

图谱论导引(第六期)

上一期文中,我们以特征多项式为工具,着重讨论了割边图,割点图,晕图等导出图之性质.文末所述的闭合步生成函数有效化简了割点图的直接导出公式.本文将继续分析一般图的特征多项式,重点研究线图与Cartesian积之情形.

读者可回忆第一期习题中的某一定理:图 G 特征多项式之导函数即其所有真子图特征多项式之和,即

$$\frac{d}{dx} \det(x - IA(G)) = \sum_{i \in V(G)} \det(x - IA(G - j)).$$

证明略.相反地,能否通过各子图确定原图之形貌?此难题系Kelly与Ulam一同提出的,未尝得解;可稽之成果略列如下:

- 若 G 为树,则 P_G 由 P_{G-j} 唯一确定.
- P_G 由诸 $G - j$ 之形貌唯一确定.

实际上,以下论断均成立:

- 给定结构未知的图 G 及其诸割点图之特征多项式,若存在有重根的特征多项式 $P_{G-j}(x)$,则 P_G 可确定.

下一节将给出证明.

特征值排序公式

证明仅需一技巧:真子图特征值排序公式.今有以下论断:若 A 为 n 阶对称矩阵, B 为 A 之 m 阶主子式.记 $\lambda_1, \dots, \lambda_n$ 为 A 升序排列的特征值, x_1, \dots, x_n 为对应之特征向量; β_1, \dots, β_m 为 B 升序排列的特征值, y_1, \dots, y_m 为对应之特征向量.则对任意 $k \in \{1, 2, \dots, m\}$, $\lambda_k \leq \beta_k \leq \lambda_{k+n-m}$.

为证明之便,下定义

$$V_k := \text{span}(x_k, \dots, x_n), W_k := \text{span}(y_1, \dots, y_k)$$

为统一维度,记

$$\tilde{W}_k : W_k \times \mathbf{0}^{n-k}.$$

由于 $\dim V + \dim \tilde{W}_k - n = 1$,故不妨取 $\tilde{w}_k \in V \cap \tilde{W}_k$,记 w_k 为 \tilde{w}_k 的前 k 项(后 $n - k$ 项显然为0).注意到

$$\lambda_k := \min_{x \in V_k} \frac{x^T A x}{x^T x} \leq \frac{\tilde{w}_k^T A \tilde{w}_k}{\tilde{w}_k^T \tilde{w}_k} = \frac{\omega_k^T B \omega_k}{\omega_k^T \omega_k} \leq \max_{y \in W_k} \frac{y^T B y}{y^T y} = \beta_k.$$

从而不等式左侧得证.考虑

$$V_k^* := \text{span}(x_1, \dots, x_{k+n-m}), W_k^* := \text{span}(y_k, \dots, y_m)$$

即可证得不等式之另一侧.

若 $P_{G-j}(x)$ 有重根,该重根自然为 $P_G(x)$ 之根.若诸割点图之特征多项式已知,即可唯一确定 $P_G(x)$.

半正则二部图之线图

回顾线图之定义: $L(G)$ 以 G 之边为点, $L(G)$ 中两点相连若且仅若其对应的 G 中边相邻. 此前业已定义导出矩阵 $B := (b_{ve})_{|V| \times |E|}$ 以描述图中点与边之相属关系, 且 $A(L(G)) = B^T B - 2I_{|E(G)|}$. 对 k 正则图 G 而言, $A(G) = BB^T - kI_{|V(G)|}$, 从而

$$P_{L(G)}(x) = (x + 2)^{|E|-|V|} P_G(x - k + 2).$$

下适当放宽限制, 考虑如是定义的半正则二部图(semi-regular bipartite graph)

- G 为半正则二部图若且仅若 G 为二部图, 且 n_1 个顶点度为 k_1 , $n_2 := |V| - n_1$ 个顶点度为 k_2 .

