完备的距离空间的性质和应用

Chen Gong

15 January 2021

目录

1	Introduction	1
2	闭球套定理	1
3	压缩映射原理	2
	3.1 压缩映射定理的基本背景	2
	3.2 压缩映射定理起源	2
	3.3 压缩映射原理, Banach 不动点定理	3
4	不动点定理	5
5	压缩映射原理的应用	5
6	本章小结	9

1 Introduction

上一节讲到了,对于不完备的空间,我们可以想办法让它变得完备。那么为什么要在完备的空间下研究问题呢?有什么样的好处吗?这一节,将介绍完备空间的性质。让大家深刻理解,为什么要在完备的空间下研究问题呢?

2 闭球套定理

在距离空间中引入了开集,闭集的概率后,我们研究了空间中<mark>序列的收敛性,Cauchy 列</mark>,讨论了空间的<mark>列紧性,可分性,完备性</mark>。

在完备空间中,类似于数学分析中的区间套定理,也有闭球套定理。所谓,区间套定理,直观的来说就是一个区间套一个区间,被套住的区间大小比之前要小,这样不停地套下去,最终会收敛到一个点,而且这个点是唯一的。

定理 2.1 X 是完备的距离空间, $\bar{S}_n = \bar{S}(x_n, r_n) (n = 1, 2, \cdots)$ 是 X 中的一系列闭球集:

$$\bar{S}_1 \supset \bar{S}_2 \supset \cdots \supset \bar{S}_n \supset \cdots$$

且 $r_n \to 0 (n \to \infty)$, 则存在 X 中唯一的一点,

$$x \in \bigcap_{n=1}^{\infty} \bar{S}_n$$

此定理的证明过程,主要分三个步骤, 1. <mark>找到这样的 x; 2. 证明 $x \in \bigcap_{n=1}^{\infty} \bar{S}_n$; 3. 证明其唯一性。证明:</mark>

1. 设 $\{x_n\}$ 是球心组成的点列,所以,有

$$d(x_n, x_m) < r_n \ (m > n)$$

这是由于第 m 个球, 一定在第 n 个球里面。且, 当 $r_n \to 0$ $(n \to \infty)$ 。所以, 当 n, m > N 时

$$d(x_n, x_m) < r_n < \epsilon \ (m > n > N)$$

根据 Cauchy 的定义,可得 $\{x_n\}$ 是 Cauchy 列。又因为X 是完备的,所以, $\{x_n\}$ 可以收敛到一点,使 得 $\lim_{n\to\infty}x_n=x$ 。

- 2. 由于 $d(x_n,x_m) < r_n \ (m > n)$,根据距离的连续性,令 $m \to \infty$,根据第一步推出的结果,有 $d(x_n,x) \le r_n$,所以有 $x \in \bar{S}(x_n,r_n)$ 。且, \bar{S}_n 是闭球集,那么点 x 肯定包含在所有的球中。于是我们有 $x \in \bigcap_{n=1}^{\infty} \bar{S}_n$ 。
 - 3. 第三步则是证明此点唯一。如果,存在 $y \in \bigcap_{n=1}^{\infty} \bar{S}_n$ 。那么,对于任意的 x_n ,都有

$$d(x_n, y) \leq r_n$$

3 压缩映射原理

终于系统的看到了压缩映射原理了,小编研究的是强化学习,压缩映射原理是非常重要的。因为, 我们设计一种算法,往往需要迭代的方法来进行求解。并且,需要证明每一次迭代,数值解和真实解 之间的距离都会更近,而且最终会收敛到一个不动点,这是算法的理论基础,<mark>证明不动点的存在非常</mark> 重要,因为只有证明了这个点的存在,我们才能采用一些办法来逼近它。而不动点问题,是数学研究 中的重要问题之一。

