

基于视频数据和传递熵的鱼群信息传递网络构建

刘康生¹, 卢焕达^{1,2†}, 于欣²

(1. 浙江大学数学系, 浙江杭州 310027; 2. 浙江大学宁波理工学院信息科学与工程学院, 浙江宁波 315100)

摘要: 鱼群中的个体如何通过信息传递从而达到一致的群体运动状态, 至今还没有刻画这一现象的统一数学模型. 本文阐述了一种利用视频数据和传递熵构建鱼群中个体间信息传递网络的方法. 首先用实验获取斑马鱼集群的视频数据, 并采用计算机视觉跟踪的方法获取鱼群中每个个体的位置和运动速度, 然后利用传递熵计算个体两两之间的信息传递关系, 在此基础上构建了鱼群信息传递网络. 通过网络分析, 揭示了鱼群中个体间的信息交互个数与信息传播速度之间的关系, 进一步发现了鱼群信息传递网络中的频繁子结构. 本文提供了一种利用探测时间序列间因果关系建立鱼群信息传递网络的方法, 为鱼群信息传递研究提供了一种新的思路.

关键词: 系统建模; 集群行为; 信息传递网络; 频繁子图

中图分类号: TP273 **文献标识码:** A

Modeling for the information transfer network of fish school based on video data and information transfer entropy

LIU Kang-sheng¹, LU Huan-da^{1,2†}, YU Xin²

(1. Department of Mathematics, ZheJiang University, Hangzhou Zhejiang 310027, China;

2. School of Information Science and Engineering, Ningbo Institute of Technology, ZheJiang University, Ningbo Zhejiang 315100, China)

Abstract: For how the individuals of fish school achieve the coherent locomotory status via information transfer, there is still no unified mathematical model. The paper describes a method to construct the information transfer network of fish school based on video data and transfer entropy. We first obtain the collective behavior video of zebra fish in the experiments and get the position and velocity of each individual using computer vision tracking method, and then calculate the transfer entropy between any two individuals to determine the information transfer relationship, finally build the information transfer network. The relationship between the number of information exchange and the speed of information transfer is revealed and the frequent substructures are detected through network analysis. We provide a new approach for fish school information transfer research by modeling the information transfer network based on the time series causality detection.

Key words: system modeling; collective behavior; information transfer network; frequent subgraph

1 引言(Introduction)

集群行为是鱼类的重要行为之一. 地球上, 有超过一万种鱼类, 在它们的生命活动过程中会有集群现象, 以集群的状态进行栖息、逃避敌害, 或以群体状态进行洄游(生殖洄游、索饵洄游、越冬洄游等). 鱼类通过各种传感器感知环境, 处理信息并对各种内部和外部刺激作出反应. 甚至是没有视觉的洞穴鱼也能通过侧线感知周围的环境^[1]. 同时, 鱼群中个体间的信息传递对于群体保持一致性和应对复杂环境起了非常重要的作用. Radakov^[2]通过外部刺激惊吓银汉鱼群, 观测发现靠近刺激源的鱼首先改变运动方向远离刺激源, 然后再引起这些鱼邻近的鱼发生方向改变, 从

而产生了有趣的闪耀波现象. Gerlotto等^[3]在秘鲁水域观察到鳀鱼被海狮攻击时, 几千条个体瞬时“回转滚动”引起的闪耀波以7.45 m/s的速度穿越整个群体, 鱼群迅速调整运动方向, 而鳀鱼的平均游泳速度仅仅是0.3 m/s. Sumpter^[4]把鱼群中的信息传递过程看成是某种形式的正反馈: 1个个体发现了食物, 第2个个体游向第1个个体, 然后第3个又游向第2个等等. 这些现象说明, 鱼群为了保持群体运动一致和应对复杂环境不仅需要自身获取信息, 而且需要从周围邻居处获取信息, 并且改变自己的运动方向. 鱼群中的个体如何通过从局部的其他个体处获取运动方向信息并改变自己的运动方向, 最终达到一致的群体运动方向,

即为鱼群的信息传递问题。

已有许多模型研究了鱼群中的信息传递现象,分为模型仿真^[5-9]和实证研究^[10-13]两大类.例如:Miller等^[8]用模型仿真的方法研究了如何用几条简单的信息传递规则产生复杂的鱼群行为;Franks等^[13]用实验方法研究了古比鱼群在捕食过程中的信息传递机制,包括鱼群中的个体从何处参考运动方向和信息传递发生的作用范围.但是,上述研究通常是通过模型仿真或视频跟踪技术提取群体的运动特征后,分析这些运动特征相互之间的关系(如转角与邻居间的相对位置、被捕食者相对于掠食者的平均角度^[14]等)来研究信息传递机制,这些方法存在的主要问题是缺乏表示空间拓扑关系的数学方法,仅能挖掘观测数据之间的相关性,而对揭示隐藏在运动特征参数背后的机理(如信息在向其邻居传递过程中是否存在某种最优方式或不变性)缺乏足够的描述手段,对鱼群信息传递中的局部交互特征也缺乏足够的了解.

