

# 用探测性的归纳学习方法从空间数据库发现知识\*

邸凯昌<sup>1),2)</sup> 李德仁<sup>2)</sup> 李德毅<sup>3)</sup>

<sup>1)</sup>(国土资源部航空物探遥感中心, 北京 100083)

<sup>2)</sup>(武汉测绘科技大学信息工程学院, 武汉 430079)

<sup>3)</sup>(中国电子系统工程研究所, 北京 100036)

**摘要** 将探测性数据分析、面向属性的归纳和 Rough 集方法结合起来, 形成了一种灵活通用的探测性归纳学习方法 EIL, 可以从空间数据库中发现普遍知识、属性依赖、分类知识等多种知识。同时提出和总结了多种生成空间数据库概念层次结构的方法用于归纳学习。用中国分省农业统计数据的发掘试验说明了 EIL 方法的可行性和有效性。

**关键词** 空间数据发掘和知识发现 探测性数据分析 面向属性的归纳 Rough 集 探测性归纳学习 概念层次结构生成

## 0 引言

从数据库中发现知识(Knowledge Discovery in Databases, KDD), 或称数据发掘(Data Mining, DM), 是从数据中提取隐含的、先前不知道的和潜在有用的知识的过程<sup>[1]</sup>。现在, 人们一般将 DM 和 KDD 合称为数据发掘和知识发现, 简称 DMKD。DMKD 是在数据和数据库急剧膨胀的强烈需求下应运而生的, 也是数据库、人工智能、数理统计、可视化等技术发展和结合的结果, 其目的是为数据库理解与应用提供自动化、智能化的手段。

空间数据发掘和知识发现(Spatial Data Mining and Knowledge Discovery, SDM KD), 可以定义为从空间数据库中提取隐含的、用户感兴趣的和非空间模式和普遍特征的过程。从 GIS 数据库中发现的知识可构成知识库用于建立智能化的 GIS 系统, 支持知识驱动的遥感图象解译, 同时也将促进 3S 的智能化集成<sup>[2,3]</sup>。可用于 SDM KD 的方法有很多种, 除了研究新的、高效率的算法外, 已有算法的集成或结合也是 SDM KD 的重要研究内容。

## 1 探测性的归纳学习方法

### 1.1 探测性的归纳学习方法

归纳学习(Inductive Learning)是一种非常重要的数据发掘与知识发现方法, 它旨在从大量的数据中归纳抽取一般的规则和模式。在 DMKD 领域, 一种著名的归纳学习方法是 Han Jiawei 教授等提出的面向属性的归纳(Attribute Oriented Induction, AOI), 通过概念树的攀升而得到泛化的数据(Generalized Data)。泛化(又称普遍化)的数据可直接转换成规则或逻辑表达式, 可以发现普遍特征规则和区分规则等<sup>[4]</sup>。对某一特定问题, 泛化的数据可能会有冗余, 可以进一步简化和精炼。

Rough 集方法是数据表简化(data table reduction)和生成最小决策算法(minimum decision algorithm)的有效方法, 并且可以发现属性表中的属性依赖(attribute dependence)等知识<sup>[5-7]</sup>。

实际数据库中存在着大量数据, 必需选取与学习任务有关的数据才能进行有效的学习。任务相关的数据在有些情况下可用 SQL 语言来描述, 但多数情况下用户往往不能一次就明确地用 SQL 语言提取出感兴趣的数据, 而需要试探地、交互地选取多次。

探测性数据分析(Exploratory Data Analysis, EDA), 采用动态统计图形和动态链接窗口技术将数据及其统计特征显示出来, 可发现非直观的数据特征及异常数据<sup>[8,9]</sup>。可将数据的直方图、散布图、箱尾图、茎叶图、回归残差图等分几个窗口同时显示出来, 各窗口动态链接, 改变一个窗口中的数据, 其它

\* 本文研究受国家自然科学基金及测绘遥感信息工程国家重点实验室基金项目(No. 49631050 及 WKL(97)0302)资助  
收稿日期: 1999-10-27

