (\alpha_i - \mu)^T (\alpha_i - \mu) \quad (8)$$

其中 μ 是向量的均值 $\mu = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M \alpha_i$ 是向量的分量, M 是一个行为视频中帧的个数

协方差矩阵并不存在于欧几里德空间, 但能形成凸锥. 例如在负刻度, 协方差矩阵的空间对乘法的运算不是封闭的. 常见的机器学习方法多数都使用欧几里德空间, 而协方差矩阵使用此空间是不适合的. Arsigny^[18]提出映射协方差矩阵的凸锥到向量空间, 解决了这一难题(如图9). 协方差矩阵 C 的 $\log$ -协方差矩阵 L 计算如下:

设 $C = VDV^T$ 是矩阵 C 的分解, V 是规范正交化的特征向量, D 是由特征值组成的对角矩阵. $L = \log(C) = V D V^T$, D 是 D 通过 $\log$ 运算计算出来的对角矩阵.

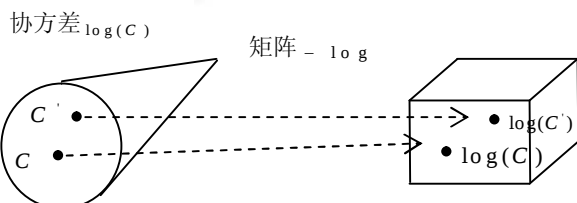


图9 协方差矩阵的凸锥映射到向量空间

给定维度的协方差矩阵只能形成凸锥, 不能形成向量空间, 这已被 Guo, K^[13]等用试验证实. 对称非负

矩阵的凸锥拓扑不能用欧几里德距离正确得到, 因此用作为欧几里德标准的最近邻域分类算法来测协方差矩阵的距离是不行的. 已有文献论证了协方差矩阵的黎曼的多样性, Forstner^[19]等对协方差矩阵的黎曼度量进行了阐述, Arsigny^[18]等对 $\log$ -协方差存在于向量空间进行了论证, 协方差矩阵经过 $\log$ 转换后, 能在欧几里德空间进行距离度量. 距离公式如下:

$$d_{c_1, c_2} = \|\log(C_1) - \log(C_2)\|_2 \quad (9)$$

其中 $\log(\bullet)$ 表示矩阵 $\square$ 的对数, $\|\bullet\|_2$ 矩阵 $\square$ 的 Frobenius 范式, C_1, C_2 为协方差矩阵, d_{c_1, c_2} 表示 C_1, C_2 两个协方差矩阵之间的距离. 由于协方差公式中 M 取决于一段视频中的帧数, 视频的长短对计算协方差没有影响, 因此视频的长短对计算的距离不会产生影响.

5.4 最近邻分类

距离计算完成后找出一种合适的分类方法尤为重要. 最近邻分类在有监督的学习中是最常用的分类算法之一. 此种分类方法简单, 易于理解, 分类正确率较高. 分类算法: 先分别计算待测视频与八类实验鼠行为样本视频之间的距离, 选出距离最小的数据 d_{c, c_i} , 最近邻分类策略是把待测视频分类为距离最小的样本的类 Y . 公式如下:

$$Y = \arg \min_c (d_{c, c_i}) \quad (10)$$

其中 c 为待分类视频的协方差, c_i 为八个行为的样本协方差.

5.5 实验鼠分类步骤

实验箱条件下实验鼠与试验箱对比度较明显, 因此用阈值法可以提取较清晰的实验鼠轮廓图像, 为了更好的把轮廓特征更好的体现出来, 使用八方向特征与轮廓主分量特征综合起来进行计算, 求出 $\log$ -协方差矩阵, 算出距离进行分类.

对每个实验鼠视频进行分类通过以下步骤来完成:

Step 1: 输入视频, 用阈值法(式 1)提取每一帧实验鼠轮廓;

Step 2: 用式(3)计算实验鼠轮廓重心点 $G(x, y)$, 以此重心点为基准点分别计算出此点在八个方向上距轮廓边缘的像素点的个数作为八个特征;

step 3: 用式(6)计算实验鼠轮廓区域主分量两特征值作为另外两个特征值, 用第一、二步计算出的十个值组成特征向量;

step 4: 用前两步计算出的十个特征值作为 α 向量的各个分量, 用式(8)计算出特征协方差矩阵 C . 并求出 $\log$ -协方差矩阵;

step 5: 用式(9)用 $\log$ -欧几里得距离度量待测视频与样本之间的距离.

step 6: 用式(10)进行分类.