针对上述问题,国内外学者近年来结合社会网络分析(social network analysis, SNA)对群体运动和传递机制进行了研究^[15-17].社会网络分析技术是建立在图论和概率统计基础上的定量分析方法.该方法起源于物理学中的适应性网络,通过研究网络关系,有助于把个体间关系、“微观”网络与大规模的社会系统的“宏观”结构结合起来.社会网络分析技术的引入有助于刻画鱼群信息传递中的复杂的空间耦合关系,已取得了一些结果.如:Darren等^[18]通过建立古比鱼的社会网络,发现古比鱼社会网络中存在有趣的小世界(small world)现象,即在网络节点之间的平均距离都很小,但网络的聚集程度很高.Coleing^[19]用社会网络分析方法研究了大象群体的社会结构.Perreault^[20]建立了一种从独立的少量抽样观测数据建立动物社会网络的方法.同时,许多研究也表明社会网络结构会影响群体行为^[21-23],反过来群体行为也会影响社会网络结构^[24].但是,利用社会网络分析技术的前提是建立合理的网络拓扑结构,在已有研究中,为了建模方便往往牺牲时间尺度上的信息,而把时间尺度上的特性只能转化为某种聚集特征(如某段时间内的平均交互次数等),这往往会丢失很多信息,而且这些聚集特征跟时间采样窗口大小有关,从而导致严重的信息失真问题^[25].

本文提出了一种基于传递熵的鱼群信息传递网络建模方法,传递熵可以用来探测两个时间序列间

的非线性因果关系,因而最大可能地保留群体运动的时序特征.文章首先通过视频跟踪方法获取鱼群中每条鱼的运动轨迹,把每条鱼在一段时间内的运动看成时间序列,通过计算两个时间序列间的传递熵,建立鱼群中个体两两之间的传递熵矩阵;其次选取合理的传递熵阈值,建立鱼群信息传递网络;最后用网络分析的方法确定了鱼群信息传递中的邻居个数,以及邻居个数与信息传递速度之间的关系,并用频繁子图挖掘方法得到了鱼群信息传递网络中最容易出现的子结构.

2 模型和方法(Models and methods)

2.1 数据获取和前期处理(Data acquisition and preprocessing)

为了通过数据实证研究鱼群的信息传递问题,把8条斑马鱼(zebra fish)置于直径为90 cm的圆形塑料鱼池中,并把鱼池底部的水深控制在2 cm左右(为了把斑马鱼群的运动看成是二维运动),然后在鱼池上方安装工业相机采集斑马鱼群运动视频数据(分辨率:1024×768,帧率:15帧/s),再按图1所示流程对数据进行前期处理.首先对原始图像(图1(a))进行过滤、去噪,并把其转化为二值化图像(图1(b)),其次通过连通区分析得到每条鱼的坐标(图1(c)),最后用匈牙利算法^[26]匹配前一帧和后一帧中的鱼得到每条鱼的运动轨迹(图1(d)).通过以上数据前期处理方法,得到任意时刻 t 时第 i 条鱼的位置 r_i^t 和速度 v_i^t .

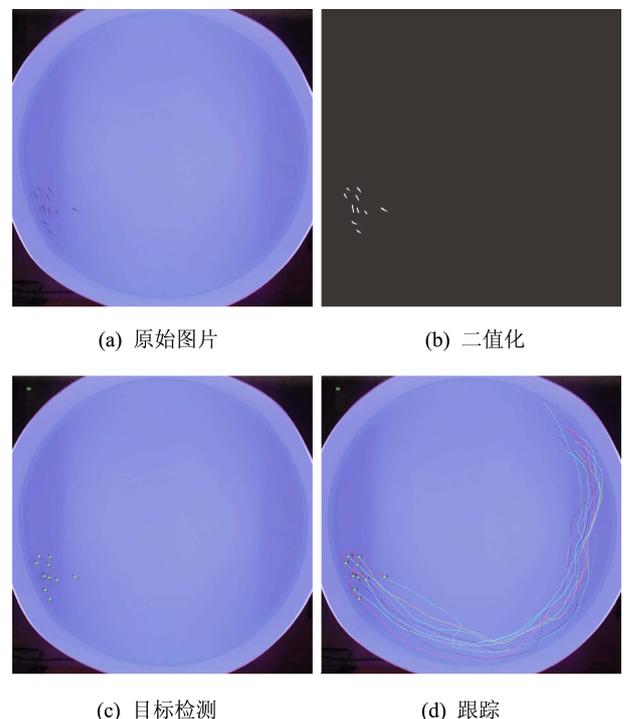


图1 鱼群运动数据获取过程示意图

Fig. 1 The Process of fish school data generation

2.2 信息传递熵(Information transfer entropy)