窗口相应改变,可在任何窗口中选取感兴趣的数据子集。EDA 将统计分析和可视化技术结合起来,提高了数据分析的灵活性和深度,特别适合于 GIS 的数据分析。EDA 与空间分析相结合,构成探测性的空间分析(Exploratory Spatial Analysis, ESA),使得空间分析更加灵活方便。

我们将 EDA/ESA、AOI 和 Rough 集等技术结合起来,提出一种探测性的归纳学习方法(Exploratory Inductive Learning, EIL),该方法的核心是 AOI,它的作用是从空间数据库中生成泛化的数据;EDA/ESA 技术用于选取感兴趣的数据子集,即数据聚焦(Data Focusing),并可初步发现隐含在数据中的某些特征和规律;Rough 集方法用于泛化数据的进一步简化和最小决策算法生成,使得在保持普遍化数据内涵的前提下最大限度地精炼知识。如图 1 所示。

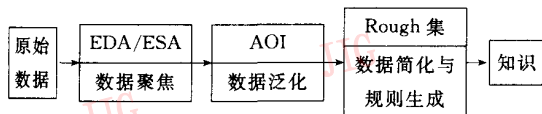


图 1 EIL 方法的构成与流程

EIL 主要由 3 项技术集成得到, AOI, EDA/ESA 和 Rough 集方法都是成熟而成功的技术。AOI 的可行性和实用性已得到了充分的证明<sup>[4]</sup>,加上多种空间数据库概念层次结构生成方法,使 AOI 的可行性和可操作性得到加强。EIL 方法包含了统计、归纳、空间分析、可视化、Rough 集等多种方法,可以发现普遍知识、属性依赖、分类知识等多种知识,是一种灵活通用的知识发现方法。

## 1.2 空间数据库中概念层次结构的生成

AOI 需要背景知识,即概念层次结构(Concept hierarchy),常以概念树(Concept tree)的形式给出。概念层次结构的形成是 DMKD 中一个重要的研究课题, Han 等人曾提出用基于统计的方法产生和修改概念树<sup>[10]</sup>,采用类似于图象处理中直方图均衡化的方法建立数字型数据的概念层次结构,该方法简便易行,但当数据分布复杂时不能反映数据的结构特点,同时它只能处理数字型数据。

我们研究和提出了多种从数据中生成概念和概念层次结构的方法,现概要总结如下:

(1) 基于云理论<sup>[11,12]</sup>的一系列方法。包括云变换方法、基于黄金分割率的主观云模型法、虚云方法等。需要说明的是,基于云理论的方法不仅适用于建

立非空间层次结构,也适用于建立空间层次结构,不仅适用于数字型数据,也适用于非数字型数据。

(2) 最大方差法数据离散化方法与云模型相结合,从数字型数据中产生云模型表达的软离散区间和概念层次结构。

(3) 根据编码体系生成。在空间数据库中,有些地物的编码是按照由粗到精多级分类编码的,例如我国全国农业区划委员会的“土地利用现状调查技术规程”中对土地利用采取两级分类,一级分为 8 类,二级分为 46 类,如 1 为耕地,11 为灌溉水田,12 为望天田,13 为水浇地等等;6 为交通用地,61 为铁路,62 为公路,63 为农村道路等。在这种情况下,直接根据编码体系可以生成概念树,例如,11、12、13 等 1 开头的两位编码为下层概念,其对应的上层概念为 1。随着空间数据标准化的发展,将会有更多的分类编码体系可用这种方式生成概念树。

(4) 根据面向对象的类结构生成概念树。在面向对象的空间数据模型中,类—子类—超类的数据结构,本身就是一个由一般到特殊的树型结构,可转换成概念树的形式。

## 2 探测性归纳学习方法应用实例

我们用中国大陆分省区农业统计数据的发掘和知识发现的实例来说明 EIL 方法的可行性和有效性。从多年的中国统计年鉴中收集中国大陆 30 个省区 1982 年至 1990 年间农业人口、耕地面积、农业投资、农业总产出等有关数据,目的是分析和发现其中的普遍特征以及多种因素与农业总产出的关系。