3.1 压缩映射定理的基本背景

本节主要介绍压缩映射原理,所谓一个映射 T 的不动点是指,T把这个点映射为自身,即有 Tx = x。实际上,机器学习中非常重要的一类方法即为迭代法解方程。而任何解方程的问题都可以转化为求不动点的问题:

$$F(x) = 0 \iff F(x) + x = x$$

那么,可以令 $F_1(x) = F(x) + x = x$,令 $T(x) = F_1(x)$ 。则解方程的问题转化为求不动点 x : Tx = x。因而研究不动点理论及其应用具有重要的理论意义及应用价值。我们数学上最重要的一类问题就是解方程的问题,不论是微分方程还是积分方程等。

例 3.1 在实数范围内求解方程 $y = x^2 - 2x + 1 = 0$, 令

$$Tx = x^2 - x + 1.$$

则求解一元二次方程的问题转化为了: 什么时候 $Tx = x, x \in \mathbb{R}$, 即为: 映射 T 有没有不动点。

在代数方程、微分方程、积分方程及其它各类方程理论中解的存在性,唯一性以及近似解的收敛性都是很重要的课题,在许多关于存在唯一性的定理的证明中,"不动点"是一个有力的工具。可以说,不动点定理是泛函分析中最基本的一个存在性定理。分析中的许多存在性定理都是不动点定理的特例。不动点理论已发展成非线性泛函分析的重要内容之一。

3.2 压缩映射定理起源

多项式根的近似计算最显著的技巧是逐次迭代法, 比如 Newton 迭代求根法,

$$x_{k+1} = x_k - \frac{f(x_k)}{f'(x_k)}, \ k = 0, 1, 2, \cdots$$

如果 $\lim_{n\to\infty} x_n = x^*$,我们有 $f(x^*) = 0$ 。这实际就是压缩映射的一种简单表现形式。而 $\mathrm{T}x = x_k - \frac{f(x_k)}{f'(x_k)}$ 。

首先将这个技巧应用于无穷维情形的是一个法国数学家 Liourville, 他成功地利用这个技巧求解常 微分方程初值问题, 1922 年, Banach 把这个结果抽象化、用距离空间及压缩映射 (压缩映射是一种特殊的非线性映射) 等概念更一般地描述这个方法, 这就是著名的 Banach 不动点定理, 或压缩映像原理。

考虑微分方程的初值问题:

$$\begin{cases} \frac{\mathrm{d}x}{\mathrm{d}t} = f(x(t), t) \\ x|_{t=0} = x_0 \end{cases} \tag{1}$$

对公式左右两边 $[0,\tau]$ 进行积分有,

$$x(t) - x(0) = \int_0^t f(x(\tau), \tau) d\tau$$
$$x(t) = x_0 + \int_0^t f(x(\tau), \tau) d\tau$$

其中, $\int_0^t f(x(\tau),\tau)d\tau$ 是关于 x(t) 的函数,记为 $\bar{x}(t)$ 。那么从泛函分析的角度来看,可以看成一个映射的问题,令

$$Tx = x_0 + \int_0^t f(x(\tau), \tau) d\tau$$
 (2)

其中,x 是一个函数 x(t),经过映射 T 之后,得到一个新的函数 $\bar{x}(t)$,T 是函数到函数的映射。那么微分方程就转化成立这个积分算子 Tx 是否有不动点的问题,即在空间 X 是否存在元素 x,满足 Tx = x。如果满足压缩映射定理,就有不动点。