在以往的研究中,已经提出了许多方法用于刻画两个变量间的相互作用,如Granger因果关系、互信息、相关系数、协相关系数等.但是,Granger因果关系及其相关的方法的一个缺点就是,假设系统之间的关系是线性的.从信息论的角度,利用互信息可以处理非线性的系统,但是,互信息并不能表示系统之间信息传递的方向性,而且互信息主要用于分析静态数据,当其用于时间序列数据时,时间序列的动态性就会被丢弃.为了克服这个缺点,Schreiber^[27]提出用传递熵(transfer entropy)刻画两个时间序列间的信息传递量.传递熵是能够分析系统之间信息相互作用的一种有效工具,而且能够同时解决非线性和不对称系统的问题.下面简要介绍信息传递熵的概念.

令 X_t 和 Y_t 为两个在 t 时刻具有 x_t 和 y_t 离散状态的时间序列,分别表示信息宿和信息源,并且假定 X_t 和 Y_t 分别可以用 k 阶和 l 阶的稳态马尔可夫过程来近似,则从 Y_t 到 X_t 的传递熵^[27]表示为

$$T_{Y \rightarrow X} = \sum p(x_{t+1}, x_t^{(k)}, y_t^{(l)}) \log \frac{p(x_{t+1} | x_t^{(k)}, y_t^{(l)})}{p(x_{t+1} | x_t^{(k)})}, \quad (1)$$

其中: $T_{Y \rightarrow X}$ 表示从信息源 Y 传到信息宿 X 的传递熵, x_{t+1} 表示序列在 $t+1$ 时刻的状态, $p(x_{t+1}, x_t^{(k)}, y_t^{(l)})$ 表示状态 x_{t+1} 和序列 $x_t^{(k)}, y_t^{(l)}$ 同时出现的概率, $p(x_{t+1} | x_t^{(k)}, y_t^{(l)})$ 为同时给定序列 $x_t^{(k)}$ 和 $y_t^{(l)}$ 情况下 x_{t+1} 的条件概率, $p(x_{t+1} | x_t^{(k)})$ 为只给定 $x_t^{(k)}$ 情况下 x_{t+1} 的条件概率.在通常情况下,取 $l = k$.传递熵描述了在已知 Y 和未知 Y 情况下对 X 下一状态估计的互信息差异.传递熵是不对称的, $T_{Y \rightarrow X}$ 和 $T_{X \rightarrow Y}$ 一般不相等.

传递熵的值较小意味着两个时间序列之间没有因果关系,而当传递熵大于某个阈值时, $T_{Y \rightarrow X}$ 被认为存在有效的因果关系.该阈值可以通过一种蒙特卡洛方法^[28]来确定.该方法通过随机交换时间序列中的值(去除时间序列中的时间属性),计算从 Y 到所有随机交换序列 $X^{p,i}$ 的传递熵 λ_i ,假设 λ_i 服从高斯分布 $N(\mu_\lambda, \delta_\lambda)$,然后通过计算Z-Score计算其显著

性水平.在实验中,笔者认为当信息传递熵的Z-Score大于2.0时,统计是显著的,认为个体 Y 到 X 存在着信息传递.

鱼的运动状态可以认为由两部分信息来源构成,一部分是来源于自身的运动(来自内在需求,比如寻觅食物、逃避捕食者等),一部分来自周围邻居和环境的信息.设 p' 为鱼 p 的邻近个体,则各状态量取法如下:

$$y_t = (\vec{r}_p^t - \vec{r}_{p'}^t, \vec{v}_p^t - \vec{v}_{p'}^t), \quad (2)$$

$$x_t^{(k)} = \begin{pmatrix} \vec{v}_p^t - \vec{v}_{p'}^{t-1} \\ \vdots \\ \vec{v}_p^{t-i} - \vec{v}_{p'}^{t-i-1} \\ \vdots \\ \vec{v}_p^{t-k+1} - \vec{v}_{p'}^{t-k} \end{pmatrix}, \quad (3)$$

$$x_{t+1} = (\vec{v}_p^{t+1} - \vec{v}_{p'}^t), \quad (4)$$

其中: \vec{r}_p^t 为 t 时刻 p 的位置, \vec{v}_p^t 为 t 时刻 p 的速度, $\vec{r}_{p'}^t$ 为 t 时刻 p' 的位置, $\vec{v}_{p'}^t$ 为 t 时刻 p' 的速度.