首先用探测性数据分析技术通过数据可视化直观地初步发现一些规律并选择需进一步处理的数据。从彩色图版 I 中的图 1 可以看出农业人口数的跨度是很大的,四川、河南、山东等省份农业人口数很多,而西藏、青海、宁夏等西北部省份以及天津、北京、上海等城市农业人口数很少,而同一省区多年间农业人口数增加很缓慢或基本保持不变。海南从 1988 年建省农业人口数从广东省分离出来,图形中清晰地显示出了这一过程,同时也发现江苏省在 1984 年和 1985 年农业人口数有一个明显减少的“异常”过程。从彩色图版 I 中的图 2 可以看出耕地面积的跨度也很大,绝大多数省份多年间耕地面积基本保持平衡,少数几个面积大的省份有缓慢减少的趋势。从彩色图版 I 中的图 3 可以看出,农业投资随年度变化的情况是很混乱的,例如,天津市从

1984年起农业投资大幅度下降,直到1987年才有所上升,但远没有达到1982年、1983年的投资水平;广东省农业投资经过了明显的“两落两起”的过程,到1990年恢复较高投资水平;山东省1982年至1989年农业投资持续增加,到1989年达到很高的水平,但1990年有一个较大的回落,等等。从彩色图版I中的图4可以看出各省区农业总产出基本保持

了持续增长,而且农业总产出越大其增长幅度越大。

为了发现农业人口、耕地面积、农业投资等因素与农业总产出的关系,我们选取1990年的数据,构成如表1所示的属性表,把人口、耕地面积、投资等作为条件属性,把农业总产出作为决策表,则表1称为决策表。

表1 农业统计信息属性表

省份和城市名	耕地面积	农业人口	农业投资	农业总产出	省份和城市名	耕地面积	农业人口	农业投资	农业总产出
黑龙江	8826.53	20084.6	343	24540	浙江	1731.13	35426.6	173	33680
辽宁	3470.40	22724.4	327	27380	江苏	4562.33	52707.6	192	58050
吉林	3935.53	14883.2	195	18910	上海	324.00	4188.87	176	6820
山东	6867.87	68459.6	216	64750	安徽	4373.00	48175.6	333	37090
河北	6560.47	52315.5	279	35760	湖北	3486.60	41728.7	395	40220
北京	414.47	3952.96	132	7020	湖南	3318.60	51824	210	39740
天津	432.27	3830.47	120	5490	江西	2355.47	30530.3	113	25520
河南	6944.40	74522.5	479	50200	广东	2524.67	47690.1	468	60070
山西	3701.80	22177.7	167	12480	广西	2578.47	36766.4	137	25220
陕西	3541.07	26659.6	123	17000	福建	1238.47	24994.3	117	22870
甘肃	3477.13	18682.5	286	10310	海南	433.53	5146.28	212	6870
内蒙古	4911.53	14877.7	156	15690	四川	6307.20	92187.2	340	63710
宁夏	795.00	3542.94	94	2470	贵州	1854.00	28402.1	87	14550
新疆	3072.93	10005.9	325	14470	云南	2822.80	32399.8	223	21170
青海	572.00	3101.09	72	2450	西藏	223.00	1882.24	30	1720

从表1的数据中无法看出其中的规律,我们继续用EDA中的散点图技术加以分析。从图2中可以看出一定的规律,即随着农业人口数的增多,农业总产出总的趋势是增加,然而仅从图中我们很难得到更进一步的规律,由于接近的人口数对应的产出差别很大,接近的产出对应的人口数差别也很大,用