此处不妨设 $n_1 \geq n_2$, 则

$$P_{L(G)}(x) = (x + 2)^{n_1 k_1 - n_1 - n_2} P_G \left(\sqrt{(x - k_1 + 2)(x - k_2 + 2)} \right) \sqrt{\frac{x - k_1 + 2}{x - k_2 + 2}}^{n_1 - n_2}$$

证明不繁, 仅需注意

$$BB^T = \begin{pmatrix} k_1 I_{n_1} & K^T \\ K & k_2 I_{n_2} \end{pmatrix} = A + D$$

即可. 记 $Q_G(x)$ 为无符号Laplace矩阵 $A(G) + D(G)$ 之特征多项式, 从而

$$\begin{aligned} Q_G(x) &= \begin{vmatrix} (x - k_1)I_{n_1} & -K^T \\ -K & (x - k_2)I_{n_2} \end{vmatrix} \\ &= \begin{vmatrix} (x - k_1)I_{n_1} & O \\ -K & (x - k_2)I_{n_2} - \frac{KK^T}{x - k_1} \end{vmatrix} \\ &= (x - k_1)^{n_1 - n_2} P_{KK^T}((x - k_1)(x - k_2)) \end{aligned}$$

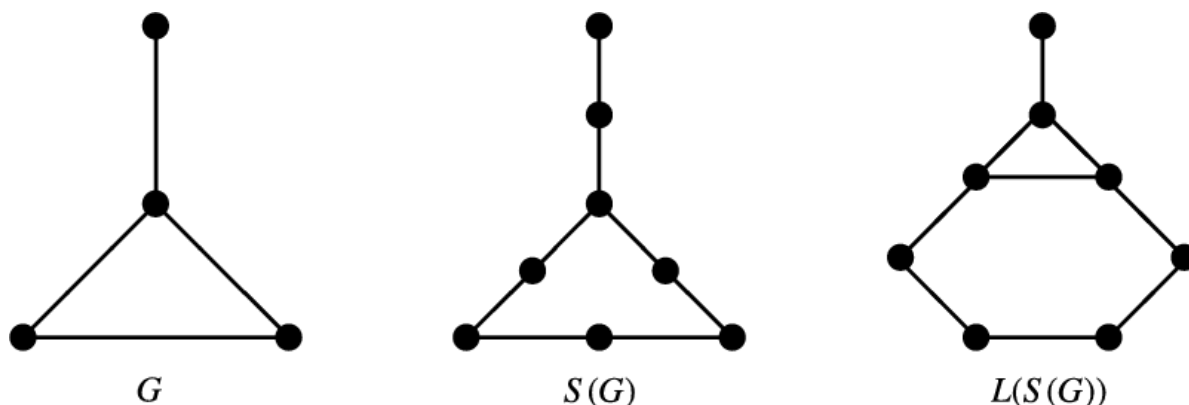
而 $P_{A^2}(t^2) = P_A(t)^2 = (P_{KK^T}(t)P_{K^T K}(t))^2 = x^{2(n_1 - n_2)} P_{KK^T}(x)^4$, 回代即得证结论.

倘若前 n_2 个特征值已知(降序排列), 则可求出 $P_{L(G)}(x)$ 之显式表达. 应留意 $\lambda_1(G) = \sqrt{k_1 k_2}$, 对应的特征向量系 $(\sqrt{r_1} \mathbf{1}_{n_1}, \sqrt{r_2} \mathbf{1}_{n_2})$. 再由于 $\text{rank}(A(G)) \leq 2n_2$. 从而 $P_G(x)$ 有因子 $x^{n_1 - n_2}$. 计算得

$$\begin{aligned} P_{L(G)}(x) &= (x - k_1 - k_2 + 2)(x - k_2 + 2)^{n_1 - n_2} (x + 2)^{n_1 k_1 - n_1 - n_2 + 1} \\ &\quad \times \prod_{i=2}^{n_2} [(x - k_1 + 2)(x - k_2 + 2) - \lambda_i^2] \end{aligned}$$