Krause等^[29]发现在鱼群中位置靠前的鱼比位置靠后的鱼更能影响群体的运动方向,而且那些位置靠前的个体往往是体形比较大的鱼或是比较饥饿的鱼,从而认为位置靠前的鱼具有某种“领导性”.用传递熵进一步验证出现位置与“领导性”之间的关系,把鱼群坐标映射到圆形鱼池壁(图2),图中空白圆圈为鱼池中心,“×”标记为鱼群中心,实心三角形为映射到鱼池壁后的鱼群中心位置,箭头为鱼群运动方向,实心圆圈为个体映射到鱼池壁上的位置,数字越小表示位置越前面,然后计算在每时刻该位置出现鱼的传出传递熵(标准化处理),结果如图3所示,图中横坐标为鱼个体出现的位置,纵坐标为在某段时间内该位置出现过的平均传出传递熵,从图中可以发现位置越靠后,平均传出传递熵就越小,说明位置越靠前,传出的信息量越大,这与Krause等^[29]的结论相吻合.

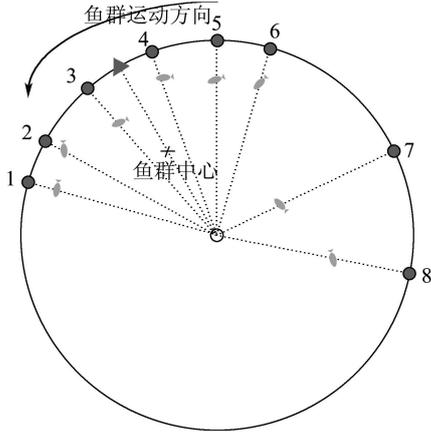


图 2 个体在圆形鱼池中的位置次序

Fig. 2 The orders of fishes in the circle tank

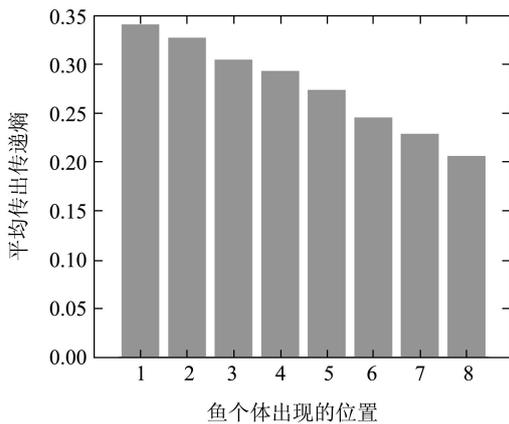


图 3 平均传出传递熵与出现位置之间的关系

Fig. 3 The relationship between average out transfer entropy and occurrence position

2.3 构建鱼群信息传递网络(Modeling of the information transfer network for fish school)

鱼群信息传递网络定义为

$$G = \{V, E, F_V, F_E, T\} \quad (5)$$

其中: V 表示网络的顶点集合, E 表示边的集合, F_V 为定义在顶点上的特征, F_E 为定义在边上的特征, T 为时间点集合. 用如下方式建立 t 时刻的网络: 用顶点表示鱼, 用有向边表示鱼之间的信息传递关系, 如果 i 鱼从 j 鱼中获取了信息, 就存在一条从 j 顶点指向 i 顶点的边. 图的拓扑关系可用邻接矩阵 W 表示, 其中第 i 行第 j 列元素为

$$w_{ij} = \begin{cases} 1, & Z\text{-Score}(TE_{ij}) \geq 2.0, \\ 0, & Z\text{-Score}(TE_{ij}) < 2.0, \end{cases} \quad (6)$$

其中 TE_{ij} 表示从 i 鱼到 j 鱼的传递熵. 顶点上的特征主要考察鱼的“领导性”, 通过计算一段时间内某条鱼的总传出传递熵, 把总传出传递熵大于平均值的鱼标记为“领导”, 把剩下的鱼标记为“追随

者”, 然后按照信息交互方式分成4种:

- 1) “领导” → “追随者”, 标记为: L-F;
- 2) “领导” → “领导”, 标记为: L-L;
- 3) “追随者” → “领导”, 标记为: F-L;
- 4) “追随者” → “追随者”, 标记为: F-F.