相关统计的方法也很难描述其中的规律。另外也绘制了耕地面积与农业总产出、农业投资与农业总产出的散点图,其规律性很差,这里不再列出。

下面,我们用AOI技术和Rough技术发掘隐含在决策表1中的分类决策规则。首先,用AOI技术对表1进行属性泛化(概念提升),将省份和城市名属性值泛化为所在区域位置,分为东北部、北部、西北部、东部、中部、南部、西南部等语言值,将其它数值属性分别泛化为3个语言值,如“小”、“中”、“大”、“多”、“少”、“高”、“低”等。用最大方差法分别将这些数值属性离散化,将离散区间“软化”成语言值,用云模型来表达。将属性值用相应的高层次的语言值替换实现属性的泛化。见表2,表中增加了一个计数属性来记录合并的元组数(由于各个泛化元组各不相同,计数均为1),为了便于后续计算和描述增加了编号属性。

在应用AOI完成属性泛化的基础上,用Rough集方法实现决策表简化和最小分类决策规则生成。

农业人口数与农业总产出

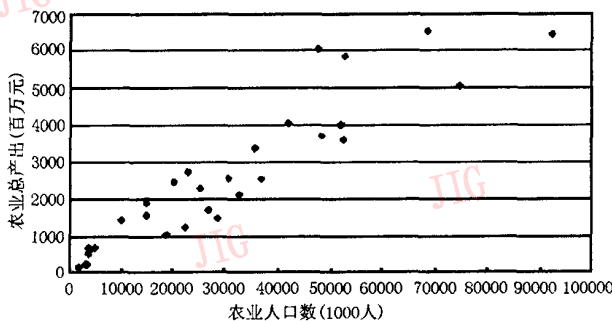


图2 农业人口数与农业总产出散点图

表 2 泛化的农业信息决策表

编号	区域	耕地面积	农业人口	农业投资	农业产出	计数	编号	区域	耕地面积	农业人口	农业投资	农业产出	计数
1	东北部	大	中	大	中	1	16	东部	小	中	中	中	1
2	东北部	中	中	大	中	1	17	东部	中	多	中	高	1
3	东北部	中	少	中	低	1	18	东部	小	少	中	低	1
4	北部	大	多	中	高	1	19	东部	中	多	大	中	1
5	北部	大	多	中	中	1	20	中部	中	中	大	中	1
6	北部	小	少	小	低	1	21	中部	中	多	中	中	1
7	北部	小	少	小	低	1	22	中部	中	中	小	中	1
8	北部	大	多	大	高	1	23	南部	中	多	大	高	1
9	北部	中	中	中	低	1	24	南部	中	中	小	中	1
10	西北部	中	中	小	低	1	25	南部	小	中	小	中	1
11	西北部	中	中	中	低	1	26	南部	小	少	中	低	1
12	西北部	中	少	中	低	1	27	西南部	大	多	大	高	1
13	西北部	小	少	小	低	1	28	西南部	小	中	小	低	1
14	西北部	中	少	大	低	1	29	西南部	中	中	中	中	1
15	西北部	小	少	小	低	1	30	西南部	小	少	小	低	1

由表 2 计算属性产生的划分如下:

$$U/IND\{\text{区域}\} = \{\{1, 2, 3\}, \{4, 5, 6, 7, 8, 9\}, \{10, 11, 12, 13, 14, 15\}, \{16, 17, 18, 19\}, \{20, 21, 22\}, \{23, 24, 25, 26\}, \{27, 28, 29, 30\}\}$$

$$U/IND\{\text{耕地面积}\} = \{\{1, 4, 5, 8, 27\}, \{2, 3, 9, 10, 11, 12, 14, 17, 19, 20, 21, 22, 23, 24, 29\}, \{6, 7, 13, 15, 16, 18, 25, 26, 28, 30\}\}$$

$$U/IND\{\text{农业人口}\} = \{\{1, 2, 9, 10, 11, 16, 20, 22, 24, 25, 28, 29\}, \{3, 6, 7, 12, 13, 14, 15, 18, 26, 30\}, \{4, 5, 8, 17, 19, 21, 23, 27\}\}$$

$$U/IND\{\text{农业投资}\} = \{\{1, 2, 8, 14, 19, 20, 23, 27\}, \{3, 4, 5, 9, 11, 12, 16, 17, 18, 21, 26, 29\}, \{6, 7, 10, 13, 15, 22, 24, 25, 28, 30\}\}$$

$$U/IND\{\text{农业产出}\} = \{\{1, 2, 5, 16, 19, 20, 21, 22, 24, 25, 29\}, \{3, 6, 7, 9, 11, 12, 13, 14, 15, 18, 26, 28, 30\}, \{4, 8, 17, 23, 27\}\}$$