中驻图

中驻图(subdivision graph) $S(G)$ 系 G 之各边中标注一顶点的生成图, 例如 $S(P_n) = P_{2n-1}$, $S(G_1 \dot{\cup} G_2) = S(G_1) \dot{\cup} S(G_2)$. 笔者姑译之"中驻图", 是以边内安插之新顶点形似驻马亭边, 重有"宛辔憩通衢"之意味. 如下图所示



注意到 $A(S(G)) = \begin{pmatrix} O & B^T \\ B & O \end{pmatrix}$, 故 $P_{S(G)}(x) = x^{|E|-|V|} Q_G(x^2)$.

端详 $V(G)$ 与 $V(S(G)) \setminus V(G)$ 之连边情况, $S(G)$ 为二部图. 倘若 G 本身为正则图, $S(G)$ 即为半正则二部图. 若 G 为 k 正则图, 则 $P_{S(G)}(x) = x^{m-n} P_G(x^2 - k)$.

图谱论导引(第六期(下))

Cartesian类积系图论中一类重要的多元运算. 由于其本身涉及图的维数增加, 故形式略为复杂; 但对Cartesian类积之研究不乏蹊径, 例如本文着重介绍的NEPS语言.

Cartesian类积与NEPS

NEPS(non-complete extended p-sum)系一类甚是常见的图运算. 定义非零且同维数的二进元组 $\mathcal{B} \subset \{0, 1\}^n \setminus \{0\}^n$, 图序列 $\{G_i\}_{i=1}^n$ 在NEPS运算后之结果如下:

- 新图之顶点无非 $V(G_1) \times V(G_2) \times \cdots \times V(G_n)$,
- 新图之两点 (x_1, \dots, x_n) 与 (y_1, \dots, y_n) 相邻若且仅若存在 $\beta \in \mathcal{B}$ 使得 $\beta_i = 0 \Leftrightarrow x_i = y_i$ 且 $x_j \sim y_j \Leftrightarrow \beta_j = 1$.
- 一般记该新图为 $\text{NEPS}(\{G_i\}_{i=1}^n, \mathcal{B})$.

例如记 $\mathcal{B} = \{(1, 0), (0, 1)\}$, $G_1 \cong G_2 = P_3$, 则 $\text{NEPS}(G_1, G_2; \mathcal{B}) = \text{田}$.

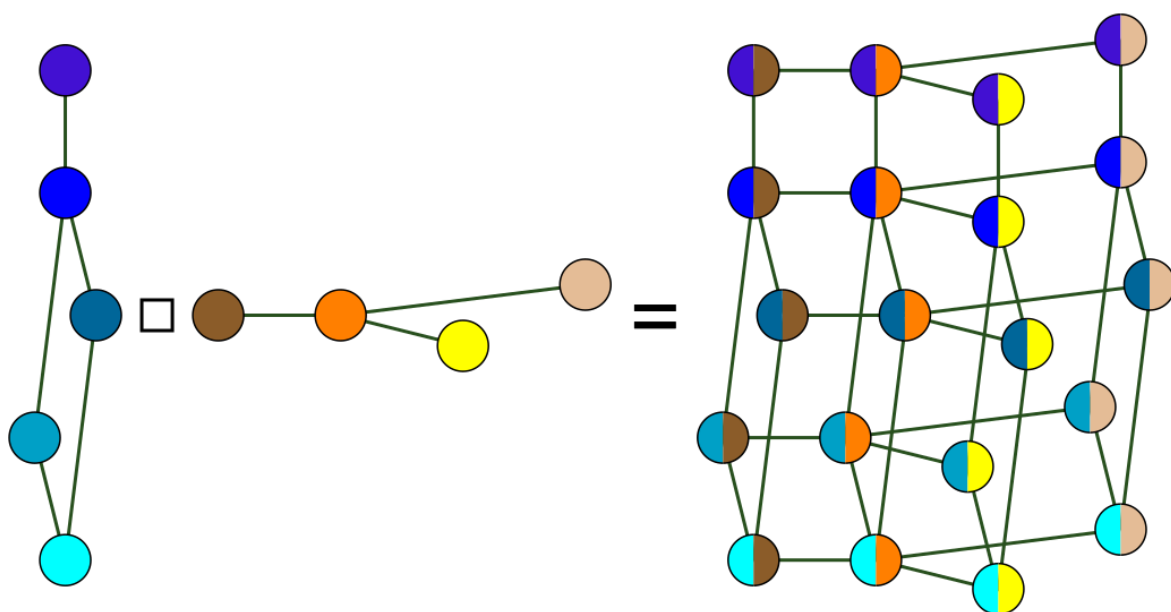
现采用NEPS语言分析常见之图乘积, 姑称之Cartesian类积(Cartesian type products).