3.3 压缩映射原理, Banach 不动点定理

设 (X,d) 是完备的距离空间, $T: X \to X$ 。如果对于任意的 $x,y \in X$, 不等式

$$d(\mathrm{T}x,\mathrm{T}y) \le \theta d(x,y) \tag{3}$$

成立,其中 $0 < \theta < 1$,则存在唯一的 $\bar{x} \in X$,使得

$$T\bar{x} = \bar{x} \tag{4}$$

分析,首先找到 T 的不动点,然后证明其唯一性。由公式 (3) 可以看到, T 作用后两点间的距离成比例地压缩,是一压缩映射,希望用迭代法找到不动点。

任取 $x_0 \in X$, 令

$$x_1 = Tx_0, \ x_2 = Tx_1, \cdots, \ x_{n+1} = Tx_n, \ \cdots$$

需要证明

- 1. $x_n \to \bar{x} \ (n \to \infty)$,
- 2. T 连续,

则可以推出 $\bar{x} = T\bar{x}$ 。而为什么需要这两个条件呢?我们最终希望得到 $x_{n+1} = Tx_n$,即有 $\lim_{n\to\infty} x_{n+1} = \lim_{n\to\infty} Tx_n$,推出 $\bar{x} = \lim_{n\to\infty} Tx_n$ 。右边,我们想得到, $\lim_{n\to\infty} Tx_n = T\lim_{n\to\infty} x_n = \bar{x}$ 。而这里要想交换 T 和 \lim 运算,则需要保证 T 是连续的。

要想证明 1,由于空间是完备的,要证收敛,只需要证明 $\{x_n\}$ 是 Cauchy 列即可。对于证明 2,因为 T 是压缩映射,由连续映射的定义可知 T 是连续的。

1. T 是连续的 (一致连续的)。

事实上, $\forall \epsilon > 0$, 取 $\delta = \epsilon > 0$, 当 $d(x, y) < \delta$ 时,

$$d(\mathbf{T}x, \mathbf{T}y) \le \theta d(x, y) < \delta = \epsilon$$

2. 用迭代法求 x,

任取 $x_0 \in X$, 令

$$x_1 = Tx_0, \ x_2 = Tx_1, \cdots, \ x_{n+1} = Tx_n, \ \cdots$$

下面的目标则是证明 $\{x_n\}$ 为 Cauchy 列,由于对任意的自然数 p,

$$d(x_{n}, x_{n+p}) \leq d(x_{n}, x_{n+1}) + d(x_{n+1}, x_{n+2}) + \dots + d(x_{n+p-1}, x_{n+p})$$

$$\leq \theta^{n} d(x_{0}, Tx_{0}) + \theta^{n+1} d(x_{0}, Tx_{0}) + \dots + \theta^{n+p-1} d(x_{0}, Tx_{0})$$

$$< \frac{\theta^{n}}{1 - \theta} d(x_{0}, Tx_{0})$$
(5)

因为 $0 < \theta < 1$,所有当 $n \to \infty$ 时,必然有 $\frac{\theta^n}{1-\theta}d(x_0, Tx_0) \to 0$ 。所以, $\{x_n\}$ 是 Cauchy 列。而由于 (X,d) 是完备的,所有存在 \bar{x} ,使得 $x_n \to \bar{x}(n \to \infty)$,由于 T 是连续的,所以有,

$$\lim_{n \to \infty} \mathrm{T} x_n = \mathrm{T} \lim_{n \to \infty} x_n = \bar{x},$$

由迭代公式, $x_{n+1} = Tx_n$, 我们得到: $\bar{x} = T\bar{x}$ 。

3. 唯一性: 若存在 \bar{y} 使得, $T\bar{y} = \bar{y}$, 则

$$d(\bar{x}, \bar{y}) = d(T\bar{x}, T\bar{y}) \le \theta d(\bar{x}, \bar{y})$$

由于 $\theta \in (0,1)$, 所以只有可能 $d(\bar{x},\bar{y}) = 0$, 故 $\bar{x} = \bar{y}$ 。

存在这样一种情况,开始不是压缩映射,后来就变成压缩映射了。也就是映射做一次并不是压缩

设 (X,d) 是完备的距离空间, T 是 X 到 X 的映射, 如果存在正整数 n_0 , 使得对所有的 $x,y \in X$,

$$d(\mathbf{T}^{n_0}x, \mathbf{T}^{n_0}x) \le \theta d(x, y) \tag{6}$$

其中, $\theta \in (0,1)$, 则 T 有唯一的不动点。

映射,而做了多次以后,变成了压缩映射。

分折:由(6)式,我们看到 T^{n_0} 满足不动点定理的条件,存在唯一不动点 \bar{x} 。要证 T 有唯一不动点,考虑 T^{n_0} 的不动点是否就是 T 的不动点?