正区域的计算如下:

$$POS_{\text{区域}}(\text{农业产出}) = \{10, 11, 12, 13, 14, 15, 20, 21, 22\}$$

$$POS_{\text{耕地面积}}(\text{农业产出}) = \phi$$

$$POS_{\text{农业人口}}(\text{农业产出}) = \{3, 6, 7, 12, 13, 14, 15, 18, 26, 30\}$$

$$POS_{\text{农业投资}}(\text{农业产出}) = \phi$$

$$POS_{\{\text{区域}, \text{农业人口}, \text{农业投资}\}}(\text{农业产出}) = \{1, 2, 3, 6, 7, 8, 9, 10, 11, 12, 13, 14, 15, 16, 17, 18, 19, 20, 21, 22, 23, 24, 25, 26, 27, 28, 29, 30\}$$

$$POS_{\{\text{区域}, \text{耕地面积}, \text{农业人口}\}}(\text{农业产出}) =$$

$$POS_{\{\text{区域}, \text{农业人口}, \text{农业投资}\}}(\text{农业产出})$$

$$POS_{\{\text{区域}, \text{耕地面积}, \text{农业人口}, \text{农业投资}\}}(\text{农业产出}) =$$

$$POS_{\{\text{区域}, \text{农业人口}, \text{农业投资}\}}(\text{农业产出})$$

从以上计算结果可以看出,由于正区域的基数(元素个数)均小于论域的基数 30,即不存在依赖程度  $\gamma$  值为 1 的依赖关系,因此,决策表是不一致的,其不一致的原因是元组 4 和元组 5 条件属性完全相同而决策属性不同。同时,也可以看出,在条件属性中区域和农业人口数的重要性较高,而耕地面积和农业投资两个属性对决策来说是多余的,可以去掉其中一个,这里,我们去掉耕地面积这一属性,并合并相同元组,得到表 3,为了方便,对元组重新编号。

接着对表 3 的条件属性值进行检查,去掉多余的属性值。具体方法是,对每个元组的每个条件属性值进行检查,看去掉它后会不会改变决策结果,若不改变,则该属性值是多余的,可以去掉。例如,对于元组 8 至元组 12,去掉农业人口和农业投资两个属性的属性值都不影响将农业产出决策为“低”,因此把两个属性的属性值全去掉。去掉所有多余属性值并将相同元组合并后得到最终的简化决策表 4。

表 4 的每一条记录(元组)对应一条决策规则,记录的计数值可以看作是规则的支持率,其中规则 3 和 4 为不一致规则,其它 14 条规则为一致性规则。例如:规则 2 可以表述为“如果农业人口少,则农业产出低”,规则 7 可以表述为“如果区域在西北,则农业产出低”,规则 3 和 4 可以合并表示为“如果区域在北方、农业人口多、农业投资中等,则农业产出

表3 去掉多余属性后的简化决策表

编号	区域	农业人口	农业投资	农业产出	计数	编号	区域	农业人口	农业投资	农业产出	计数
1	东北部	中	大	中	2	14	东部	多	中	高	1
2	东北部	少	中	低	1	15	东部	少	中	低	1
3	北部	多	中	高	1	16	东部	多	大	中	1
4	北部	多	中	中	1	17	中部	中	大	中	1
5	北部	少	小	低	2	18	中部	多	中	中	1
6	北部	多	大	高	1	19	中部	中	小	中	1
7	北部	中	中	低	1	20	南部	多	大	高	1
8	西北部	中	小	低	1	21	南部	中	小	中	2
9	西北部	中	中	低	1	22	南部	少	中	低	1
10	西北部	少	中	低	1	23	西南部	多	大	高	1
11	西北部	少	小	低	2	24	西南部	中	小	低	1
12	西北部	少	大	低	1	25	西南部	中	中	中	1
13	东部	中	中	中	1	26	西南部	少	小	低	1