由此, 某一时刻构建的鱼群信息传递网络如图4所示. 图中左列为鱼群某一时刻的跟踪图像, 右列为对应的信息传递网络. 无阴影结点表示“领导”结点, 阴影结点表示“追随者”结点, 结点旁边的数字表示鱼的编号, 边上的箭头表示信息传递方向, 标签表示信息交互方式. 从图中可以看出, 鱼群信息传递网络具有明显的局部特征, 一条鱼只跟周围若干条鱼有信息交互, 而且信息传递的方向是从鱼群前面传递到鱼群后面, 这可能与鱼存在局部的感知范围^[1]有关.

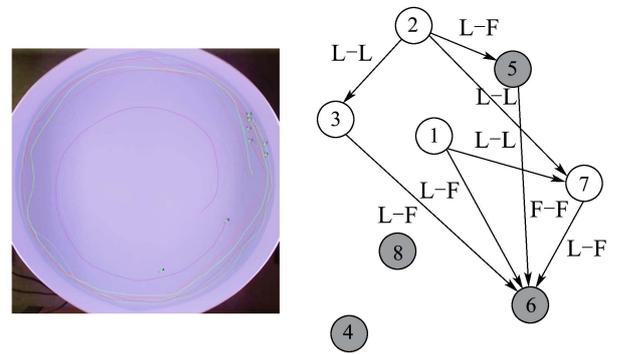


图 4 鱼群信息传递网络

Fig. 4 The information transfer network of fish school

2.4 网络分析(Network analysis)

对视频数据每隔 Δ 帧(实验中取 $\Delta = 7$)抽样建立时间离散的信息传递网络, 形成网络数据库 $GD = \{G_t | t = 0, 1, \dots, T\}$, 其中 G_t 用邻接矩阵 W_t 表示. 为了研究鱼群信息传递网络的全局和局部特征, 计算以下网络度量指标:

2.4.1 平均出度(Average out-degree)

t 时刻鱼群信息传递网络的平均出度^[30]定义为

$$\text{AverageOutDegree} = \frac{1}{N} \sum_{i,j} w_{ij}, \quad (7)$$

其中: w_{ij} 为邻接矩阵 W_t 中元素, 表示 t 时刻从 i 顶点到 j 顶点是否存在信息传递; 1表示存在信息传递, 0表示没有信息传递, N 表示图中顶点个数. 该指标度量了个体与周围邻居发生信息传递的平均个数.

2.4.2 网络效率(Network efficiency)

定义网络效率^[31]如下:

$$E_{G_t} = 1/N(N-1) \sum_{i,j \in V(G_t)} 1/L_{i,j}, \quad (8)$$

其中: $V(G_t)$ 表示网络 G_t 的顶点集, N 表示顶点个数, $L_{i,j}$ 表示两个顶点间的最短路径长度. 网络效率通常用于刻画网络中物质或信息的传播速度^[32-33], 被广泛用于经济网络、神经生物网络、网络传播等多个领域. $L_{i,j}$ 的计算是网络分析中的最短路径问题, 采用经典的Dijkstra算法^[34]计算. 在实验中, 先用igraph工具包^[35]计算最短路径, 再按公式(8)计算网络效率.

2.4.3 频繁子图(Frequent subgraph)

为了考察鱼群信息传递网络中频繁出现的子结构, 对于网络数据库 GD , 通过给定的最小支持度阈值minsup, 如果子图 g 与 G_t 子图同构, 则定义 $f(g, G_t) = 1$, 否则 $f(g, G_t) = 0$; 令

$$\delta(g, GD) = \sum_{G_t \in GD} f(g, G_t),$$

并称之为子图 g 的支持度, 如果 $\delta(g, GD) \geq \text{minsup}$, 则将子图 g 看作为一个频繁子图. 那么频繁子图挖掘就是从 GD 找出所有满足条件的子图.

常用的频繁子图挖掘算法有AGM, FSG, gSpan, FFSM等^[36]. 在本文中, 采用Kudo等在工具包gBoost^[37]提出的算法挖掘频繁子图, Kudo等把gSpan算法推广到有向图, 算法将产生频繁集的数据压缩到一棵频繁模式树FP-tree中, 用FP-tree存储项的关联信息, 然后对模式树产生频繁集. 在实验中, minsup取0.4.

3 结果与讨论(Experiments and results)

3.1 平均出度与网络效率之间的关系(The relationship between average out-degree and network efficiency)

图5为网络效率(信息传播速度)与平均出度的散点图, 发现鱼群中发生信息传递的邻居个数介于1和3之间, 并且随着邻居个数的增加, 信息的传播速度呈上升的趋势.