6 实验结果与分析

本文所做的实验视频来自麻省理工大学 Jhuang 博士所提供的开源数据库视频中的单一实验鼠行为视频, 人工选取 200 个同一行为视频作为样本进行实验、对比, 作出八种行为的代表视频计算出协方差矩阵作为分类模板, 人工选取某一行为视频作为待测视频计算出协方差矩阵, 用式 7 分别计算与各行为模板之间的距离, 与某类模板距离最小的类为待识别行为的类. 归类结果与 Jhuang 所标注的类一致为正确分类. 以归类正确视频数与所测试行为总视频数的百分比为分类正确率. 取 423 个测试视频进行测试, 总的分类正确率为 87.6%, 各个行为的分类如表一所示, 该表为该算法对测试视频集的分类识别结果的混淆矩阵, 行代表实验鼠行为类别, 列代表识别类别, 识别率以小数表示.

表 1 实验分类结果的混淆矩阵

	喝水	吃	修饰	悬挂	微动	站立	休息	行走
喝水	0.91	0.06	0	0	0.03	0	0	0.08
吃	0.07	0.88	0	0	0	0.05	0	0
修饰	0	0	0.78	0	0.16	0	0.06	0
悬挂	0	0	0	0.89	0.09	0	0	0.02
微动	0	0	0	0.04	0.85	0	0	0.11
站立	0.01	0.02	0	0	0	0.97	0	0
休息	0	0	0.06	0.02	0	0	0.92	0
行走	0	0	0	0.04	0.15	0	0	0.81

对比表一、表二的数据可以看出, 用该文提出的算法进行分类与 Jhang 的分类结果相比较, 提高了分类正确率. Jhuang 对实验鼠行为采用了位置与速度特征, 由于微动与行走行为很可能在同一位置发生, 因

表 2 Jhuang 分类结果的混淆矩阵

	喝水	吃	修饰	悬挂	微动	站立	休息	行走
喝水	0.72	0.23	0	0	0	0.05	0	0
吃	0	0.75	0	0	0.12	0.11	0	0
修饰	0	0	0.7	0	0.25	0.02	0	0
悬挂	0	0.02	0	0.92	0	0.04	0	0
微动	0	0	0.07	0	0.83	0.02	0	0.05
站立	0	0.11	0.03	0.02	0.09	0.7	0	0.04
休息	0	0	0	0	0.02	0	0.94	0
行走	0	0	0	0	0.37	0.06	0	0.55

此微动对行走行为分类影响较大, 而微动对修饰行为分类影响, 是因为它们的速度特征几乎相等. Jhuang 实验采用了多尺度和多方向 Gobar 滤波提取特征, 并采用了分层处理, 算法的时间复杂性较高. 而用实验鼠轮廓特征避免了位置、速度特征对行为分类的影响, 分类正确率较高. 提取实验鼠轮廓特征相对 Jhuang 所使用的方法简单, 算法复杂性较低. 在实验中还发现, 行为视频中有部分遮挡对实验结果影响不大. 图 9(a)是实验鼠行走行为的无遮挡时的轮廓图, 图 9(b)明显看出实验鼠轮廓背部有部分遮挡. (a)、(b)两帧的轮廓的十个特征值如表 3, 行为轮廓图的十个特征, 列为(a)、(b)两帧图.



(a) 无遮挡轮廓 (b) 有部分遮挡轮廓

图 9 实验鼠行走行为轮廓图

从表中数据可知遮挡的发生只影响八个方向上的个别方向的特征值且数值的变化量小, 对轮廓主分量的特征影响不大. 对一个完整的行为来说, 少量特征值的较小改变对于判别行为的距离影响较小. 因此本算法对部分有遮挡的实验鼠行为视频能够进行较好的分类.