Cartesian积

此前业已在第五期推文中介绍该运算之二元情形: 定义 $G \square H$ 为 G 与 H 之Cartesian积, 其中 $V(G \square H) \cong V(G) \times V(H)$, $(g_i, h_i) \sim (g_j, h_j)$ 若且仅若以下一者成立

- $g_1 = g_2$, 且 H 中 $h_1 \sim h_2$, 对应 $(0, 1) \in \mathcal{B}$.
- $h_1 = h_2$, 且 G 中 $g_1 \sim g_2$, 对应 $(1, 0) \in \mathcal{B}$.

例如 $P_2 \square P_3 = \text{日}$, $(P_2 \dot{\cup} P_2) \square P_3 = P_2 \square (P_3 \dot{\cup} P_3) = \text{昌}$. 下图为较复杂的例子



述诸NEPS定义法, Cartesian积 $\square \{G_i\}_{i=1}^n$ 之 \mathcal{B} 基底为所有仅包含一个1的 n 元组. 之所以多元Cartesian积良定义, 是因为 (\mathcal{G}, \square) 为良定义的交换半群.

- \square 之交换性说明: 以 $G_1 \square G_2$ 为例, $G_1 \square G_2$ 中点 (a_1, a_2) 与 (b_1, b_2) 相邻若且仅若

$$[(a_1 = b_1) \wedge (a_2 \sim b_2)] \vee [(a_1 \sim b_1) \wedge (a_2 = b_2)].$$

注意到逻辑符号 \vee 两侧可交换, 从而 \square 可交换.

- \square 之结合性说明: 以 $(G_1 \square G_2) \square G_3 = G_1 \square (G_2 \square G_3)$ 为例, $(G_1 \square G_2) \square G_3$ 中点 (a_1, a_2, a_3) 与 (b_1, b_2, b_3) 相邻若且仅若

$$\begin{aligned} & (\{[(a_1 = b_1) \wedge (a_2 \sim b_2)] \vee [(a_1 \sim b_1) \wedge (a_2 = b_2)]\} \wedge (a_3 = b_3)) \\ & \vee \{[(a_1 = b_1) \wedge (a_2 = b_2)] \wedge (a_3 \sim b_3)\} \\ \Leftrightarrow & \vee_{\text{cyc.}} \{(a_1 = b_1) \wedge (a_2 = b_2) \wedge (a_3 \sim b_3)\} \end{aligned}$$

利用对称式与交换律即可证明

$$(G_1 \square G_2) \square G_3 = (G_2 \square G_3) \square G_1 = G_1 \square (G_2 \square G_3).$$