证明:

因为 T^{n_0} 满足不动点定理,顾存在唯一的 \bar{x} ,使得 $T^{n_0}\bar{x} = \bar{x}$ 。因为,

$$T^{n_0}(T\bar{x}) = T(T^{n_0}\bar{x}) = T\bar{x}$$

所以,观察第一项和第三项可得, $T\bar{x}$ 也是 T^{n_0} 的不动点。又因为 T^{n_0} 的不动点是唯一的,所以,

$$T\bar{x} = \bar{x}$$
.

所以, \bar{x} 是 T 的不动点。

唯一性: 反证法(小编发现,证明唯一性,非常喜欢用反证法!) 假设, x_1 也是 T 的不动点,则有,

$$T^{n_0}\bar{x}_1 = T^{n_0-1}(T\bar{x}_1) = T^{n_0-1}(\bar{x}_1) = \cdots = \bar{x}_1$$

所以, \bar{x}_1 也是 T^{n_0-1} 的不动点, 由于 T^{n_0-1} 不动点的唯一性, 我们有 $\bar{x} = \bar{x}_1$ 。

4 不动点定理

满足压缩映射的是不动点,而满足压缩映射的情况有很多,从而就衍生出了一系列的不动点定理。 比较出名的有以下几个,

定理 4.1(Brouwer) 设 $B \in \mathbb{R}^n$ 中的闭单位球。设 $T: B \to B$ 是一个连续映射,则 T 必有一个不动点 $x \in B$ 。

例 4 .1 设 f(x) 是定义在 [-1,1] 上的连续函数,且其值域包含 [-1,1] 中,则存在 $\bar{x} \in [-1,1]$,使得: $f(\bar{x}) = \bar{x}$ 。

定理 4.2(Schauder) 设 C 是线性赋范空间 X 中的一个闭凸子集, $T:C\to C$,连续且 T(C) 列 紧,则 T 在 C 上必有一个不动点。

5 压缩映射原理的应用

例 5.1

$$\begin{cases} \frac{\mathrm{d}x}{\mathrm{d}t} = f(x(t), t) \\ x|_{t=0} = x_0 \end{cases}$$
 (7)

其中 f(x,t) 在平面上连续, 且对于变量 x 满足 Lipschitz 条件:

$$|f(x_1,t) - f(x_2,t)| \le K|x_1 - x_2| \tag{8}$$

这个条件非常的好,把右边的 $|x_1 - x_2|$ 除过来有,

$$\frac{f(x_1,t) - f(x_2,t)|}{|x_1 - x_2|} \le K \tag{9}$$

对于二元函数 f(x,t),可以保证 x 是连续的,这个很好判断,但是并不能保证可导。<mark>所以,Lipschitz是介于偏导数存在和连续之间的一个条件</mark>。如果满足此条件,则有方程 (9) 在 t=0 的某个邻域中有唯一解。

分析,和 3.2 中的做法一样,把微分运算换成积分运算,大家都知道,微分运算和积分运算是互为逆运算的。

$$Tx = x_0 + \int_0^t f(x(\tau), \tau) d\tau \tag{10}$$

我们先证明这个积分运算是压缩映射,然后利用不动点存在定理得出方程有唯一解。那么如何证明积分运算是压缩映射呢?压缩映射有以下几个条件,1. X 要是个完备的距离空间;2. 满足压缩映射的条件;3. 得到条件,一定存在不动点。所以,我们首先要意识到,我们在哪个空间上研究这个问题。证明:

1. 确立距离空间,建立映射;