表 3 图 9(a)、(b)两帧轮廓图的十个特征值表

	d_e	d_{en}	d_n	d_{wn}	d_w	d_{ws}	d_s	d_{es}	$d_{\lambda 1}$	$d_{\lambda 2}$
a	30	31	12	33	35	34	17	32	41.69	8.71
b	30	28	11	33	35	34	17	32	41.35	8.54

7 结 论

从实验鼠行为分类缺少肢体信息入手进行分析, 本文抽取实验鼠轮廓的八方向特征与轮廓区域主分量特征, 应用 log- 协方差矩阵距离进行行为分类. 该算法能够较好结合实验鼠整体与部分的轮廓特点进行综合计算, 特征可以较为充分地利用实验鼠的轮廓信息, 同时这种特征对于部分遮挡并不太敏感. 实验表明本文所采用的算法提高了分类的准确性和鲁棒性.

参考文献

- 1 Poppe R. A survey on vision-based human action recognition. *Image and Vision Computing*, 2010, 28 (6): 976–990.
- 2 Auwerx J, Avner P, Baldock R, Ballabio A, Balling R, Barbacid M, Wurst W. The European dimension for the mouse genome mutagenesis program. *Nature Genetics*, 2004, 36(9): 925–927.
- 3 张敏, 张恒义, 郑筱祥. 基于轮廓区域曲率和谱系聚类的大鼠体态自动识别. *浙江大学学报*, 2006, 40(3): 107–114.
- 4 陆铖. 基于视频的动物行为智能分析系统关键技术研究[学位论文]. 西安: 西北农林科技大学, 2008.
- 5 Goulding EH, et al. A robust automated system elucidates mouse home cage behavioral structure. *Proc. Natl Acad. Sci*, 2008, 105(52): 20575–20582.
- 6 Van de Weerd HA, et al. Validation of a new system for the automatic registration of behaviour in mice and rats. *Journal of Behavioural Processes*, 2001, 53(1): 11–20.
- 7 Osechas O, et al. Ratpack: Wearable sensor networks for animal observation. *Proc. of the 30th Annual International IEEE Engineering in Medicine and Biology Conference*, Canada. 2008.
- 8 Campbell S. Segmentation and behavioral classification of mice using digital video. *The 4th International Conference on Methods and Techniques in Behavioral Research*. Amsterdam, Netherlands. 2002.
- 9 Ishii I, Kurozumi S, Orito K, Matsuda H. Automatic scratching pattern detection for laboratory mice using high-speed video images. *IEEE Trans. on Automation Science and Engineering*, 2008, 5(1): 176–182.
- 10 Ishii I, Nie Y. Real-time and long-time quantification of behavior of laboratory mice scratching. *Proc. of the 3rd Annual IEEE Conference on Automation Science and Engineering* Scottsdale, AZ, USA. 2007.
- 11 Zhuang H. Automated home-cage behavioural phenotyping of mice. *Nature Communications*, 2010, 10: 1–9.
- 12 Roussee J, Lochem PV, Gispen W, et al. Classification of rat behavior with an image-processing method and a neural network. *Behavior Research Methods, Instruments & Computers*, 2000, 32(1): 63–71.
- 13 Guo K, Ishwar P, Konrad J. Action recognition from video by covariance matching of silhouette tunnels. *Proc. of Brazilian Symposium on Computer Graphics and Image Processing*. 2009.
- 14 Guo K, Ishwar P, Konrad J. Action change detection in video by covariance matching of silhouette tunnels. *Proc. of the IEEE International Conference on Acoustics Speech and Signal Processing*. 2010. 1110–1113.
- 15 胡锦昊, 周激流. 基于主成分分析的边缘细化研究. *计算机工程与设计*, 2010, 31(18): 4033.
- 16 Tuzel O, Porikli F, Meer P. Region covariance: A fast descriptor for detection and classification. *Proc. of European Conference on Computer Vision*. 2006.
- 17 Tuzel O, Porikli F, Meer P. Pedestrian detection via classification on Riemannian manifolds. *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2008, 30(10): 1713–1727.
- 18 Arsigny V, Pennec P, Ayache X. Log-euclidean metrics for fast and simple calculus on diffusion tensors. *Magnetic Resonance in Medicine*, 2006, 56(2): 411–421.
- 19 Forstner W, Moonen B. A metric for covariance matrices. *Technical Report*. Department of Geodesy and Geoinformation. Stuttgart University. 1999.