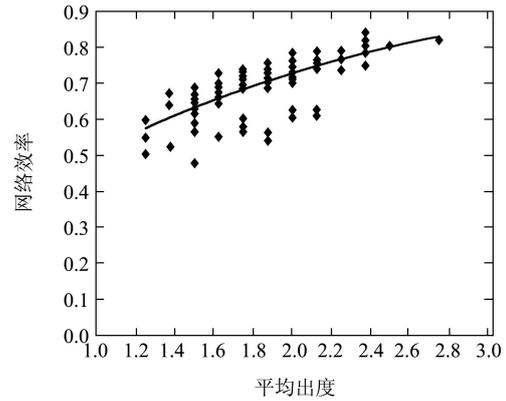


图5 网络效率(信息传播速度)与平均出度(邻居个数)之间的关系

Fig. 5 Network efficiency (the speed with which information can flow through the network) vs. average degree (number of neighbours)

3.2 频繁子图(Frequent subgraph)

图6给出了斑马鱼群信息传递网络中的频繁子结构, 从图中可以看出鱼群中频繁出现的拓扑结构主要包括星型结构((a)-(c))和树形结构((d)-(h))两大类, 其中: 结构(b)出现得最为频繁, 其次为结构(g)(表1), 说明斑马鱼主要与邻近的两个邻居产生信息传递, 这与鸟类的信息传递方式^[38]非常类似.

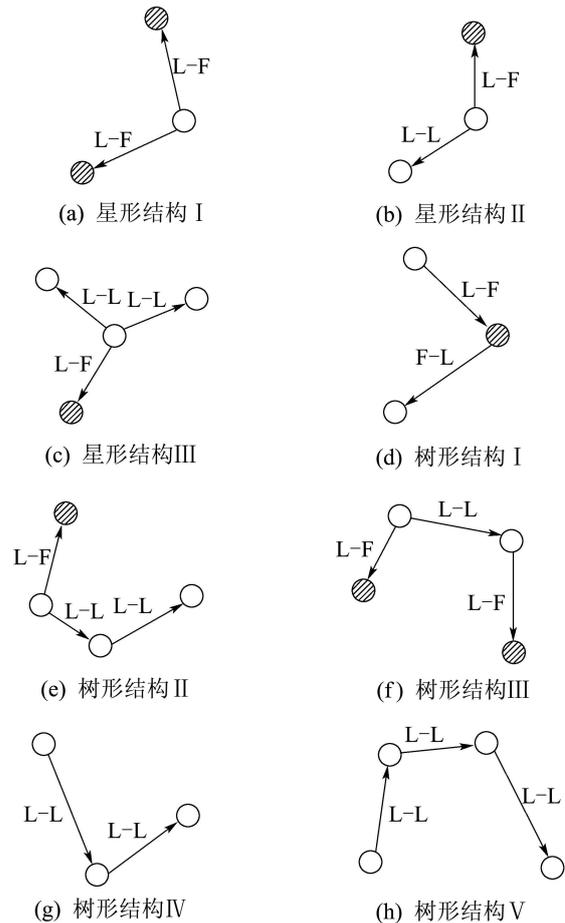


图6 鱼群信息传递网络中的频繁子结构

Fig. 6 The frequent subgraph of fish school

表1 频繁子图出现比例

Table 1 The proportion of frequent subgraphs appear

子图	出现比例/%	次序
(a)	41.7	6
(b)	70.4	1
(c)	47.0	4
(d)	40.0	7
(e)	57.5	3
(f)	46.1	5
(g)	65.2	2
(h)	38.3	8

4 结论与注记(Conclusions and remarks)

针对鱼群信息传递模型中难以利用时间尺度上信息的问题, 采用信息传递熵和社会网络分析相结合的方法, 给出了鱼群信息传递网络模型, 并采用实际斑马鱼群视频数据进行了实验, 结果表明传递熵能够正确地估计鱼个体之间的相互影响关系以及个体之间信息传递的方向, 通过计算网络出度、网络效率、频繁子图能进一步挖掘鱼群信息传递网络中的全局和局部特征. 此方法提供了一种利用探测时间序列间因果关系建立鱼群信息传递网络的方法, 为鱼群信息传递研究提供了一种新的思路.