考虑连续距离空间 $C \in [-\delta, \delta]$ 上的如下映射 (积分算子):

$$Tx = x_0 + \int_0^t f(x(\tau), \tau) d\tau$$

则 T 是从 $C \in [-\delta, \delta]$ 到 $C \in [-\delta, \delta]$ 自身的映射。

2. 验证映射满足不动点定理的条件。

$$d(Tx, Ty) = \max_{-\delta \le t \le \delta} \left| \int_0^t |f(x(\tau), \tau) - f(y(\tau), \tau)| d\tau \right|$$

$$\le K \max_{-\delta \le t \le \delta} \left| \int_0^t |x(\tau) - y(\tau) d\tau \right|$$

$$\le K\delta \max_{-\delta \le t \le \delta} |x(t) - y(t)|$$

$$= K\delta d(x, y)$$
(11)

我们肯定可以找到一个 $\delta \diamond 0 < K\delta < 1$ 的,这个可以放心,且 $C[-\delta, \delta]$ 是完备的。由压缩映射定理可得,方程必有唯一解。而为什么我们要将微分运算变成积分运算呢?

这里老师提出了一种直观的理解方法,我们知道积分运算和微分运算是互逆的。比如,a 和 $\frac{1}{a}$ 是 互逆的,那么当 a 越来越大,则 $\frac{1}{a}$ 则会越来越小。所以类比过来,积分运算每一次运算会导致距离会越来越小,而微分运算每一次运算会导致距离会越来越大。那么,在微分运算中,其实达不到压缩映射的要求,而在积分运算中可以证明是压缩映射。那么,可以证明积分方程可以收敛到唯一的解,所以反向得出,微分方程也可以收敛到唯一的解。而我们已经证明了,积分运算是压缩映射,而微分运算是积分运算的逆运算,所以理论上,微分方程是肯定做不到这一点的。所以,数学中经常将微分方程转化为积分方程。

例 5.2 考虑线性方程组

$$\xi_i - \sum_{j=1}^n a_{ij} \xi_j = b_i \quad (i = 1, 2, \dots, n)$$
 (12)

其中,

$$\sum_{i=1}^{n} \sum_{j=1}^{n} |a_{ij}|^2 < 1 \tag{13}$$

证明,此方程组有唯一解。

分析: 考虑将方程组转化为映射的不动点问题。假定 $x = \xi_1, \xi_2, \cdots, \xi_n$,并定义 Tx,使得其第 i个分量的作用形式为 $\sum_{j=1}^n a_{ij}\xi_j + b_i$,则方程组可转化为 \mathbb{R}^n 空间上 Tx = x 的不动点问题。证明:

1. 建立映射: 设,

$$(\mathbf{T}x)_i = \sum_{j=1}^n a_{ij}\xi_j + b_i, \quad (i = 1, 2, 3, \cdots).$$
 (14)

 $x = \{\xi_1, \xi_2, \dots, \xi_n\}, \ \text{M} T \not \in \mathbb{R}^n \to \mathbb{R}^n \text{ in } \text{--hell}$

2. 验证映射满足不动点定理条件。由于,

$$d(Tx_1, Tx_2) = \left\{ \sum_{i=1}^n \left[\left(\sum_{j=1}^n a_{ij} \xi_j^{(1)} + b_i \right) - \left(\sum_{j=1}^n a_{ij} \xi_j^{(2)} + b_i \right) \right]^2 \right\}^{\frac{1}{2}}$$

$$= \left\{ \sum_{i=1}^n \left[\sum_{j=1}^n a_{ij} \left(\xi_j^{(1)} - \xi_j^{(2)} \right) \right]^2 \right\}^{\frac{1}{2}}$$
(15)