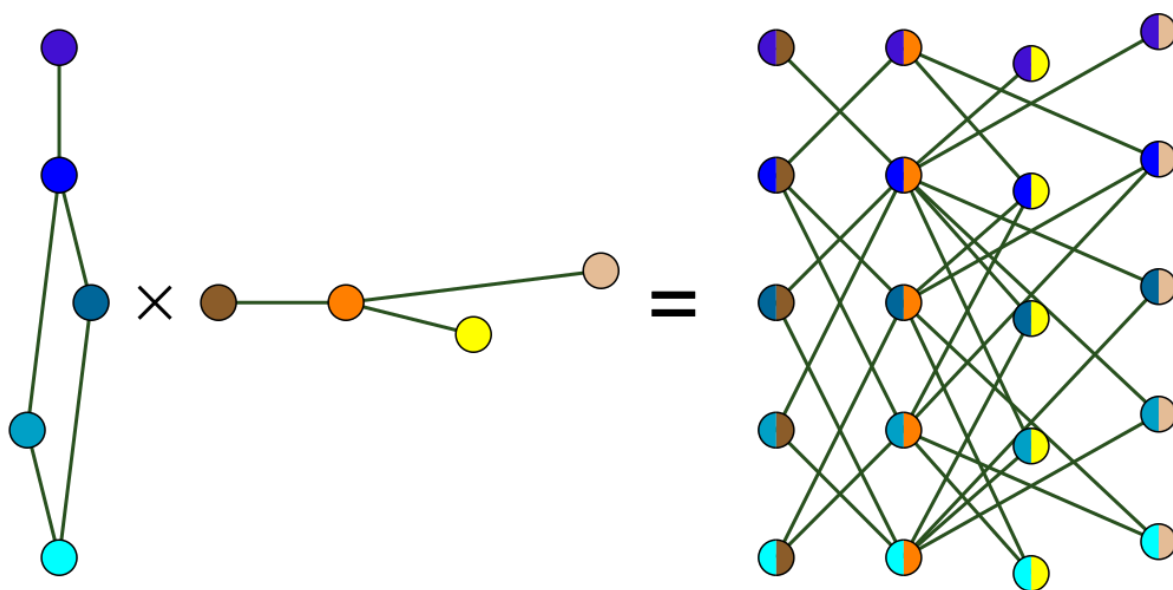
由是可发觉一则简单结论: n 元运算具备交换律, 若且仅若 \mathcal{B} 中基底具有高度对称性, 即每一元素对应的数组经过任意形式的重排后仍位于 \mathcal{B} 中. 兹将结合律之相应论断留予读者思索.

张量积

定义 $G \times H$ 为 G 与 H 之张量积(tensor product), 其中 $V(G \times H) \cong V(G) \times V(H)$, $(g_i, h_i) \sim (g_j, h_j)$ 若且仅若

$$(g_i \sim g_j) \wedge (h_i \sim h_j).$$

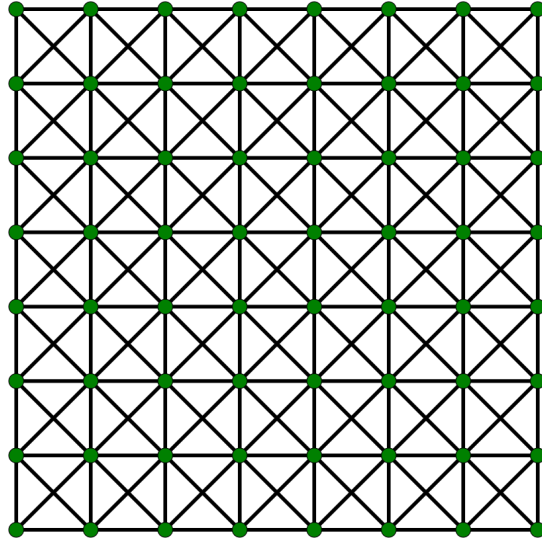
如下图所示:



此时 $\mathcal{B} = \{(1, 1)\}$, 因此 \times 之交换律与结合律无比显然. 是故多元运算之情形过于显然的, 兹不赘述.