表4 决策表最终简化结果

编号	区域	农业人口	农业投资	农业产出	计数
1	—	中	大	中	2
2	—	少	—	低	6
3	北部	多	中	高	1
4	北部	多	中	中	1
5	北部	多	大	高	1
6	北部	中	中	低	1
7	西北部	—	—	低	6
8	东部	中	—	中	1
9	东部	多	中	高	1
10	东部	多	大	中	1
11	中部	—	—	中	3
12	南部	多	—	高	1
13	南部	中	—	中	2
14	西南部	多	—	高	1
15	西南部	中	小	低	1
16	西南部	中	中	中	1

高或中”等等,这里不再把规则一一列出,实际上决策表本身就是一种决策知识的表达方式。这些规则揭示了区域位置、农业人口数、农业投资与农业总产出的宏观规律,对于农业发展决策具有重要的价值。这一实例证明了整个探测性归纳学习方法的可行性和有效性。当然,如果能收集到更加丰富的相关数据,发现的知识会更丰富,更有价值。

### 3 结束语

本文提出了一种探测性的归纳学习方法 EIL,该方法将 EDA/ESA、AOI 和 Rough 集等技术集成到一起,可以从空间数据库发现多种普遍知识。用中

国大陆分省农业统计数据的发掘和知识发现的实例证明了 EIL 方法的可行性和有效性。

### 参考文献

- 1 Frawley W, Piatetsky-Shapiro G, Matheus C. Knowledge discovery in databases: An overview. In: Piatetsky-Shapiro G, Frawley W (eds), Knowledge Discovery in Databases, AAAI/MIT Press, 1991.
- 2 Li Deren, Cheng Tao. KDG: Knowledge Discovery from GIS—Propositions on the use of KDD in an intelligent GIS. In: Proc ACTES, The Canadian Conf on GIS, 1994.
- 3 邱凯昌,李德仁,李德毅. 空间数据挖掘和知识发现的框架. 武汉测绘科技大学学报, 1997, 22(4): 328~332.
- 4 Han J, Cai Y, Cercone N. Knowledge discovery in databases: An attribute-oriented approach. In: Proc of 18th VLDB, 1992, 547~559.
- 5 Pawlak Z. Rough sets. Int Journal of Computer and Information Sciences, 1982, 11(5).
- 6 Ziarko W (eds). Rough Sets, Fuzzy Sets and Knowledge Discovery. Springer-Verlag, 1994.
- 7 邱凯昌,李德仁,李德毅. 基于 Rough 集理论的 GIS 中属性分析和知识发现的方法. 见: 中国地理信息系统协会第三届年会论文集, 庐山, 1997 年 11 月.
- 8 Batty M, Xie Y. Modeling inside GIS: Part 1, Model structures, exploratory spatial data analysis and aggregation. Int J GIS, 1994, 8(3).
- 9 Hoaglin D C 等著, 陈忠珺, 郭德媛译. 探索性数据分析. 北京: 中国统计出版社, 1998.
- 10 Han J, Fu Y. Dynamic generation and refinement of concept hierarchies for knowledge discovery in databases. In: Proc AAAI'94 Workshop on Knowledge Discovery in Databases (KDD'94), Seattle, WA, July 1994.
- 11 Li Deyi, Han J, Chan E, Shi Xuemei. Knowledge Representation and Discovery Based on Linguistic Atoms. In: Proc the 1st

Pacific-Asia Conf KDD & DM, Singapore, Feb. 1997.  
12 Di Kaichang, Li Deyi, Li Deren. Knowledge representation and  
discovery in spatial databases based on cloud theory. Interna-

tional Archives of Photogrammetry and Remote Sensing, Vol.  
32, Part 3/1, Columbus, Ohio, July 1998.