而,

$$\left\{ \sum_{i=1}^{n} \left[\sum_{j=1}^{n} a_{ij} \left(\xi_{j}^{(1)} - \xi_{j}^{(2)} \right) \right]^{2} \right\}^{\frac{1}{2}} \leq \left\{ \sum_{i=1}^{n} \sum_{j=1}^{n} a_{ij}^{2} \sum_{j=1}^{n} \left| \xi_{j}^{(1)} - \xi_{j}^{(2)} \right|^{2} \right\}^{\frac{1}{2}} \\
= \left(\sum_{i=1}^{n} \sum_{j=1}^{n} |a_{ij}|^{2} \right)^{\frac{1}{2}} \left(\sum_{j=1}^{n} \left| \xi_{j}^{(1)} - \xi_{j}^{(2)} \right|^{2} \right)^{\frac{1}{2}} \\
= \theta d(x_{1}, x_{2}) \tag{16}$$

其中,

$$\theta = \left(\sum_{i=1}^{n} \sum_{j=1}^{n} |a_{ij}|^{2}\right)^{\frac{1}{2}} < 1 \tag{17}$$

根据压缩映射原理,方程组有唯一解。

~

例 5.3 在上例中, 若将条件改为:

$$\alpha = \max_{1 \le i \le n} \sum_{j=1}^{n} |a_{ij}| < 1 \tag{18}$$

通过这一系列例子,我们希望看到不同的空间中,对于压缩映射定理不同的处理方法。其解决问题的 思路和方法同上。事实上,如果 *n* 维向量空间的距离定义为:

$$d(x,y) = \max_{1 \le i \le n} |\xi_i - \eta_i| \tag{19}$$

其中, $x = (\xi_1, \xi_2, \dots, \xi_n), y = (\eta_1, \eta_2, \dots, \eta_n).$

1. 建立映射: 设,

$$(\mathbf{T}x)_i = \sum_{j=1}^n a_{ij}\xi_j + b_i, \quad (i = 1, 2, 3, \cdots).$$
 (20)

 $x = \{\xi_1, \xi_2, \dots, \xi_n\}, \ \mathbb{M} \ \mathbb{T} \ \mathbb{R}^n \to \mathbb{R}^n \ \mathbb{M} \longrightarrow \mathbb{R}^n$

2.

$$d(\mathbf{T}x_{1}, \mathbf{T}x_{2}) = \max_{1 \leq i \leq n} \left| \left(\sum_{j=1}^{n} a_{ij} \xi_{j}^{(1)} + b_{i} \right) - \left(\sum_{j=1}^{n} a_{ij} \xi_{j}^{(2)} + b_{i} \right) \right|$$

$$= \max_{1 \leq i \leq n} \left| \sum_{j=1}^{n} a_{ij} \left(\xi_{j}^{(1)} - \varepsilon_{j}^{(2)} \right) \right|$$

$$= \max_{1 \leq j \leq n} \left| \xi_{j}^{(1)} - \xi_{j}^{(2)} \right| \cdot \max_{1 \leq i \leq n} \sum_{j=1}^{n} |a_{ij}|$$

$$= \alpha d(x_{1}, x_{2})$$

$$(21)$$

同样是完备的距离空间,满足压缩映射的条件,所有有唯一的解。这两个例题充分描述了,根据研究问题的不同,我们可以选择不同的距离空间,只要是完备的就行。

例 5.4 Fredhom 积分方程

$$x(t) = \varphi(t) + \mu \int_{a}^{b} k(t, s)x(s)ds \tag{22}$$

其中, $k(t,s), \varphi(t)$ 是 $a \le t \le b, a \le s \le b$ 上的连续函数,则当 $|\mu||b-a|M < 1$ 时,方程存在唯一解,其中,

$$M = \max_{a \le t \le b, a \le s \le b} |k(t, s)| \tag{23}$$

证明, 1.

$$Tt = \varphi(t) + \mu \int_{a}^{b} k(t, s)x(s)ds$$
 (24)

T 是从 C[a,b] 到 C[a,b] 的映射。

2. 对任意的 $x, y \in C[a, b]$, 有

$$d(Tx_{1}, Tx_{2}) = \max_{a \leq t \leq b} |\mu| \left| \int_{a}^{b} \left[k(t, s) \left(x_{1}(s) - x_{2}(s) \right) \right] ds \right|$$

$$\leq |\mu| |b - a| M \max_{a \leq t \leq b} |x_{1}(t) - x_{2}(t)|$$

$$= |\mu| |b - a| \operatorname{Md}(x_{1}, x_{2})$$
(25)