强积

约定 $\mathcal{B} = \{0, 1\}^n \setminus \{0\}^n$ 即可. 易知其满足交换律与结合律, 其一般形式留余读者自行探索. 下图为 $P_8 \boxtimes P_8$ 的运算结果



颇具Pyramide du Louvre之风.

邻接矩阵与谱

我们自然关心Cartesian类积生成图的邻接矩阵及其谱. 截至此段, NEPS语言暂未显示其独特作用, 但下文之结论实属精妙.

先前文章中已有结论: $A(G \square H) = A(G) \otimes I_{|V(H)|} + I_{|V(G)|} \otimes A(H)$. 注意到 $\mathcal{B} = \{(1, 0), (0, 1)\}$, 由此可自然猜想

$$A(\text{NEPS}(\{G_i\}_{i=1}^n; \mathcal{B})) = \sum_{\beta \in \mathcal{B}} \otimes_{i=1}^n A(G_i)^{\beta_i}.$$

例如

$$\begin{aligned} A(G \square H) &= A(G)^1 \otimes A(H)^0 + A(G)^0 \otimes A(H)^1 \\ &= A(G) \otimes I_{|V(H)|} + I_{|V(G)|} \otimes A(H) \end{aligned}$$

证明: 将 $V(G_1) \times \cdots \times V(G_n)$ 进行字典排序, 考虑点 (i_1, \dots, i_n) 与 (j_1, \dots, j_n) 之相邻关系即可. 相邻时若且仅若 $\{G_i\}_{i=1}^n$ 符合某一组 β , 对应的1元素也仅能在唯一一组 β 之作用下于 $\otimes_{i=1}^n A(G_i)^{\beta_i}$ 中展现. 是故得证.

回顾张量积运算 $(A \otimes B)(C \otimes D) = (A \otimes C)(B \otimes D)$, 从而 $A(\text{NEPS}(\{G_i\}_{i=1}^n; \mathcal{B}))$ 之特征值为

$$\sum_{\beta \in \mathcal{B}} \left(\prod_{i=1}^n \lambda_i^{i_k \beta_i} \right)$$

其中 $\lambda_i^{i_k}$ 为 G_i 的第 k 特征值, 对应特征向量 $x_i^{i_k}$, 从而 $A(\text{NEPS}(\{G_i\}_{i=1}^n; \mathcal{B}))$ 对应之特征向量为

