Alexius S. Academia

Generalized Hooke's Law:

(Solve for stresses)

1)
$$\varepsilon_{x} = \frac{1}{E} \left(\sigma_{x} - v \left(\sigma_{y} + \sigma_{z} \right) \right)$$
2)
$$\varepsilon_{y} = \frac{1}{E} \left(\sigma_{y} - v \left(\sigma_{z} + \sigma_{x} \right) \right)$$

3)
$$\varepsilon_z = \frac{1}{E} \left(\sigma_z - v \left(\sigma_x + \sigma_y \right) \right)$$

$$\begin{bmatrix} 1 & -v & -v \\ -v & 1 & -v \\ -v & -v & 1 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} \sigma_x \\ \sigma_y \\ \sigma_z \end{bmatrix} = E \cdot \begin{bmatrix} \varepsilon_x \\ \varepsilon_y \\ \varepsilon_z \end{bmatrix}$$

Rearranging the equation:

$$\begin{bmatrix} \sigma_x \\ \sigma_y \\ \sigma_z \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & -v & -v \\ -v & 1 & -v \\ -v & -v & 1 \end{bmatrix}^{-1} \cdot E \cdot \begin{bmatrix} \varepsilon_x \\ \varepsilon_y \\ \varepsilon_z \end{bmatrix} \rightarrow \begin{bmatrix} \sigma_x \\ \sigma_y \\ \sigma_z \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \sigma_x \\ \sigma$$

Rearranging the equation:
$$\begin{bmatrix} \sigma_x \\ \sigma_y \\ \sigma_z \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & -v & -v \\ -v & 1 & -v \\ -v & -v & 1 \end{bmatrix}^{-1} \cdot E \cdot \begin{bmatrix} \varepsilon_x \\ \varepsilon_y \\ \varepsilon_z \end{bmatrix} \rightarrow \begin{bmatrix} \sigma_x \\ \sigma_y \\ \sigma_z \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} E \cdot \varepsilon_x \cdot (v-1) & E \cdot v \cdot \varepsilon_y & E \cdot v \cdot \varepsilon_z \\ 2 \cdot v^2 + v - 1 & 2 \cdot v^2 + v - 1 \\ E \cdot \varepsilon_y \cdot (v-1) & E \cdot v \cdot \varepsilon_x & E \cdot v \cdot \varepsilon_z \\ 2 \cdot v^2 + v - 1 & 2 \cdot v^2 + v - 1 \\ E \cdot \varepsilon_z \cdot (v-1) & E \cdot v \cdot \varepsilon_x & E \cdot v \cdot \varepsilon_y \\ 2 \cdot v^2 + v - 1 & 2 \cdot v^2 + v - 1 \end{bmatrix}$$

Expanded form:

 $E \cdot \varepsilon_y = \sigma_y - v \cdot \sigma_z - v \cdot \sigma_x$

 $E \cdot \varepsilon_z = \sigma_x - v \cdot \sigma_x - v \cdot \sigma_y$

Substitute the condition:

$$\varepsilon_z = 0$$
 $\sigma_z = 0$

$$\begin{bmatrix} \sigma_x \\ \sigma_y \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & -v \\ -v & 1 \end{bmatrix}^{-1} \cdot \begin{bmatrix} E \cdot \varepsilon_x \\ E \cdot \varepsilon_y \end{bmatrix} \rightarrow \begin{bmatrix} \sigma_x \\ \sigma_y \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -\frac{E \cdot \varepsilon_x}{v^2 - 1} & \frac{E \cdot v \cdot \varepsilon_y}{v^2 - 1} \\ -\frac{E \cdot \varepsilon_y}{v^2 - 1} & \frac{E \cdot v \cdot \varepsilon_x}{v^2 - 1} \end{bmatrix}$$

Interpreting the result:

$$\sigma_x = -\frac{E \cdot (\varepsilon_x + v \cdot \varepsilon_y)}{v^2 - 1} = \frac{E}{1 - v^2} \cdot (\varepsilon_x + v \varepsilon_y)$$

$$\sigma_y = \frac{E \cdot \left(\varepsilon_y + v \cdot \varepsilon_x\right)}{v^2 - 1} = \frac{E}{1 - v^2} \cdot \left(\varepsilon_y + v \varepsilon_x\right)$$