注记 本文提出的方法是以精确的鱼群跟踪为基础的, 已有学者提出了一些鱼群视频跟踪的方法, 但是, 目前尚未有很好的方法解决大规模鱼群的视频跟踪问题. 例如: Kato等^[39]开发了一款计算机图像处理程序用于跟踪小于4个个体的鱼群, 但是当鱼群数目超过4个时, 跟踪精度急剧下降(由于存在诸多遮挡); Miller等^[40]跟踪了16条斑马鱼的鱼群, 但是每条鱼的位置是靠手工获取的; Suzuki等^[41]利用人工视频跟踪的方法跟踪了最多25条鱼的鱼群. 因此, 本文仅对小规模鱼群的信息传递进行了探讨, 而对大规模鱼群尚需进一步研究.

参考文献(References):

- [1] CAMPENHAUSEN C V, RIESS I, WEISSERT R. Detection of stationary objects by the blind cave fish *Anoptichthys jordani*(Characidae) [J]. *Journal of Comparative Physiology A*, 1981, 143(3): 369 – 374.
- [2] RADAKOV D V. Schooling in the ecology of fish [M]. New York: Wiley, 1973.
- [3] GERLOTTO F, BERTRAND S, BEZ N. Waves of agitation inside anchovy schools observed with multibeam sonar: a way to transmit information in response to predation [J]. *ICES Journal of Marine Science*, 2006, 63(8): 1405 – 1417.
- [4] SUMPTER D J T. The principles of collective animal behavior [J]. *Philosophical Transaction of the Royal Society B Biological Sciences*, 2006, 361(1465): 5 – 22.
- [5] ERIKSSON A, JACOBI M N, NYSTROM J. Determining interaction rules in animal swarms [J]. *Behavioral Ecology*, 2010, 21(5): 1106 – 1111.
- [6] STROMBOM D. Collective motion from local attraction [J]. *Journal of Theoretical Biology*, 2011, 283(1): 145 – 151.
- [7] SCHELLINCK J, White T. A review of attraction and repulsion models of aggregation: methods, findings and a discussion of model validation [J]. *Ecological Modeling*, 2011, 222(11): 1897 – 1911.
- [8] MILLER J M, KOLPAS A, NETO J P J. A Continuum three-zone model for swarms [J]. *Bulletin of Mathematical Biology*, 2012, 74(3): 536 – 561.
- [9] 刘玲飞, 周应祺, 钱卫国, 等. 红鼻鱼群体结构的数学建模与仿真可视化 [J]. 水产学报, 2012, 34(12): 1869 – 1876. (LIU Lingfei, ZHOU Yingqi, QIAN Weiguo, et al. Modeling and simulation on schooling structure of *Hemigrammus bleheri* [J]. *Journal of Fisheries of China*, 2010, 34(12): 1869 – 1876.)
- [10] LUKEMAN R, LI Y X, EDELSTEIN-KESHET L. Inferring individual rules from collective behavior [J]. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, 2010, 107(28): 12576 – 12580.
- [11] KATZ Y, TUNSTROM K, LOANNOU C C. Inferring the structure and dynamics of interactions in schooling fish [J]. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, 2011, 108(46): 18720 – 18725.
- [12] GAUTRAIS J, GINELLI F, FOURNIER R. Deciphering interactions in moving animal groups [J]. *PLoS Computational Biology*, 2012, 8(9): e1002678-1 – 11.
- [13] FRANKS V R, MARSHALL R C. Mechanisms and extent of information transfer in socially foraging guppies, *Poecilia reticulata* [J]. *Animal Behaviour*, 2013, 85(1): 103 – 108.
- [14] HANDEGARD N O, BOSWELL K M, IOANNOU C C. The dynamics of coordinated group hunting and collective information-transfer among schooling prey [J]. *Current Biology*, 2012, 22(13): 1213 – 1214.
- [15] WEY T, BLUMSTEIN D T, SHEN W W. Social network analysis of animal behavior: a promising tool from the study of sociality [J]. *Animal Behaviour*, 2008, 105(7): 333 – 344.
- [16] NIKOLAI W F B, WOOD A J, FRANKS D W. Social networks and models for collective motion in animals [J]. *Behavioral Ecology and Sociobiology*, 2011, 65(2): 117 – 130.
- [17] CROFT D, JAMES R, KRAUSE J. Exploring Animal Social Networks [M]. New York: Princeton University Press, 2008.
- [18] DARREN P C, JENS K, RICHARD J. Social networks in the guppy (*Poecilia reticulata*) [J]. *Proceedings of the Royal Society B Biological Sciences*, 2004, 271(6): 516 – 519.
- [19] COLEING A. The application of social network theory to animal behavior [J]. *Bioscience Horizons*, 2009, 2(1): 32 – 43.
- [20] PERREAULT C A. Note on reconstructing animal social networks from independent small-group observations [J]. *Animal Behaviour*, 2010, 80(3): 551 – 562.
- [21] COUZIN I D, KRAUSE J, JAMES R. Effective leadership and decision making in animal groups on the move [J]. *Nature*, 2005, 433(7025): 513 – 516.
- [22] HEMELRIJK C K. Density distribution and size sorting in fish schools: an individual-based model [J]. *Behavioral Ecology*, 2005, 16(1): 178 – 187.
- [23] QIU F, HU X. Modeling group structures in pedestrian crowd simulation [J]. *Simul. Model Pract. Theory*, 2010, 18(2): 190 – 205.
- [24] QUERA V, BELTRAN F S, DOLADO R. Flocking behavior: agent-based simulation and hierarchical leadership [J]. *Journal of Artificial Societies and Social Simulation*, 2010, 13(2): 8.