其中,

$$M = \max_{a \le t \le b, a \le s \le b} |k(t, s)| \tag{26}$$

且因为, $|\mu||b-a|M \in (0,1)$, 所以, 满足压缩映射条件, 方程有唯一解。

例 5.5 Volterra 积分方程

$$x(t) = \varphi(t) + \mu \int_{a}^{t} k(t, s)x(s)ds \tag{27}$$

其中,k(t,s), $\varphi(t)$ 是 $a \le t \le b$, $a \le s \le b$ 上的连续函数,则方程存在唯一解。这个 Volterra 方程和前面的 Fredhom 方程最大的区别即为,不再是定积分,而是变限积分函数。和前面一样,首先要确定完备的距离空间,并确立映射关系。

1.

$$Tx = \varphi(t) + \mu \int_{a}^{t} k(t, s)x(s)ds$$
 (28)

T 是从 C[a,b] 到 C[a,b] 的映射。

2. 对任意的 $x, y \in C[a, b]$,有

$$|Tx_1 - Tx_2| = |\mu| \left| \int_a^t k(t, s) \left[x_1(s) - x_2(s) \right] ds \right|$$

$$\leq |\mu| M(t - a) \max_{a < t \le b} |x_1(t) - x_2(t)|$$
(29)

其中, $M = \max_{a \le t \le b, a \le s \le b} |k(t, s)|$ 。

3. 进一步的有

$$|T^{2}x_{1} - T^{2}x_{2}| = |T(Tx_{1}) - T(Tx_{2})|$$

$$\leq |\mu|^{2} M^{2} \int_{a}^{t} (\tau - a) \max_{a \leq t \leq b} |x_{1}(\tau) - x_{2}(\tau)| d\tau$$

$$= |\mu|^{2} M^{2} \frac{(t - a)^{2}}{2} \max_{a < t < b} |x_{1}(t) - x_{2}(t)|$$
(30)

4. 一般来说,

$$|T^n x_1 - T^n x_2| \le |\mu|^n M'' \frac{(t-a)^n}{n!} \max_{a \le t \le b} |x_1(t) - x_2(t)| \tag{31}$$

5. 所以,

$$d(\mathbf{T}^{n}x_{1}, \mathbf{T}^{n}x_{2}) \leq |\mu|^{n} M'' \frac{(t-a)^{n}}{n!} d(x_{1}, x_{2})$$
(32)

由于,

$$|\mu|^n M'' \frac{(t-a)^n}{n!} \to 0 \quad (n \to \infty)$$

所以,

$$|\mu|^n M'' \frac{(t-a)^n}{n!} \in (0,1)$$

由 3.3 节的描述,可以得出有此积分方程有唯一解。而此证明过程,放大的比较细致,所以对条件的要求比较少;放大的越粗糙,当然对条件的要求会比较高。

上述这些对于求解方程的例子,都是通过把原来的问题转化为不动点问题解决的。压缩映射原理在隐函数存在性定理。研究各类方程解的存在性、唯一性以及近似解的收敛性等理论中起到了十分重要的作用。

6 本章小结

本章主要介绍的是完备空间中的应用,压缩映射定理。压缩映射原理在隐函数存在性定理,研究 各类方程解的存在性、唯一性以及近似解的收敛性等理论中起到了十分重要的作用。也是小编研究的 强化学习中非常重要的定理。本章首先对压缩定理进行了证明,然后举了一些例子来讲述压缩映射定 理在其中的应用。压缩映射的使用步骤整体为两步,第一步证明是在完备的举例空间中,第二步验证 是否满足压缩映射定理的条件。其中,学习到了放缩是数学中最重要的技巧之一,放缩的方法有很多, 而往往越精细的方法得到的结果会越好。