## Knowledge Discovery from Spatial Databases With Exploratory Inductive Learning

Di Kaichang<sup>1),2)</sup>, Li Deren<sup>2)</sup> and Li Deyi<sup>3)</sup>

<sup>1)</sup>(Center for Remote Sensing in Geology, Beijing 100083)

<sup>2)</sup>(School of Information Engineering, Wuhan Technical University of Surveying and Mapping, Wuhan 430079)

<sup>3)</sup>(Institute of China Electronic System Engineering, Beijing 100036)

**Abstract** An exploratory inductive learning approach is proposed to discover knowledge from spatial database. This approach integrates attribute oriented induction method with exploratory data analysis and Rough set methods. It is flexible and general purpose to discover general knowledge, attribute dependencies and classification knowledge and so on. In order to satisfy the requirements of background knowledge, several methods are proposed for generating concept hierarchies from data. An experiment on agricultural statistical data of China mainland shows that exploratory inductive learning approach is feasible and effective for spatial data mining.

**Keywords** Spatial data mining and knowledge discovery, Exploratory data analysis, Attribute oriented induction, Rough set, Exploratory inductive learning, Concept hierarchy generation

(上接第 915 页)

**色调控制技术:**这是佳能公司推出的一个全新的解决方案,即保持墨盒中现有的色彩数目,减淡浓度并增加打印头经过纸页上每行的次数。在 Photo 打印机中,每个墨盒中的青色和品红色的浓度都稀释了三分之二,黑色稀释了一半(黄色没有被稀释,因为人类的眼睛不能分辨这种颜色的浓度差别)。为了保持 6 色打印的这一特点并产生不同的色彩和色调组合,打印头在纸页的每一行上要经过 3 次之多。这样就拓宽了色彩表现的可能范围。同时佳能公司还采用了细粒度的纸张以减小纸上墨点的直径。这些方法的组合最终使输出照片质量的图象成为可能,而且输出速度与其它全彩色喷墨打印机相同。简而言之,佳能的“4 重色调控制技术”是通过控制墨滴的 4 种浓度完美地表现任何一种色彩从无到有之间的细微色调变化,从而提高打印品质,这种技术突破了以打印分辨率来提高打印品质的局限性。BJC-2000SP 使用可选的 BC-22e Photo 墨水进行照片品质的打印输出。

**墨滴调整技术:**墨滴调整技术是佳能在喷墨技术上的革新,它可以在同一打印头里,同一个喷嘴里喷出普通大小和一半大小两种墨滴。大墨滴用来提供打印速度,小墨滴用来打印出更精细图象,这种新的打印头设计有两个加热器:一个加热器喷射小的墨滴或两个加热器一起喷射一个普通大小的墨滴。两种大小的墨滴结合在一起,就可以产生更细致的、对比更强、更精美的照片品质的输出。

**条幅打印:**特殊的条幅打印模式使我们能够在超长的纸上打印。使用佳能的条幅纸,可以方便地得到漂亮的彩色条幅,用来装饰你的房间或者制造招贴画。另外,你还可以自己设计它的其他用途。BJC-2000SP 可打印长达 6 张 A4 尺寸的条幅纸。BJC-2000SP 具有强大的页面排版功能,只需单击打印机驱动程序的按钮,就可以将 2 页或 4 页的 A4 页面缩小成一页 A4 幅面打印,同时 BJC-2000SP 亦能提供巧妙的印记功能,可以在你打印的文件上自动加上“Confidential”等字样。

**多种打印介质:**BJC-2000SP 可以适用于多种打印介质。它们是:覆膜纸(LC-301),为照片品质输出而设计的高分辨率专用纸(HR-101),演讲用的透明胶片(CF-102),条幅纸(LC-301),做卡片和个人作品用的光面 Photo 纸(GP-201),高光胶片(HG-101)和灯箱片(BF-102),以及纤维织物(FS-101)等。