$$\sum_{\beta \in \mathcal{B}} \otimes_{i=1}^n x_i^{i_k}$$

例如, 由 $L(K_{m,n}) = K_m \square K_n$ 可知 $L(K_{m,n})$ 值谱为

$$((m+n-2)^1, (n-2)^{m-1}, (m-2)^{n-1}, (-2)^{(m-1)(n-1)}).$$

广义NEPS积

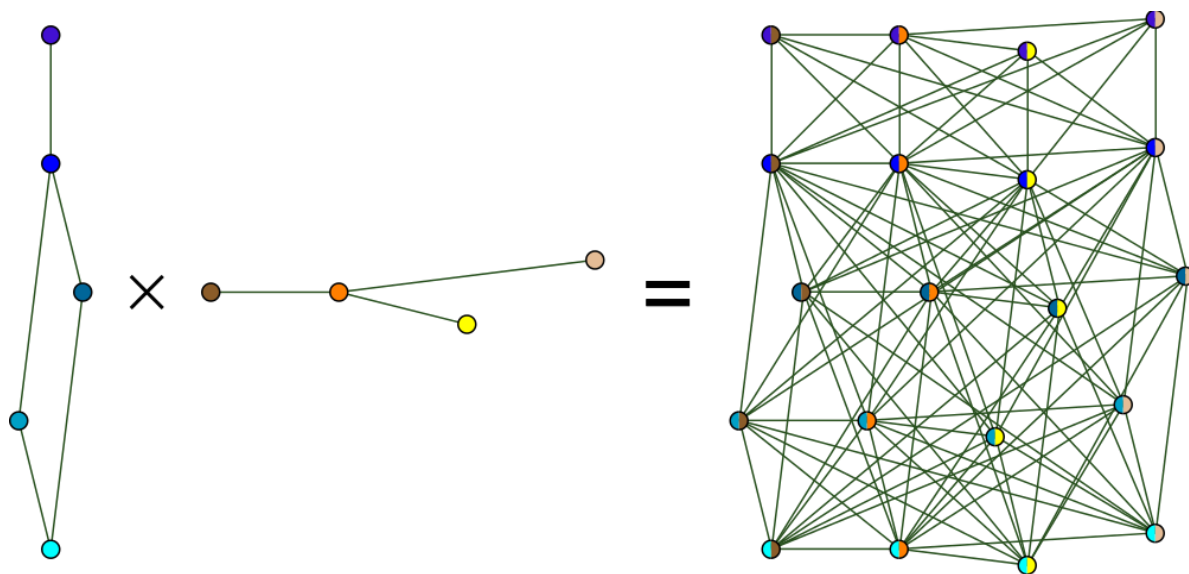
若允许 \mathcal{B} 中元素形式地取 -1 , 并以此表示对应点不相邻(\approx). 为兼容前文之运算, 此处规定 $A(G)^{(-1)} = J - I - A(G)$, 再记 $\{(*, :)\}$ 为 $\{(*, 1), (*, 0), (*, -1)\}$. 从而可构造以下常见之图运算:

字典序积(Lexicographical product)

定义 $G_1 \cdot G_2$ 或 $G_1[G_2]$ 为字典序的(Lexicographical), 若且仅若其点关于索引呈字典顺序, 其中 $G_1 \cdot G_2$ 之点集无非 $V(G_1) \times V(G_2)$. 具体而言, $(a_1, a_2) \sim (b_1, b_2)$ 若且仅若

- $a_1 \sim b_1$ 或 $a_1 = b_1$.
- $a_1 = b_1$ 时, $a_2 \sim b_2$.

如下图所示



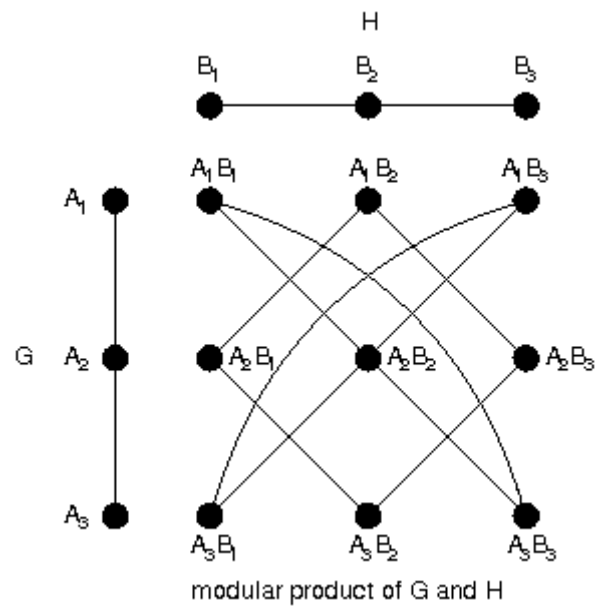
从而 $\mathcal{B} = \{(1, :), (0, 1)\}$. 可验证其多元运算满足结合律, 例如三元运算对应基底 $\mathcal{B} = \{(1, :, :), (0, 1, :), (0, 0, 1)\}$; 但显然不满足交换律.

模积(Modular product)

运算规则为, (a_1, a_2) 与 (b_1, b_2) 相连若且仅若

$$[(a_1 \sim b_1) \wedge (a_2 \sim b_2)] \vee [(a_1 \approx b_1) \wedge (a_2 \approx b_2)].$$

如下图所示



对应 $\mathcal{B} = \{(1, 1), (-1, -1)\}$. 该运算可推广至多元情形, 且满足交换律与结合律.