- [25] BLONDER B, WEY T W, DORNHAUS A. Temporal dynamics and networks analysis [J]. *Methods in Ecology and Evolution*, 2012, 3(6): 958-972.
- [26] DAVIES E R. *Computer and Machine Vision, Fourth Edition: Theory, Algorithms, Practicalities* [M]. New York: Academic Press, 2012.
- [27] SCHREIBER T. Measuring information transfer [J]. *Physical Review Letters*, 2000, 85(2): 461 - 464.
- [28] BANDT C, POMPE B. Permutation entropy: a complexity measure for time series [J]. *Physical Review Letters*, 2002, 88(17): 174102-1 - 174102-4.
- [29] KRAUSE J, HOARE D, KRAUSE S, et al. Leadership in fish shoals [J]. *Fish and Fisheries*, 2000, 1(3): 82 - 89.
- [30] NEWMAN M. *Networks: An Introduction* [M]. New York: Oxford University Press, 2010.
- [31] LATORA V, MARCHIORI M. Efficient Behavior of Small-World Networks [J]. *Physical Review Letters*, 2001, 87(19): 198701-1 - 4.
- [32] LATORA V, MARCHIORI M. Economic Small-World Behavior in Weighted Networks [J]. *The European Physical Journal B*, 2003, 32(2): 249 - 263.
- [33] ACHARD S, SALVADOR R, WHITCHER B, et al. A resilient, low-frequency, small-world human brain functional network with highly connected association cortical hubs [J]. *Journal of Neuroscience*, 2006, 26(1): 63 - 72.
- [34] YAN W M, WU W M. *Data Structure* [M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2007.
- [35] CSÁRDI G, NEPUSZ T. The igraph software package for complex network research [J]. *InterJournal*, 2006, Complex Systems: 1695.
- [36] JIANG C, COENEN F, ZITO M. A survey of frequent subgraph mining algorithms [J]. *The Knowledge Engineering Review*, 2013, 28(1): 75 - 105.
- [37] KUDO T, MAEDA E, MATSUMOTO Y. An application of boosting to graph classification [C] // *Proceedings of the 18th Annual Conference on Neural Information Processing Systems (NIPS 2004)*. New York: MIT Press, 2004, 8: 729 - 736.
- [38] BALLERINI M, CABIBBO N, CANDELIER R, et al. Interaction ruling animal collective behavior depends on topological rather than metric distance: evidence from a field study [J]. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, 2008, 105(4): 1232 - 1237.
- [39] KATO S, NAKAGAWA T, OHKAWA M, et al. A computer image processing system for quantification of zebrafish behavior [J]. *Journal of Neuroscience Methods*, 2004, 134(1): 1 - 7.
- [40] MILLER N, GERLAI R. Quantification of shoaling behaviour in zebrafish (*Danio rerio*) [J]. *Behavioural Brain Research*, 2007, 184(2): 157 - 166.
- [41] SUZUKI K, TAKAGI T, HIRAISHI T. Video analysis of fish schooling behavior in finite space using a mathematical model [J]. *Fisheries Research*, 2003, 60(1): 3 - 10.

作者简介:

刘康生 (1963-), 男, 第4届(1997年)《关肇直奖》获奖论文作者, 教授, 博士生导师, 目前研究方向为数据分析与决策优化、分布参数系统理论, E-mail:ksliu@zju.edu.cn;

卢焕达 (1979-), 男, 讲师, 在职博士研究生, 目前研究方向为数据分析与决策优化, E-mail: huandalu@163.com;

于欣 (1977-), 男, 副教授, 目前研究方向为数据分析与决策优化、分布参数系统理论, E-mail:yuxin@zju.edu.cn.